

신경회로망을 사용한 로봇트 매니플레이터의 궤적 제어

正會員 安 德 煥* 正會員 梁 兌 奎** 正會員 李 相 孝***

Trajectory Control for a Robot Manipulator by using neural network

Deug Hwan AHN*, Tae Kyu YANG**, Sang Hyo LEE*** *Regular Members*

要 約 본 논문에서는 신경 회로망을 사용한 로봇트 매니플레이터의 관절 궤적 제어 방법을 제안하였다.

매니플레이터의 역 동력학 모델을 신경 회로망을 통하여 학습시켜서, 그때의 신경 회로망의 가중치를 이용하여 매니플레이터를 제어한다. 가중치 값의 변화는 선형 제어기의 토크값 및 가속도 오차를 이용한다. 실제로 매니플레이터를 제어하는 토크값은 선형 제어기의 토크값과 신경 회로망 제어기 토크값의 합으로 된다.

컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안된 제어 성능을 평가한다.

ABSTRACT This paper proposes a trajectory control for a robot manipulator by using neural network. The inverse dynamics model of manipulator is learned by neural network. The manipulator is controlled by weight values of the learned neural network.

The weight values is changed with a torque of liner controller and a acceleration error. Physically, the total torque for a manipulator is a sum of the liner controller torque and the neural network controller torque. The proposed control effect is estimated by computer simulation.

I. 서 론

최근 신경 회로망은 인공 지능 방법에 도전하여 패턴 인식, 사무 및 공장 자동화 등 여러분야에서 활발히 연구되고 있다.

기존 디지털 컴퓨터 구조와 달리 비교적 간단한 정보 처리 소자인 수많은 신경들이 고밀도로 상호 연결된 구조를 갖는데, 이러한 구조적 차이에 의해서 random problem에서 중요한 영상, 초해상력 및 학습(learning)등과 같이 collective 한 특성이 나타난다.⁽¹⁾

기존의 로봇트 동력학 제어는 적당한 동력학

모델에 대한 수치적 계산으로 제어 하기 때문에 정확한 제어가 어려워지고, 로봇트의 정확한 파라미터를 구하는 것도 불가능하므로 제어하기에 어려운 점이 많다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 신경 회로망을 이용한 제어가 많이 연구되고 있는데 이러한 신경 제어는 다음과 같은 특징이 있다.

즉, 신경 제어는 각각의 뉴론들이 모든 계산을 독립적으로 병렬 처리하고 간단한 학습을 통해서 제어치를 알게된다. 그래서 시스템을 모델링할 필요가 없으며 대단히 복잡한 비선형 시스템도 학습을 통해 쉽게 제어치를 알게 된다. Miller III 등은 CMAC(Cerebellar Model Articulation Controller) 신경 회로망을 사용한 로봇트 제어 방법을 제안 했고,⁽²⁾⁽³⁾ Guez는 2축 로봇트의 동력학 모델을 Backpropagation Network이 학습을

*馬山 看護保健 專門大學 電子計算機科

**牧園大學 電子工學科

***光云大學校 制御計測工學科

論文番號 : 91-57(接受1991. 2. 4)

통해 알아내는 제어방식을 보였다.⁴⁾

본 논문에서는 로봇 매니플레이터의 역동력학 모델을 신경 회로망을 통해서 학습시킨다. 전체 제어기 구성은 일반적인 선형 되먹임 제어기 및 신경 회로망을 이용한 앞먹임 제어기로 구성된다. 되먹임 제어기는 기존의 선형 PD 제어기를 이용하고, 앞먹임 제어기는 역동력학 모델을 학습하는 신경 회로망 학습 제어기로 구성된다. 그래서 매니플레이터를 제어하는 실제 토크는 되먹임 제어기 토크와 앞먹임 제어기 토크의 합이 된다. 학습제어기가 학습을 하기전인 초기에는 되먹임 토크만 이용되지만 점차 매니플레이터의 역 동력학 모델을 정확히 학습함에 따라서 매니플레이터의 주된 제어 토크는 앞먹임 제어기 코트가 된다. 신경 회로망의 가중치는 되먹임 토크 및 매니플레이터의 가속도 오차로서 조절된다. 제안된 제어 알고리즘의 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 입증한다.

