

성능개선을 위한 새로운 신경망 비선형 적응제어기 설계

이병기* 권대업** 최재석* 이순영*
 *경상대학교 전기공학과 **한국항공우주산업(주)

A Design of the New Neural Adaptive Controller for Improving Performance

Lee, Byenggi* Gweon, Daep** Choi, Jaeseok* Lee, Soonyoung*

*Dept. of Electrical Eng. of Gyeongsang National Univ. **Korea Aerospace Industries Ltd.

Abstract - It is proposed a new algorithm for a neural network adaptive tracking control scheme to improve performance in this paper. In supervisory control scheme, the upper and lower bound of the parameters are directly estimated by using RBF neural network without their information, and the weighting parameters of the control input are adjusted on-line by adaptation laws. As a result, the proposed algorithm assured that the output errors go to zero without relation to existing minimum approximation errors and disturbances.

The effectiveness of the proposed algorithm is demonstrated through the simulation of one-link rigid robotics manipulator.

리고 $u \in R$, $y \in R$ 는 비선형 시스템의 입력과 출력을 나타낸다.

본 연구의 목적은 플랜트 출력 x 가 기준모델 출력 x_m 을 따라가도록 제어입력 u 를 설계하는 것이다. 플랜트가 추종해야 할 기준모델을 기준입력 $r(t)$ 와 안정한 행렬 A_m 를 사용하여 다음과 같이 설정한다.

$$\dot{x}_m = A_m x_m + B_m r(t) \tag{2}$$

여기서 $x_m = [x_m, \dot{x}_m, \dots, x_m^{(n-1)}]^T$

$$A_m = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & \dots & -k_1 \end{bmatrix}$$

$$B_m = [0, 0, \dots, b_m]^T$$

본 연구에서는 식(1)의 비선형 시스템의 동태방정식을 비선형 함수 $f = f_0 + \sum_{i=1}^n k_{(n-i+1)}x_i$ 로 두고, 아래와 같은 동태방정식 형태로 바꾸어 사용한다.

$$\dot{x} = A_m x + B u + F \tag{3}$$

여기서 $x = [x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}]^T$,

$$B = [0, 0, \dots, b]^T$$

$$F = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ f \end{bmatrix}$$

추종오차를 $e = x - x_m$ 으로 두면 오차방정식은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\dot{e} = A_m e + b_c b u + b_c f - b_c b_m r(t) \tag{4}$$

여기서 $b_c = [0, 0, \dots, 1]^T$ 이다.

1. 서 론

최근 신경회로망을 이용한 비선형 제어기 설계에 관한 활발한 연구가 진행되고 있다. 특히 신경망을 통하여 비선형 항을 추정 가능한 형태의 함수로 나타낼 수 있을 뿐 만 아니라 신경망을 통하여 비선형 시스템의 제어입력을 직접 추정하여 시스템에 적용할 수 있다. 이와 같은 특성으로 인하여 신경회로망이 비선형 제어기 설계에 널리 이용되고 있다[1][2]. 그럼에도 불구하고 신경망 출력과 시스템사이의 근사오차로 인하여 출력특성이 저하되는 요인이 되고 있으며, 또한 전체계의 안정도 보장을 위해 필요되는 감독제어기 설계에 있어서는 파라메타의 상·하한값 등을 알아야 한다.

이에 본 논문에서는 감독제어기 구성에 필요로 되는 파라메타의 상·하한값을 RBF신경망을 통하여 직접 추정하였으며, 제어입력에 사용된 신경망 하중함수를 적응책을 통하여 조정하므로써 외란 및 근사오차의 존재여부에 관계없이 플랜트의 출력과 기준모델의 출력을 설계자 임의로 일치시킬 수 있는 새로운 신경망 적응제어기를 설계하였다. 또한 제시된 알고리즘의 효용성은 one-link rigid robotics manipulator을 사용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 알아보았다.

2. 문제 설정

n 차 비선형 SISO시스템의 동태방정식을 아래와 같이 나타낼 수 있다[1].

