

신경회로망을 이용한 모델 기반 학습 제어기의 설계

노철래, 김성도, 정명진

한국과학기술원 전기및 전자공학과

A Design of Model-Based Learning Controller using Artificial Neural Networks

C. L. Roh, Seungdo Kim, and M. J. Chung

Dept. of Electrical Engineering, KAIST

Abstract

For the control of robotic manipulators with unknown or uncertain dynamics, learning control schemes are very effective control schemes for repeated trajectory following tasks. In this class of controllers, control techniques using neural networks have been gaining much attention in recent years. In this note, we discuss the learning control techniques using neural networks and propose a new model-based control scheme using multilayered neural networks. Three-layered neural network is used as a feedback controller to compensate the mismatched terms between model plant and real plant. Computer simulations are performed to show the applicability and the limitation of the proposed controller.

1. 서론

비선형성이 강하고, 상호 결합된, 모르는 동특성을 갖는 로봇 매니퓰레이터의 궤적 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 한가지 방법으로써, 학습 제어 이론이 제안되었다. 로보트나 N.C 장치와 같이 작업의 내용이 대부분 반복 작업인 경우에는 반복 학습 제어 방식이 효율적으로 사용될 수 있다. 학습 제어 방식은 반복 횟수가 증가할수록 시스템의 성능을 더 향상시키는 방향으로 제어기를 학습시킴으로써, 향후 같은 작업, 또는 비슷한 작업에 대하여 기존의 제어 방식보다 더 좋은 성능을 낼 수 있도록 제어기를 학습시키는 방식이다. Arimoto 등[1]은 간단한 형태의 학습 규칙에 기반한 반복 학습 제어기를 제안하고 그 수렴성과 안정성을 보였다. 이후, Arimoto의 알고리즘을 수정한 여러 알고리즘이 제안되었으며[2][3], Sugie와 Ono[4]는 일반적인 다이내믹 시스템에 대한 선형 학습 알고리즘을 제안하고, 그 수렴성과 안정성, 그리고 학습에 큰 영향을 미치는 직달항(Direct transmission term)에 대하여 기술하였다.

1980년대 이후 새로운 붐을 맞고 있는 신경회로망은 그 자체가 갖는 특별한 성질 - 뛰어난 학습 능력, 일반화 기능 및 강건성 등 - 로 인하여 자연스럽게 신경회로망

을 반복 학습 제어에 적용시키려는 연구가 진행되고 있다. 특히 신경회로망은 비선형 함수를 근사화 할 수 있으므로 주어진 작업에 대하여 로봇 매니퓰레이터의 역 동력학을 학습시켜 이를 제어에 이용하려는 연구가 시도되고 있다. Kawato 등[5]은 로봇의 다이내믹 식을 풀어서 강 항별로 재배치한후 이들의 선형 결합의 형태로 feedforward 제어기를 구성하고 선형 결합된 항들의 가중치를 학습시키는 방법으로 PD 제어기를 통과한 후의 오차를 최소화하는 feedback error learning 방법을 제안하였다. 이 외에도 신경회로망을 이용하여 로봇과 같은 복잡한 동특성을 갖는 시스템을 제어하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 한편 신경회로망을 이용한 학습 제어 이론은 신경회로망 그 자체가 가지는 비선형성에 기인한 일반적인 분석이 어려워서 국부 안정성이나, 국부 수렴성등에 관한 연구 결과가 보고 되고 있다[6]. 본 논문에서는, 신경회로망을 이용한 모델 기반 학습 제어기를 제안한다. 제안된 제어기는 기본적으로 로봇 매니퓰레이터의 구조는 안다고 가정하고 파라미터 추출 방식이나 Black Box 방법등을 통하여 시스템의 파라미터를 어느 정도는 알고 있다고 가정한다. 실제 대부분의 로봇 시스템에서는 기구학적 파라미터나 동력학적 파라미터를 어느 정도는 알고 있으므로 이는 타당한 가정이라 할 수 있다. 신경회로망 제어기는 로봇 매니퓰레이터와 병렬로 연결된 모델과의 출력 오차를 최소화 하는 방향으로 신경회로망 제어기를 학습시켜, 이 출력을 다시 로봇 매니퓰레이터에 궤환 시킴으로써 외부에서 볼 때에는 전체 로봇 매니퓰레이터를 모델 매니퓰레이터로 보아 제어할 수 있도록 한다.