II. 신경회로망 제어기 구성

신경 회로망을 이용한 전체적인 매니플레이터의 제어기 구성도는 그림 1과 같다.

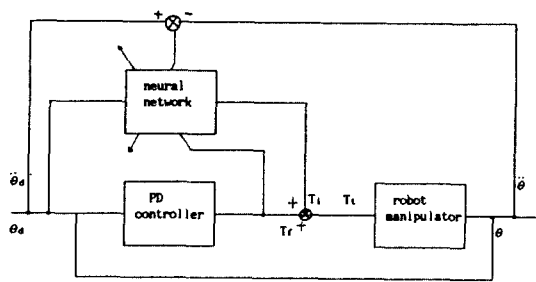


그림 1. 신경 회로망을 사용한 매니플레이터 제어기
Manipulator controller by using neural network

그림 1에서 T_r 는 비례 미분 제어기의 되먹임 출력 토크를 나타내고, T_f 는 신경 회로망을 사용한 제어기의 앞먹임 출력 토크를 나타낸다.

그리고 T_t 는 되먹임 토크 T_r 와 앞먹임 토크 T_f 의 합을 나타낸다. 매니플레이터의 궤적을

제어하는 실제 토크는 T_t 에 의해서 이루어진다. 신경 회로망 제어기는 매니플레이터 관절수에 따라서 여러개의 서브 시스템으로 구성된다. 2개의 관절을 가지는 매니플레이터의 역 동력학 모델을 학습하기 위한 신경 회로망 제어기의 자세한 블록 선도는 그림 2와 같다.

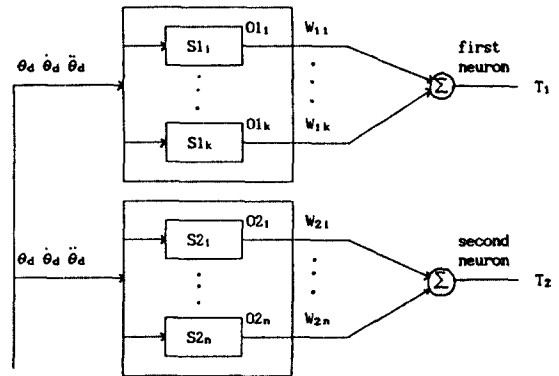


그림 2. 신경회로망 제어기의 기본구성
Fundamental construction of neural network

그림 2에서 $S1_k(k=1, \dots, 8)$ 는 매니플레이터의 관절 1에 대한 서브 시스템으로 8개로 구성되고, $S2_n(n=1, \dots, 5)$ 는 관절 2에 대한 서브 시스템으로 5개로 구성된다. $W1_k$ 는 첫번째 뉴런에 대한 연결 가중치를 나타내고, $W2_n$ 은 두번째 뉴런에 대한 연결 가중치를 나타낸다. T_1 과 T_2 는 각각 신경 회로망 제어기의 출력 토크를 나타낸다. $O1_k$ 는 관절 1에 대한 서브 시스템의 출력을 나타내고 $O2_n$ 은 관절 2에 대한 서브 시스템의 출력을 나타내는 것으로 다음식으로 구한다.

$$O1_k = f1_k(\theta_d, \dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d) \quad (k=1, \dots, 8) \quad (1)$$

$$O2_n = f2_n(\theta_d, \dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d) \quad (n=1, \dots, 5) \quad (2)$$

위의 식에서 $f1_k, f2_n$ 은 각각의 서브 시스템에 대한 비선형에 관계 연산자를 나타내고, $\theta_d, \dot{\theta}_d, \ddot{\theta}_d$ 는 원하는 관절 위치, 속도 및 가속도를

나타낸다.

신경 회로망 제어기의 출력 토크 T_1 과 T_2 는 다음식으로 구한다.

$$T_1 = O1_k^T W1_k \quad (3)$$

$$T_2 = O2_n^T W2_n \quad (4)$$

여기서, $O1_k = (o1_1, \dots, o1_k)^T$, $O2_n = (o2_1, \dots, o2_n)^T$
 $W1_k = (W1_1, \dots, W1_k)^T$, $W2_n = (w2_1, \dots, w2_n)^T$, $k=1, \dots, 8$,
 $n=1, \dots, 5$ 이고 첨자 T는 변환 행렬을 나타낸다.

