1999 年度 大韓電子工學會 夏季綜合學術大會 論文集 第 22 卷 第 1 號 99/6

변형된 궤환형 신경회로망을 이용한 로봇 매니퓰레이터 적응 제어 방식

정경권*, 이인재*, 이승현*, 김인*, 정성부**, 엄기환*
*동국대학교 전자공학과, **서일대학 전자공학과
E-mail : kwon@cakra.dongguk.ac.kr

Adaptive Control of Robot Manipulators using Modified Feedback Neural Network

Kyung Kwon Jung*, In Jae Lee*, Sung Hyun Lee*, Ine Gim*, Sung Boo Chung**, Ki Hwan Eom*
*Dept. of Electronic Engineering Dongguk University
**Dept. of Electronic Engineering Seoil College
E-mail : kwon@cakra.dongguk.ac.kr

Abstract

In this paper, we propose a modified feedback neural network structure for adaptive control of robot manipulators. The proposed structure is that all of network output feedback into hidden units and output units. Learning algorithm is standard back-propagation algorithm. The simulation showed the effectiveness of using the new neural network structure in the adaptive control of robot manipulators.

I. 서론

현대 산업의 발전과 생산 제품의 원가 절감 등의 원인으로 인하여 공장 자동화가 급속히 확산되고 있다. 이로 인하여 여러 가지 면에서 인간이 할 수 있는 작업의 대용으로 산업용 로봇이 이용되고 있다[1][2].

특히 반복적인 작업과 작업 환경의 개선에 있어서 산업용 로봇의 역할이 더욱 중요한 비중을 차지하고 있으며, 이러한 여러 가지 측면에서 로봇 매니퓰레이터(manipulators)의 성능을 개선하기 위해 많은 제어 방법이 제안되어 왔다[3][4].

로봇 매니퓰레이터를 제어하는데 있어서 로봇 역학은 복잡하고 강한 비선형 결합구조로 되어 있어 정확한 동특성 모델 표현이 어렵고, 속도가 빠르게 되는 경우 원심력과 코리올리(Coriolis)력은 고려되어져야 할 중요한 비선형 항들이 되며, 부하를 고려했을 때, 추가적인 관절 토크가 가해져야만 한다[3]. 이러한 작업 환경의 변화와 비선형 시변 동특성을 갖는 시스템에서 최적의 기능을 수행하기 위해서는 수시로 제어기를 자동 조절하는 적응 제어 기법이 적합하기 때문에 이에 관한 많은 연구가 수행되었다[3][4]. 현대 제어 이론의 성숙과 함께 1970년대에는 최적 제어에 관한 연구가 매우 활발하였으며, 80년대에는 모델의 불확실성에 관한 연구를 통해서 강인(robust) 제어 방식과 적응 제어 방식의 유용성이 입증되었다[5]. 강인한 제어기 설계에서의 제어기는 상수 이득을 갖고, 이 제어기가 선형 시스템을 안정화시키고, 적응 제어 방식은 제어기의 파라미터를 조정하여 미지의 파라미터를 갖는 선형 시스템을 안정화시켰으며, 선형 가능한 비선형 시스템에도 적용 가능하게 되었다. 특히 적응 제어 방식의 일종인 자기 동조 적응 제어(self-tuning adaptive control : STAC) 방식은 시스템의 입출력 데이터를 이용하여 시스템을 동정(identification)하고, 이 동정된 모델을 이용하여 제어기를 설계하는 방식으로, 시스템 모델이 불확실한 제어 대상의 제어에 용이한 장점이 있어 산업용 로봇 제어 등에 적용되어 왔다. 그러나 자기 동조 적응 제어기는 선형 제어기로서 비선형 시스템의 제어에 적용할 경우 매우 작은 시간 간격으로

제어 입력 신호를 계산하여야 하므로 많은 계산량이 필요한 단점이 있다[5][6]. 그 후 80년대 후반에는 사람의 자연적 언어 체계를 표현하는데 효과적인 퍼지 이론과 생물학적 신경계통을 모방한 신경회로망 이론이 제어 공학자들에 의해 많은 연구의 대상이 되었다[7].

로봇 매니퓰레이터와 같이 현대의 복잡한 혼합 시스템의 제어에서 가장 심각한 어려움은 시스템 모델이 정확하지 않을 때, 제어기를 어떻게 구성하느냐에 있다. 이에 대하여 현재까지 많은 연구가 진행되어 좋은 제어 특성을 내고 있지만 부분적으로 많은 경험적인 지식이 필요하므로 완전한 지능 제어 방식이라고 말할 수 없다.