2. 모델 기반 학습제어기의 구조

2.1 매니퓰레이터의 동력학

n-링크 매니퓰레이터의 동특성은 다음과 같은 벡터 형태로 표현할 수 있다.

$$\tau = M(q)\ddot{q} + v(q, \dot{q}) + g(q) \quad (1)$$

여기서 τ 는 $n \times 1$ 조인트 토크 벡터이고 q 벡터는 $n \times 1$ 조인트 위치 벡터이다. 행렬 $M(q)$ 는 $n \times n$ 의 positive

definite 관성 행렬이다. $v(q, \dot{q})$ 는 $n \times 1$ 벡터 함수로 코리올리 효과와 원심력에 기인한 토크 성분을 나타내며 $n \times 1$ 행렬 $g(q)$ 행렬은 중력항에 의한 토크를 나타낸다. 이 이외에도 로봇 매니플레이터의 모델링에는 q, \dot{q} 항에 비례하는 마찰력에 의한 토크 항들이 나타날 수 있고, 외란이나 잡음 등이 시스템에 모델링 되지 않은채로 존재할 수 있다. 식 (1)은 다음처럼 더 간략한 형태로 표현될 수 있다.

$$\tau = M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) \quad (2)$$

로봇 매니플레이터의 원하는 궤적이 조인트 변수로 $(q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d)$ 와 같이 주어질 때 제어기는 로봇 매니플레이터의 출력이 가능한 한 원하는 궤적과 같도록 제어 입력을 생성해 내야 한다.

2.2 다층 신경회로망(Multilayered Neural Networks)

본 연구에서 사용한 다층 신경회로망의 구조를 간략하게 설명하면 다음과 같다. 일반적으로 n 번째 층의 i 번째 노드를 $node(n,i)$ 로 표현한다. $x_{i,t}^n$ 를 시간 t 인 순간에서 $node(n,i)$ 의 출력이라 정의하고 a_{ij}^n 를 $node(n,i)$ 에서 $node(n+1,i)$ 로의 링크 가중치로 정의하면, $node(n,i)$ 에서의 출력은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$z_{i,t}^n = \sum_{j=1}^{N_{n-1}} a_{ij}^{n-1} x_{j,t}^{n-1} \quad (3)$$

$$x_{i,t}^n = f(z_{i,t}^n) \quad (4)$$

여기서 N_n 은 n 번째 층의 총 노드의 개수이다. 또한 $x_{i,t}^1$ 는 입력 벡터의 i 번째 원소이며 함수 $f(\cdot)$ 는 은닉층에서는 sigmoid 함수이며 다음과 같은 함수를 사용하였다.

$$f(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x}) \quad (5)$$

$$f(x) = x \quad (6)$$

2.3 학습 제어기의 구조

제안된 학습 제어기의 구조는 그림 1과 같다.

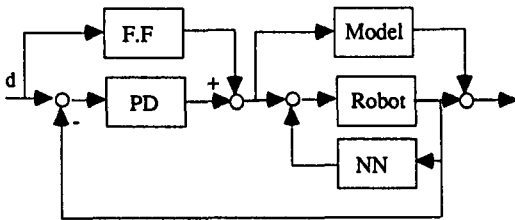


그림 1. 학습 제어기의 구조

제안된 학습 제어기는 1개의 신경회로망 제어기와 PD 제어기 및 feedforward 제어기로 구성되어 있다. 또한 모델은 일반적인 파라미터 추정 방법이나, 측정에 의하여 결정된 로봇 매니플레이터의 추정된 다이나믹스를 의미한다. F.F는 PD 제어기와 병렬로 연결되어 있으면서, 원하는 로봇의 경로에 대하여 원하는 토크를 발생시키는 feedforward 제어기이다. 이 때 PD feedback 제어기는 초기 로봇의 운동이 원하는 경로 근처에서 머물도록 Gain 값이 적절히 조정되어야 한다. 반복 학습이 진행되면서, NN은 적당한 가중치로 수렴하게 되고 신경회로망 제어기 NN은 모델과 실제