각각의 뉴런에 대한 연결 가중치의 학습은 선형 PD 제어기의 출력 토크 및 가속도 오차를 이용하는 것으로 다음식으로 구한다.

$$\frac{dW1_k}{dt} = F O1_k (T_{f1} + A(\ddot{\theta}_{d1} - \ddot{\theta}_1)) \quad (5)$$

$$\frac{dW2_n}{dt} = F O2_n (T_{f2} + A(\ddot{\theta}_{d2} - \ddot{\theta}_2)) \quad (6)$$

여기서, F는 학습율을 나타내는 상수이고 A는 학습시 사용되는 가속도 오차의 상수이들을 나타내고, T_{f1} , T_{f2} 는 매니플레이터의 관절 1과 2에 대한 선형 제어기의 토크로서 신경 회로망에 대한 오차 신호로 작용한다. 실제로 매니플레이터의 관절 궤적을 조절하는 토크는 선형 제어기의 토크 T_f 와 신경 회로망 제어기의 토크 T_1 의 합이다. 신경 회로망이 학습을 하기전인 초기 상태에서의 주된 제어기는 선형 제어기가 되지만 학습을 충분히 하고난 후에는 신경 회로망이 주된 제어기가 된다.

III. 시뮬레이션 및 결과고찰

본 논문에서 제안된 신경 회로망 학습 제어기의 성능을 평가하기 위하여 그림 3의 2 자유도를 갖는 매니플레이터에 학습 제어기를 적용하였다.

샘플링 시간은 0.02초, 관절 길이 $L_1=0.5(m)$, $L_2=0.5(m)$, 관절의 끝점 질량 $M_1=4.6(kg)$, $M_2=2.3(kg)$ 으로 설정하였으며 매니플레이터의 동역학 방정식은 다음식으로 표현된다.

$$T(t) = M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) \quad (7)$$

여기서, $M(\theta)$ 는 관성 행렬, $V(\theta, \dot{\theta})$ 는 원심력 및 코리올리력 벡터, $G(\theta)$ 는 중력벡터를 나타낸다.

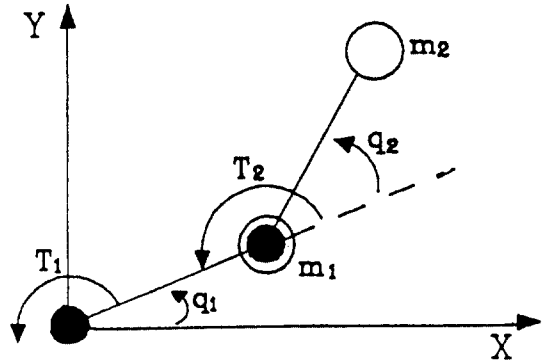


그림 3. 2 자유도 매니플레이터
Robot manipulator

첫번째 뉴런에 대한 서브 시스템은 $(\ddot{\theta}_1, \cos \theta_2 \ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2, \cos \theta_2 \ddot{\theta}_2, \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2, \sin \theta_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2, \cos(\theta_1 + \theta_2), \cos \theta_1)$ 8개로 구성되고, 두번째 뉴런에 대한 서브 시스템은 $(\ddot{\theta}_1, \cos \theta_2 \ddot{\theta}_1, \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2, \cos(\theta_1 + \theta_2))$ 5개로 구성된다. 선형 PD 제어기는 다음식으로 표현된다.

$$T_f = K_p(\theta_d - \theta) + K_d(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}) \quad (8)$$

여기서, 비례 제어기 이득 $K_p=300$, 미분 제어기 이득 $K_d=30$ 으로 설정하였다. 그림 4는 단지 선형 제어기만 사용시의 추종 궤적을 나타낸다. 신경 회로망 제어기의 초기 가중치를 0.0으로 주고, 학습율 $F=0.0005$ 가속도 오차의 상수 이득 $A=5$ 로 설정하고, 5번 반복시의 추종 궤적

은 그림 5와 같으며 그림 6은 10번 반복시의 추종 궤적이다. 그림 7은 50번 반복시의 결과이며 주어진 궤적을 훌륭히 추종함을 알 수 있다.