본 논문에서는 로봇 매니퓰레이터를 제어하기 위하여 변형된 궤환형 신경회로망 제어 방식을 제안한다. 제안한 신경회로망의 구조는 신경회로망 은닉층의 출력과 출력층의 출력을 다시 은닉층과 출력층의 입력으로 피드백하는 구조이다. 제안한 제어 방식의 유용성을 확인하기 위하여 2-링크 매니퓰레이터를 제어 대상으로 시뮬레이션을 통해 PD 제어 방식과 PD 제어기와 신경회로망을 이용한 제어 방식 등과 성능을 비교·검토한다.

II. 로봇 매니퓰레이터

다 관절을 갖는 PUMA형 로봇 매니퓰레이터를 고려하자.

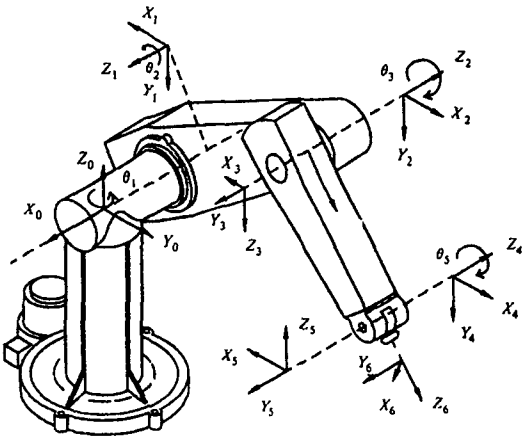

그림 10. 6개의 자유도를 갖는 로봇 매니퓰레이터

다 관절을 갖는 로봇 매니퓰레이터으 동적 방정식은 일련의 복잡한 비선형 미분방정식으로 표현되다[8][9].

본 논문에서는 그림 11의 2-링크 로봇 매니퓰레이터를 대상으로 성능을 비교하였다.

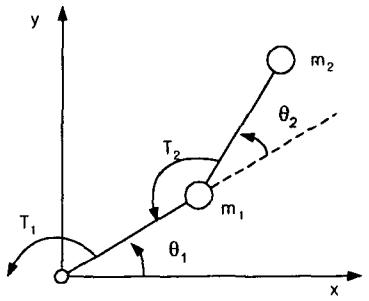

그림 11. 2-링크 매니퓰레이터

로봇 매니퓰레이터의 동적 방정식은 다음과 같다. 여기서는 마찰력항을 무사하였다.

$$M(q)\ddot{q}+N(q,\dot{q})+G(q)=\tau \qquad (1)$$

$$\begin{bmatrix} (m_1+m_2)a_1^2+m_2a_2^2+2m_2a_1a_2\cos\theta_2 & m_2a_2^2+m_2a_1a_2\cos\theta_2 \\ m_2a_2^2+m_2a_1a_2\cos\theta_2 & m_2a_2^2 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix}$$
$$+\begin{bmatrix} -m_2a_1a_2(2\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2+\dot{\theta}_2^2)\sin\theta_2 \\ m_2a_1a_2\dot{\theta}_1^2\sin\theta_2 \end{bmatrix}$$
$$+\begin{bmatrix} (m_1+m_2)ga_1\cos\theta_1+m_2ga_2\cos(\theta_1+\theta_2) \\ m_2ga_2\cos(\theta_1+\theta_2) \end{bmatrix}$$
$$=\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \qquad (2)$$

여기서,

θ : 관절 각변위

$M(\theta)$: 정치 대칭 행렬 관성항

$N(\theta,\dot{\theta})$: 벡터 코리올리력/원심력 토크항

$G(\theta)$: 벡터 중력항

$\tau(t)$: 벡터 입력 토크항

이며, $q=[\ \theta_1\ \ \theta_2]^T$, $\tau=[\ \tau_1\ \ \tau_2]^T$ 이다[7][8][9].

III. 제안한 제어 방식

다층 신경회로망과 오차 역전파 학습 규칙은 1980년대 이후 패턴 인식을 위한 강력한 수단으로, 혹은 함수의 근사화나 시스템 식별의 도구로서 많은 관심을 받아 왔다. 간단한 패턴 분류 문제에서 잡음에 대한 강인성, 일반화 능력 등은 기존의 알고리즘에 의존한

방법에 비해 매력적이었으며 특히 입력 및 출력 데이터에 대한 학습만으로도 시스템의 모델을 구성할 수 있다는 점은 매우 큰 장점이다[3][4][7].