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\dots \\ \dot{x}^{(n)} &= f_0(x, \dot{x}, \dots, x^{(n)}) + b u \\ y &= x_1 \end{aligned} \tag{1}$$

$f(\cdot)$ 는 비선형 함수이고, $b > 0$ 는 미지의 상수이다. 그

3. 새로운 신경망 적응제어기 설계

만약 비선형 함수 $f \leq f^U$, $0 < b_L \leq b$ 를 알고 있다면, 제어입력($u^* = u_c^* + u_s^*$)은 다음과 같이 구성될 수 있다.

$$\begin{aligned} u_c^* &= \frac{1}{b} [-f + b_m r(t)] \\ u_s^* &= -\Gamma^* \text{sgn}(e^T P b_c) \frac{1}{b_L} [|f^U| + |b_m r(t)|] \end{aligned} \tag{5}$$

여기서 $\Gamma^* = 1$ $|e^T P b_c| > \delta$
 $\Gamma^* = 0$ $|e^T P b_c| \leq \delta$

A_m 은 안정한 행렬이므로 다음을 만족하는 양의 한정 행렬 P, Q 가 존재한다.

$$A_m^T P + P A_m = -Q \quad (6)$$

이제 다음과 같은 함수를 생각한다.

$$V = \frac{1}{2} e^T P e \quad (7)$$

위 함수의 도함수를 구하면,

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} \dot{e}^T P e + \frac{1}{2} e^T P \dot{e} \\ &= -\frac{1}{2} e^T Q e - |e^T P b_c| \frac{b}{b_L} [|f^U| + |b_m r(t)|] \end{aligned}$$

따라서 $\dot{V} \leq 0$ 을 만족하므로 추종오차 $\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0$ 가 됨을 알 수 있다.

그러나 비선형함수 $f(\cdot)$ 및 b 의 파라메타 상·하한치 f^U, b_L 등을 알지 못하므로 본 논문에서는 비선형함수의 상·하한치(8)와 제어입력(9)을 RBF신경망을 이용하여 직접 추정하였다.

$$\frac{f^U}{b_L} = \theta_f^T \zeta_f(x) \quad (8)$$

$$\frac{1}{b_L} = \theta_b^T \zeta_b(x)$$

$$u = u_c + u_s \quad (9)$$

$$\begin{aligned} u_c &= \theta_c^T \zeta_c(x) \\ u_s &= -I^* \operatorname{sgn}(e^T P b_c) [\theta_g + \theta_f^T \zeta_f(x)] \\ &\quad - I^* \operatorname{sgn}(e^T P b_c) [\theta_b^T \zeta_b(x) |b_m r(t)|] \end{aligned}$$

부호함수가 제어입력에 포함되어 있으므로 체터링 현상이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 체터링을 줄이기 위하여 $|d| < \rho$, (ρ 는 임의의 작은 양의 상수), 일 경우 $\operatorname{sgn}(e)$ 를 e/ρ 로 대체하였다.

여기서 $\theta^T = (\theta_1, \dots, \theta_M)^T$ 는 RBF신경회로망의 하중벡터이며, $\zeta(x) = (\zeta_1(x), \dots, \zeta_M(x))^T$ 는 다음과 같이 구성되는 Gaussian함수이다(3).

$$\zeta_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (10)$$

i 는 RBF신경회로망의 은닉층 개수를 나타내며, c_i 와 σ_i 은 상수 파라메타로 각각 중간치와 교정치를 나타낸다(3).

이제 다음과 같은 근사오차를 각각 정의한다.

$$\begin{aligned} \omega_c &= u_c(x|\theta^*) - u_c^* \\ \varepsilon_f(x) &= \theta_f^{*T} \zeta_f(x) - \frac{f^U}{b_L} \\ \varepsilon_b(x) &= \theta_b^{*T} \zeta_b(x) - \frac{1}{b_L} \end{aligned} \quad (11)$$

이제 하중벡터 $\theta_c, \theta_f, \theta_b, \theta_g$ 는 다음과 같은 적응칙을 사용하여 조정한다. 여기서 $\eta > 0$ 인 값을 갖는다.

$$\begin{aligned} \dot{\theta}_c &= -\eta_c e^T P b_c \zeta_c(x) \\ \dot{\theta}_g &= -\eta_g |e^T P b_c| \\ \dot{\theta}_f &= \eta_f e^T P b_c | \zeta_f(x) \\ \dot{\theta}_b &= \eta_b |e^T P b_c| |b_m r(t)| \zeta_b(x) \end{aligned} \quad (12)$$