그림 8은 50번 반복시의 관절 1에 대한 선형 제어기 토크 및 신경 회로망 제어기 토크를 나타낸 것으로 충분한 학습을 하고난 후의 선형 제어기 토크는 거의 0으로 됨을 알 수 있다. 그림

9는 신경 회로망 학습시 가속도 오차 상수 $A=0$ 인 경우와 $A=5$ 인 경우의 관절 궤적 추종 오차의 평균 자승의 수렴도를 나타낸 것으로 학습시 가속도 오차를 포함시킨 것이 보다 빨리 수렴함을 알 수 있다.

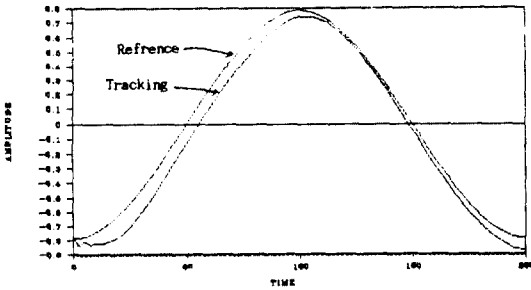


그림 4. 관절 1의 추종궤적
Trajectory tracking of joint 1

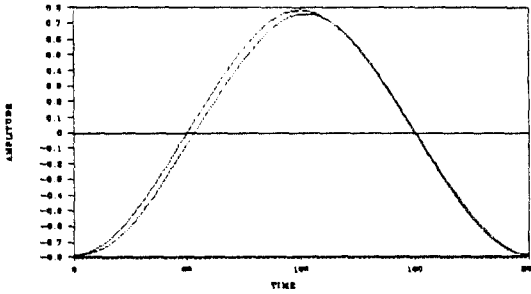


그림 5. 관절 1의 추종궤적(5번 반복)
Trajectory tracking of joint 1(5 Iteration)

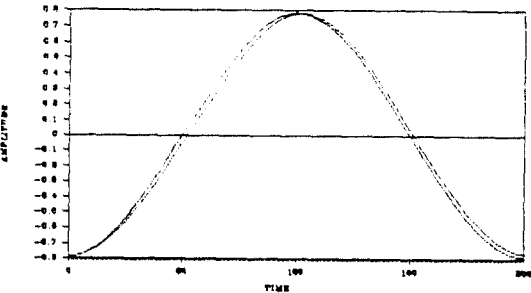


그림 6. 관절 1의 추종궤적(10번 반복)
Trajectory tracking of joint 1(10 Iteration)

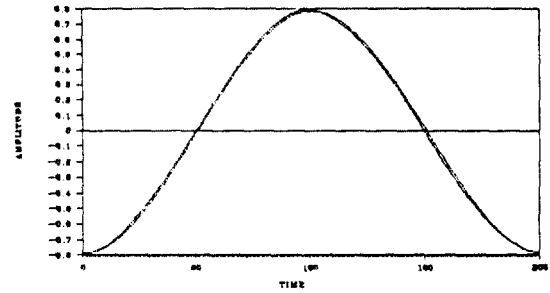


그림 7. 관절 1의 추종궤적(50번 반복)
Trajectory tracking of joint 1(50 Iteration)

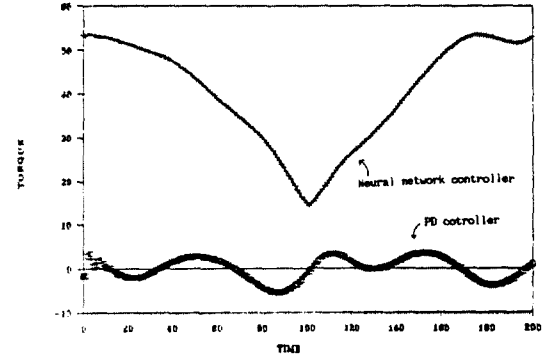


그림 8. 관절 1의 두 제어기 토크(50번 반복)
Two controller torque of joint 1(50 Iteration)