제안한 신경회로망은 그림 2와 같이 은닉층의 출력과 출력층의 출력을 은닉층과 출력층으로 피드백시켜서 입력하는 구조이다. 이러한 구조는 은닉층의 값과 출력층의 값을 피드백 하게 되므로 계산능력의 향상은 물론, 동일 구조에 비해 전체 시스템의 안정을 얻을 수 있다.

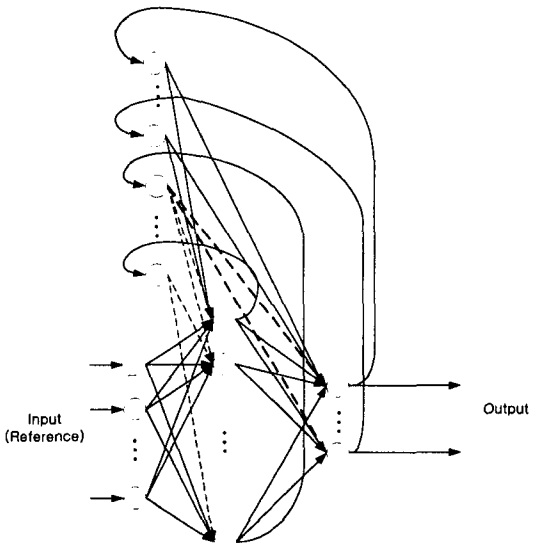

그림 3. 제안한 신경회로망 구조

피드백층과 출력층 사이의 연결강도를 w_{kj}^{hc}, 출력층의 피드백층과 출력층 사이의 연결강도를 w_{oj}^{oc}로 정의하면 은닉층의 입력은 식(3)이고 출력은 식(4)이다.

$$net_j(k) = \sum_{i=1}^{I} w_{ji}(k)\,u_i(k) + \sum_{i=1}^{M} w_{ji}^{hc}(k)\,x_i^{hc}(k) + \sum_{i=1}^{N} w_{ji}^{oc}(k)\,x_i^{oc}(k) \quad (3)$$

$$x_j(k) = f(net_j) \quad (4)$$

식(5)와 식(6)은 은닉층 feedback층의 출력과 출력층 feedback층의 출력이다.

$$x_j^{hc}(k) = x_j(k-1) \quad (5)$$

$$x_k^{oc}(k) = x_k(k-1) \quad (6)$$

출력층의 입력과 출력은 식(7), 식(8), 식(9)와 같다.

$$net_k(k) = \sum_{j=1}^{M} w_{kj}(k)\,x_j(k) + \sum_{j=1}^{M} w_{kj}^{hc}(k)\,x_j^{hc}(k) + \sum_{j=1}^{N} w_{kj}^{oc}(k)\,x_j^{oc}(k) \quad (7)$$

$$x_k(k) = f(net_k) \quad (8)$$

$$y_k(k) = x_k(k) \quad (9)$$

목적함수는 식(10)와 같고, 학습에서 목적함가 최소가 되도록 신경회로망의 연결강도를 식(11)과 같이 조정하는 일반적인 back-propagation 알고리즘을 사용하였다.

$$E = \frac{1}{2}(y_d - y)^2 \quad (10)$$

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad (11)$$

제안한 신경회로망을 이용한 매니퓰레이터 제어 시스템의 블록선도는 그림 4와 같다.

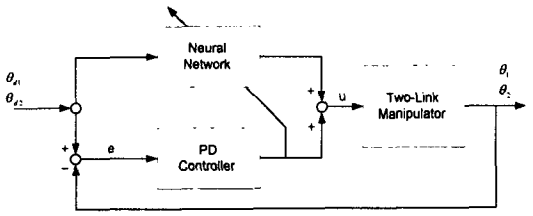

그림 4. 제안한 제어 시스템의 블록 선도

IV. 시뮬레이션

제안한 제어 방식의 성능을 확인하기 위하여 2-링크를 대상으로 추종 제어를 수행하였다.

링크의 길이 $a_1 = a_2 = 1[m]$이고, 링크의 질량 $m_1 = m_2 = 0.5[kg]$이고, PD 제어기의 비례 상수는 100, 미분 상수는 10으로 하였다. 신경회로망은 입력층 뉴런수는 6개, 은닉층 뉴런수는 30개, 출력층 뉴런수는 2개로 구성하고, 학습률 η는 0.005로 하였다. 신경회로망의 초기 연결강도는 [-1,1]에서 임의로 결정하였다.