안정도를 증명하기 위해 다음과 같은 스칼라 함수를 가정한다.

$$\begin{aligned} V &= \frac{1}{2} e^T P e + \frac{b}{2} [\eta_c \phi_c^T \phi_c + \eta_f \phi_f^T \phi_f] \\ &\quad + \frac{b}{2} [\eta_b \phi_b^T \phi_b + \eta_g (\theta_g - a)^2] \end{aligned} \quad (13)$$

식(4), 식(9), 식(11), 식(12)을 이용하여 도함수를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\frac{1}{2} e^T Q e + e^T P b_c b \phi_c^T \zeta_c(x) + e^T P b_c f \\ &\quad - e^T P b_c b_m r(t) - e^T P b_c b \omega_c - |e^T P b_c| b a \\ &\quad - |e^T P b_c| b [\theta_f^T \zeta_f(x) + \theta_b^T \zeta_b(x) |b_m r(t)|] \\ &\quad + \frac{b}{\eta_f} (\theta_f - \theta_f^*)^T \dot{\phi}_f + \frac{b}{\eta_b} (\theta_b - \theta_b^*)^T \dot{\phi}_b \\ &\quad + \frac{b}{\eta_c} \phi_c^T \dot{\phi}_c \\ &= -\frac{1}{2} e^T Q e - e^T P b_c b \omega_c - |e^T P b_c| b a \\ &\quad + e^T P b_c f - b \theta_f^{*T} |e^T P b_c| \zeta_f(x) \\ &\quad - e^T P b_c b_m r(t) - b \theta_b^{*T} |e^T P b_c| |b_m r(t)| \zeta_b(x) \\ &\leq -\frac{1}{2} e^T Q e + b |e^T P b_c| |\omega_c| - b |e^T P b_c| a \\ &\quad - |e^T P b_c| [b \theta_f^{*T} \zeta_f(x) - |f|] \\ &\quad - |e^T P b_c| |b_m r(t)| [b \theta_b^{*T} \zeta_b(x) - 1] \\ &= -\frac{1}{2} e^T Q e + b |e^T P b_c| (|\omega_c| - a) \\ &\quad - |e^T P b_c| b [\varepsilon_f(x) + \frac{f^U}{b_L} - \frac{|f|}{b}] \\ &\quad - |e^T P b_c| |b_m r(t)| b [\varepsilon_b(x) + \frac{1}{b_L} - \frac{1}{b}] \end{aligned}$$

위에서 a 는 임의의 상수이므로, $a \geq (|\omega_c| + \varepsilon_f + \varepsilon_b |b_m r(t)|)$ 가 존재하게 된다. 따라서 도함수 $\dot{V} \leq 0$ 이 되어 플랜트와 모델사이의 추정오차 $\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0$ 이 되므로 근사오차에 관계없이 원하는 제어 목적을 달성할 수 있음을 알 수 있다.

4. 시뮬레이션 및 검토

제시된 신경망 적응제어기의 효용성을 one-link rigid robotic manipulator를 사용한 시뮬레이션을 통하여 알아보았다. 동태방정식은 다음과 같다(4)(5).

$$m l^2 \ddot{q} + d \dot{q} + m l g \cos(q) = u$$

여기서 l 은 link의 길이, m 은 질량, 그리고 q 는 위치를 각각 나타낸다. 초기값은 $q(0) = 0.1, \dot{q}(0) = 0$ 로 설정하였고, 파라메타는 간단히 $m = l = d = g = 1$ 로 두었다.

위의 동태방정식은 다음과 같은 상태방정식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \dot{q} \\ \ddot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q \\ \dot{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -(m l^2)^{-1} d \dot{q} - g l^{-1} \cos(q) \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} 0 \\ (mI^2)^{-1} \end{bmatrix} u$$

추종해야 할 기준모델은 다음과 같이 설정하였다.

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_m \\ \ddot{q}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -16 & -8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_m \\ \dot{q}_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} r(t)$$

여기서 $q_m(0)=[0, 0]^T$ 로 설정하고, 기준입력 $r(t)$ 는 구형파를 사용하였다. 그리고 제어입력을 $u \leq |10|$ 으로 제한 하였다. 그림 4, 그림 5, 그림 6은 강인성을 보이기 위해 출력측에 $t > 11.5$ 초에서 지속적인 외란을 인가하였을 때의 출력을 나타낸다. 시뮬레이션 결과 플랜트 출력이 기준모델을 잘 추종함을 알 수 있다.