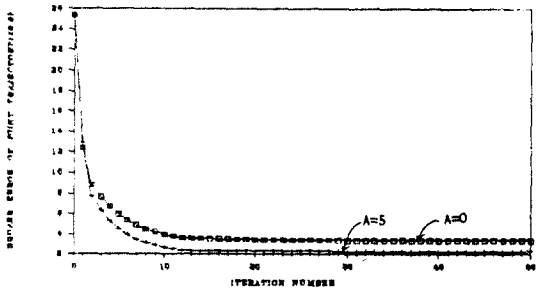


그림 9. 관절 1 추종궤적의 평균 자승 오차
Mean square error for trajectory tracking of joint

IV. 결 론

본 논문에서는 신경 회로망을 이용한 로봇드 매니플레이터의 학습 제어에 대해서 서술하였다. 신경 회로망의 연결 가중치는 선형 제어기의 출력 토크 및 가속도 오차를 이용함으로써 보다 빠른 학습 효과를 얻을 수 있었다. 실제로 매니플레이터를 제어하는 전체 토크는 선형 제어기 및 학습 제어기 토크의 합으로 되지만 학습을 충분히 하고난 후에는 학습 제어기가 주된 제어가 된다. 앞으로 보다 빠른 학습 알고리즘을 이용하면 학습 제어기의 성능이 개선될 것이다.

참 고 문 헌

1. J.L.McClelland,D.E. Rumelhart, Parallel Distributed Proc., MA,MIT press, 1986.
2. W.T. Miller, III, "Sensor based control of robotics manipulators using a general learning algorithm", IEEE J. Robotics Automat., Vol. RA 3, pp.157-165 Apr. 1987.
3. W.T. Miller, R.P.Hewes, "Real time dynamic control

of an industrial manipulator using a neural network based learning controller", IEEE Trans. Robotics Automat., Vol. 6,no.1,pp.1-8, Feb.1990.

4. A.Guez and J.Sclinsky, "Neurocontroller design via supervised and unsupervised learning", J.Intelligent and Robotics Systems, pp.307-335, 1989.
5. G.Josin, D.Chaeney, and D.White, "Robot control using neural networks", Proc. of the IEEE Int.Conf.on Neural Networks, Vol.2, pp.169-185, 1988.
6. M.Kawato, Y.Uno and R.Suzuki, "A hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics", IEEE Control System Magazine Vol.8 pp.8-16, 1988.
7. R.K.Elsley, "A learning architecture for control based on back propagation neural network", Proc. of the IEEE Conf. on Neural Network, Vol.2, pp.587-591, 1988.
8. M.H.Raibert, J.J.Crag, "Hybrid position / force control of manipulator", Journal of Dynamic System Measurement and Control, Vol.102, pp.126-133, 1981.
9. Yeon Sik Ryu and Se Young Oh, "A neural network architecture for dynamic control of robot manipulators", Korean Auto. Control Conf. Vol.2, pp.1113-1119, 1989.



安 德 煥 (Deug Hwan AHN) 正會員
 1960年 10月 18日生
 1984年 2月 : 慶北大學校 電子工學科 卒業(工學士)
 1986年 2月 : 光云大 大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)
 1988年 3月 ~ 現在 : 光云大 大學院 電子工學科 博士過程
 現在 : 馬山 看護保健 專門大學 電子計算機科 專任講師



李 相 孝 (Sang Hyo LEE) 正會員
 1941年 5月 23日生
 1969年 2月 : 首都工科大學 電氣工學科 卒業(工學士)
 1971年 2月 : 延世大 大學院 電氣工學科 卒業(工學碩士)
 1981年 2月 : 延世大 大學院 電氣工學科 卒業(工學博士)
 1984年 ~ 84年 : U.C. Berkely 客員研究員
 現在 : 光云大學校 制御計測工學科 教授



梁 兌 奎 (Tae Kyu YANG) 正會員
 1958年 2月 7日生
 1982年 2月 : 光云大 電子工學科 卒業(工學士)
 1984年 2月 : 光云大 大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)
 1989年 8月 : 光云大 大學院 電子工學科 卒業(工學博士)
 現在 : 敦岡大學 電子工學科 專任講師