로봇 매니플레이터와의 출력을 계산하여 그 둘 사이의 오차를 최소화 하는 방향으로 학습된다. 이 방식은 시스템의 모델을 알고 있다고 가정할 때 시스템에 대한 feedforward 제어기를 미리 설계하여 사용할 수 있다는 장점과 NN이 수렴해 감으로써 완전한 추종이 이루어짐을 알 수 있다. NN은 $2 \times n$ 개의 시스템 출력(위치, 속도)을 입력으로 받아 n 개의 벡터를 출력으로 가지며, 모델과 로봇과의 출력 오차를 역전달하여 학습을 시킨다. PD 제어기의 Gain값은 모델의 식으로부터 얻어낼 수 있고, 또한 F.F는 모델의 역동력학을 미리 계산하여 원하는 경로에 대하여 원하는 입력을 얻어낼 수 있도록 하였다.

신경회로망 제어기의 학습은 오차 역전달 방법을 사용하였다. 여기서 오차란 모델의 출력과 로봇 시스템의 출력 사이의 차를 의미한다. 신경회로망 제어기의 입력 벡터는 각 조인트의 위치 벡터와 속도 벡터를 사용하였고, 출력 벡터는 각 조인트에 가해지는 토크 벡터로 하였다.

3. 컴퓨터 시뮬레이션

본 제어기의 성능을 입증하기 위하여 다음과 같은 방법으로 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 본 논문에서 수행한 시스템은 자유도가 2 인 레벌류트 형의 로봇 매니플레이터이며 실제 로봇의 파라미터와 모델 플랜트의 파라미터는 다음과 같다.

	m_1	m_2	l_1	l_2	l_{c1}	l_{c2}	I_1	I_2
Model	2.5	3.0	0.41	0.41	0.20	0.21	0.10	0.20
Robot	3.0	2.0	0.40	0.40	0.24	0.23	0.052	0.0052

표 1. 로봇의 파라미터와 모델의 파라미터 값

그림. 2는 반복 횟수가 증가함에 따라 조인트 1이 원하는 경로에 수렴하는 것을 보여 주고 있다. 시뮬레이션에 사용한 신경회로망 제어기는 3 층 퍼셉트론을 사용하였고 은닉층의 노드수는 각각 10 개, 5 개를 사용하였다. 초기의 가중치는 랜덤 함수를 사용하였으며, 학습 계수는 0.5 로 고정하여 시뮬레이션 하였다.

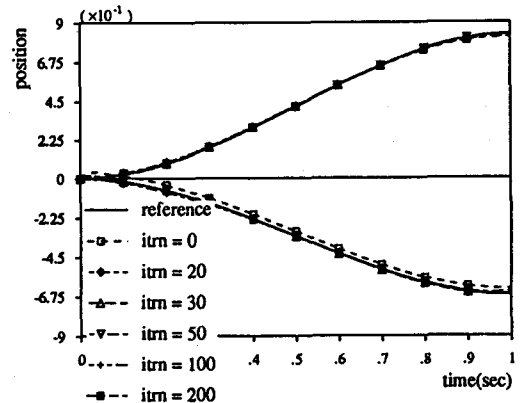


그림. 2 반복 학습에 따른 로봇의 출력

그림. 3은 반복 학습에 따른 조인트 1의 오차 수렴성을 보여 준다. 반복 횟수가 증가할 수록 오차의 절대치는 0으로 수렴함을 알 수 있다.

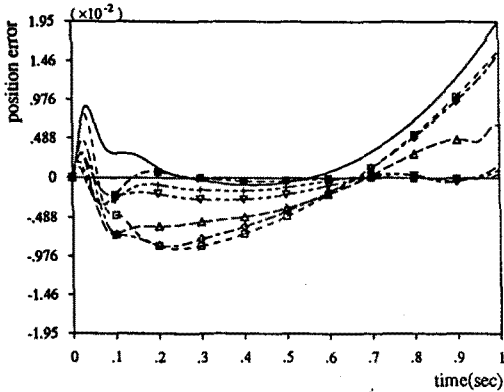


그림. 3 반복 학습에 따른 1축의 오차 수렴성

그림 4는 마찬가지로 조인트 2의 오차 수렴성을 보여 준다.