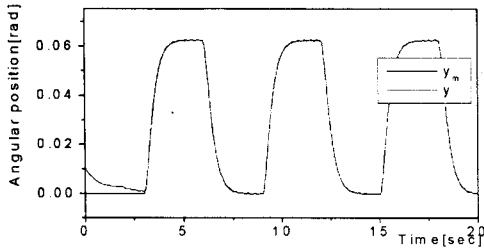


Fig. 1. The angular position

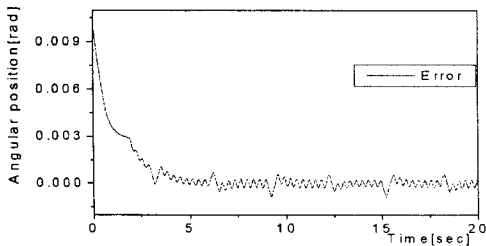


Fig. 2. The error of the angular position

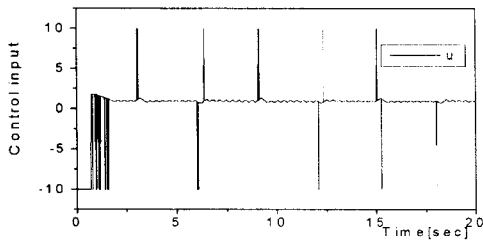


Fig. 3. The control input

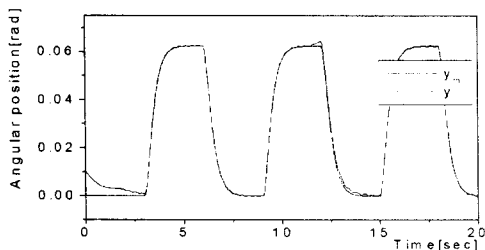


Fig. 4. The angular position

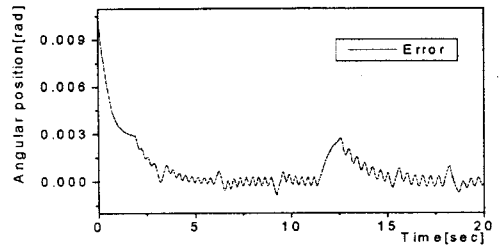


Fig. 5. The error of the angular position

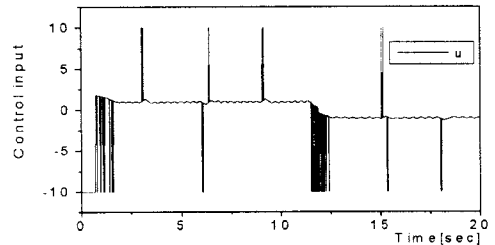


Fig. 6. The control input

5. 결 론

본 논문에서는 신경망 적응제어의 성능 개선을 위한 새로운 알고리즘을 제시하였다. 감동제어기 구성에 필요로 되는 파라메타의 상·하한값을 RBF신경망을 통하여 직접 추정하였으며, 신경망 하중함수는 적응칙을 통하여 on-line으로 조정하므로써 외란 및 근사오차의 존재여부에 관계없이 플랜트의 출력과 기준모델의 출력을 설계자 임의로 일치시킬 수 있는 새로운 신경망 적응제어를 설계하였다. 시뮬레이션 결과를 통하여 제어 알고리즘의 효용성을 입증하였다.

(참 고 문 헌)

- [1] L. X. Wang, "Adaptive Fuzzy Systems and Control", Prentice Hall, 1994
- [2] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P. J. Gawthrop, "Neural Networks for Control Systems - A Survey", Automatica, vol. 28, pp. 1083-1112, 1992.
- [3] L. X. Wang, "A Course in Fuzzy Systems and Control", Prentice Hall, 1997
- [4] Man Zhihong, H. R. Wu, and M. Palaniswami, "An Adaptive Tracking Controller Using Neural Networks for a Class of Nonlinear Systems", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 9 no. 5, pp. 947-955, 1998
- [5] J.-J. E. Slotine, and W. Li, "Applied Nonlinear Control", Prentice Hall, 1991