기준 궤적을 식(12), 식(13)과 같이 하여 수행하였다.

$$y_{d1} = 1.5\sin(\pi t) \quad (12)$$

$$y_{d2} = 1.5\cos(\pi t) \quad (13)$$

그림 5는 PD 제어기만을 사용하였을 때의 결과이고, 그림 6은 PD 제어기와 다층 신경회로망을 함께 사용하였을 때의 결과이다.

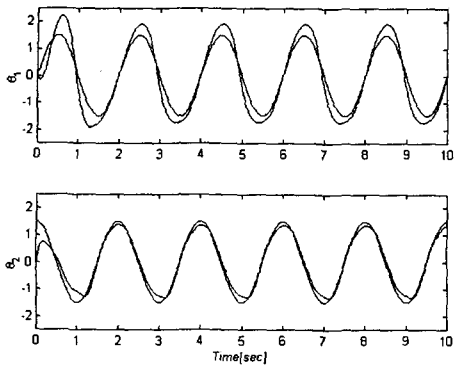

그림 5. PD 제어 방식

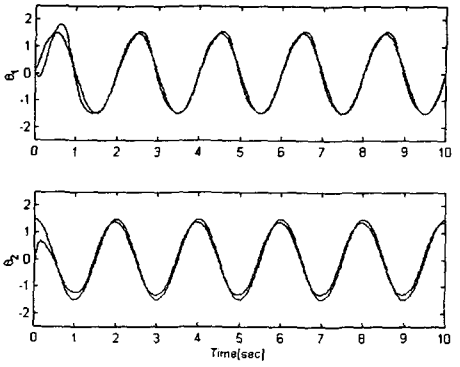

그림 6. PD 제어기와 신경회로망을 이용한 제어 방식

그림 7은 제안한 방식의 결과로 PD 제어기와 구조를 변형한 신경회로망을 이용하여 2-링크 로봇 매니퓰레이터를 제어 시뮬레이션을 수행한 결과이다.

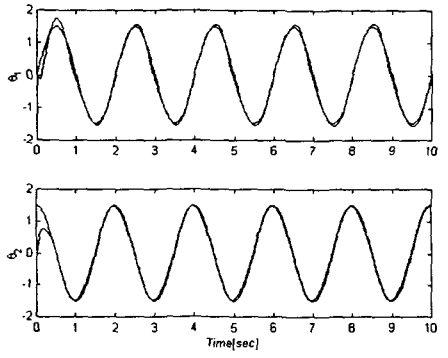

그림 7. 제안한 제어 방식

시뮬레이션 결과에서와 같이 제안한 제어 방식이 초기의 불안정한 오차도 작고, 전체적으로 좋은 추종 제어 특성을 얻을 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 로봇 매니퓰레이터를 제어하기 위하여 변형된 궤환형 신경회로망 제어 방식을 제안한다. 제안한 신경회로망의 구조는 신경회로망 은닉층의 출력과 출력층의 출력을 다시 은닉층의 입력으로 피드백하는 구조이다. 학습 알고리즘은 일반적인 back-propagation 알고리즘을 사용하였고, 2-링크 매니퓰레이터를 대상으로 시뮬레이션을 통해 PD 제어 방식과 PD 제어와 신경회로망 제어를 이용하는 방식과 제안한 방식의 성능을 비교·검토한 결과 제안한 제어 방식이 동일한 제어 구조에서 초기의 오차가 작고 좋은 추종 제어 성능이 있음을 확인하였다.

참고문헌

[1] Michael A. Peshkin, ROBOTIC MANIPULATION STRATEGIES, Prentice-Hall Inc., 1990.

[2] 中野榮二, 로보트 공학, 대영사, 1989.

[3] Y. M. Chen, K. F. Gill, "Fuzzy-Neuro Control of Robotic Manipulators," The Third International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, pp.1729-1733, 1994.

[4] M. Yuan, G. S. Hong and A. N. Poo, "Neural Adaptive Controller : Application to Robot Manipulator," The Third International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, pp.1734-1737, 1994.

[5] K. J. Astrom and B. Wittenmark, ADAPTIVE CONTROL, Addison-Wesley Publishing Company 1989.

[6] I. D. Landau, SYSTEM IDENTIFICATION AND CONTROL DESIGN, Prentice-Hall Inc., 1990.

[7] W. Thomas Miller, Richard S. Sutton, and Paul J. Werbos, Neural Networks for Control, MIT Press, 1990.

[8] F. L. Lewis, C. T. Abdallah, D. M. Dawson, CONTROL OF ROBOT MANIPULATORS, Macmillan Publishing Company, 1993.

[9] Lorenzo Sciavicco, Bruno Siciliano, MODELING AND CONTROL OF ROBOT MANIPULATORS McGRAW-HILL, 1996.