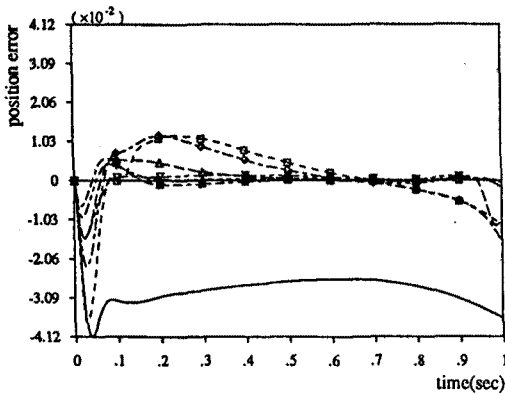


그림. 4 반복 학습에 따른 2축의 오차 수렴성

그림. 5는 원하는 경로의 패턴이 달라질 경우 학습이 끝난 후의 제어기의 성능을 보여 주고 있다. 학습이 안 된 제어기에 비하여, 학습 제어기의 성능이 뛰어난을 알 수 있다.

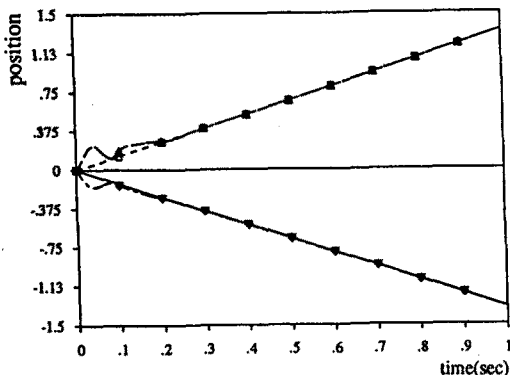


그림. 5 원하는 궤적이 바뀌었을 경우

4. 결과 및 추후 과제

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 모델 기반 학습 제어를 제안하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 그 성능을 보였다. 제안된 제어기는 주어진 2축 로봇 모델에 대하여, 실제 로봇이 모델 된 다이내믹스를 갖도록 설계되었다. 주어진 경로에 대하여 반복이 증가하면서 플랜트의 오차가 점점 줄어들면서 원하는 출력으로 수렴해 감을 알 수 있다. 또한 원하는 경로가 바뀔 경우에도 좋은 성능을 얻을 수 있었다. 추후 과제로는 본 제어기에 대한 수학적 수렴성이나 안정성에 대한 성능 분석과 함께 로봇의 축수가 증가할 경우에 대한 연구가 더 필요할 것이다.

참고문헌

- [1] S.Arimoto, S. Kawamura, and F. Miyazaki, "Can mechanical robots learn by themselves?", Proceeding of 2nd International Symposium on Robotics Research, 127-134 (1984).
- [2] Oh, S.R., Bien, Z., and Suh, I.H., "An iterative learning control method with application for the robot manipulator", IEEE J. Robotics and Automation, 1988, 4,(5) pp.508 - 514
- [3] Z.Bien and K.M.Huh, "Higher order iterative learning control algorithm", IEE Proceedings, vol 136, Pt. D, No.3, May 1989
- [4] T. Sugie and T. Ono, "An iterative learning control law for dynamical systems", Automatica, vol.27, No.4, pp. 729-732, 1991
- [5] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "Hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics", IEEE Control Systems Magazine, April, 1988
- [6] M. K. Ciliz and C. Isik, "Stability and convergence of Neurologic model based robotic controllers", IEEE conf. Robotics and Automation, pp.2051 - 2056, Nice, France, May 1992
- [7] Y.Iiguni, H. Sakai and H. Tokumaru, "A nonlinear regulator design in the presence of system uncertainties using multilayered neural networks", IEEE Tr. Neural Networks, vol.2 No.4 July, 1991