

로봇 동역학 제어를 위한 인공신경회로망 적용 연구

조용중* 이상훈* 송지혁* 이성범** 김상우** 오세영**

*) 현대중공업(주) 기전연구소 {barang, mrshlee, sonn}@hhi.co.kr

**) 포항공과대학교 전자전기공학과 {alpaca, swkim, syoh}@postech.ac.kr

Applico of Neural Networks in Robot Dynamics Control

Yong-Jung Cho*, Sang-Hun Lee*, Ji-Hyuk Song*, Sung-Bum Lee**, Sang-Woo Kim**, Se-Young Oh**

*) Mechatronics Research Institute, Hyundai Heavy Industries Co., Ltd.

**) Electronic & Electrical Engineering Dept.

요 약

인공신경회로망 기술은 선형 또는 비선형성 계산 문제를 복잡도에 무관하게 학습에 의해 자동으로 근사한다. 또한 알고리즘이 단순하며 잡음에 강하여 다양한 분야에 적용되고 있다. 반면 대상시스템의 특성이나 조건이 변경되면 계산성능을 보장할 수 없고, 계산의 신뢰성 보장 한계가 모호하기 때문에 제어문제에는 실용화가 어려운 것으로 알려져 있다. 제안 모델은 인공신경회로망의 장점을 유지하면서, 위와 같은 문제점을 해결한다. 시뮬레이션을 통하여 제안 모델은 기존 제어기에 비해 우수한 추종제어성능을 보이는 것으로 밝혀졌다.

1. 서론

산업용 로봇에서 추종제어 성능은 로봇의 동작성능을 결정하는 중요한 요소이다. 추종제어의 목표는 상위제어기로부터 지령된 운동정보(각 관절의 위치, 속도, 가속도)를 빠르고 정확하게 추종하기 위한 모터 토크를 계산하는 것이다.

추종제어 성능을 극대화시키기 위해서는 로봇의 동역학적 특성(관성, 중력, 마찰력, 원심력 등)을 고려하여 전축의 운동 정보로부터 최적의 토크를 계산하여야 하는데, 이를 동역학 제어라고 한다. 동역학제어는 복잡하고 큰 계산시간을 필요로 한다. 따라서 주어진 입출력 정보로부터 대상 시스템을 근사하는 인공신경회로망의 적용이 적합한 분야이기도 하며, 실제로 이와 관련된 많은 연구사례가 보고되고 있다. 그러나 인공신경회로망이 실제로 로봇의 추종제어 분야에 적용된 사례는 아직 업계에 보고되고 있지 않다. 이는 잘 알려진 인공신경회로망의 장점에도 불구하고 제어분야의 문제에서 요구되는 강건성 및 신뢰성 요구를 만족하지 못하기 때문이다.

본 논문에서는 로봇 동작속도와 제정정도 향상을 위하여 로봇 추종제어에 인공신경회로망을 적용한 사례들을 조사하고, 본 논문의 적용 모델인 Kawato 제어기의 시뮬레이션 결과를 소개한다.

응용분야에 대한 이해를 위하여 로봇 추종제어 문제에 대해 개략 소개하고(2.), 인공신경회로망의 제어문제 적용과 관련된 문제점을 정리한다(3). 4.에서는 로봇추종제어 문제에 대한 인공신경회로망 기술의 적용 연구사례들을 조사, 분석하고 제안 모델을 소개한다. 5.에서 시뮬레이션을 이용한 실험 결과를 소개한다.

2. 로봇의 추종제어 문제

로봇의 추종제어는 상위제어기가 계산하여 하달한 목표 위치 및 속도 지령을 지연 없이 정확히 추종하기 위한 모터 토크 지령을 계산하는 것을 목표로 한다. 지연 없는 정확한 추종을 위해서는 로봇의 동역학적인 모델을 고려하여야 하고 고려되지 않은 동역학 파라미터와 외부적인 교란에 대해 강건한 특성을 가지고 있어야 한다.

n 자유도 로봇의 동역학 방정식은 다음과 같다[1].

$$\tau = D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + B\dot{q} + G(q)$$

여기서, τ 는 로봇의 관절토크 벡터, q , \dot{q} , \ddot{q} 는 관절 위치(각도), 속도, 가속도 벡터, $D(q)$ 는 관성행렬, $C(q, \dot{q})$ 는 Corioli torque 및 Centrifugal torque 벡터, B 는 마찰 토크 벡터, 그리고 $G(q)$ 는 중력 토크 벡터이다. 각 벡터는 모두 $n \times 1$ 이다.

한 관절의 토크를 계산하기 위해서는 해당 축뿐만 아니라 타축의 운동 정보도 고려되어야 한다. 또한 관성 등의 동역학 파라미터들은 로봇 기구를 구성하는 다양한 기계 부품들의 형상, 중량, 위치 등에 의해 결정되는데, 그 해석 과정이 어렵고, 해석이 된다고 하더라도 계산시간이 많이 소요된다.

3. 인공신경회로망과 제어

복잡한 시스템을 학습 알고리즘에 의해 자동으로 근사하고, 구현이 쉬우며 계산시간이 빠르다는 일반적인 인공신경회로망의 장점들은 제어문제에도 그대로 적용된다. 그럼에도 불구하고 실제로 현장에 성공적으로 적용되기에는 문제가 있다. 이 절에서는 인공신경회로망의 제어분야 적용상의 문제점을 구체적으로 정리하고 그 극복가능성을 제시한다.

인공신경회로망은 이론적 관점에서 통계적 방법론의 일종이다. 따라서 학습하지 않은 영역의 입력에 대해서는 계산성능을 기대할 수 없다. 또한 학습된 영역이라고 하더라도 그 영역의 패턴이 충분하지 않은 경우(밀도가 작은 경우)에도 계산성능을 기대할 수 없다. 여기서 문제는, (특히 제어분야에 있어서) '충분한' 정도를 미리 알기 어렵다는 것이다. 물론 이론적으로는 준비된 학습패턴의 모집단 대표성을 평가하기 위한 연구들이 있지만, 그 평가결과 역시 통계적, 확률적으로 주어지는 경우가 대부분이기 때문에 실용성이 적다.

또한, 근사 대상 시스템의 특성이나 환경이 변한다면 기존에 학습된 인공신경회로망의 성능을 보장할 수 없다. 로봇 동역학 문제의 경우, 로봇 매니플레이터의 기구적 노후, 온도의 변화 등으로 마찰 등의 동역학적 특성이 바뀔 수 있다. 이렇게 되면 기존의 특성 및 조건에서 파생된 패턴들로 학습된 신경회로망이 제성능을 발휘하기 어렵다.

결국 인공신경회로망의 문제점은 신뢰성, 또는 강건성의 문제로 요약될 수 있다. 그렇다면 제어문제에서 요구되는 신뢰성, 강건성은 무엇인가? 복잡한 비선형성을 포함한 실세계의 문제에 있어서 100% 신뢰성 보장은 있을 수 없다고 볼 때, 신뢰성의 요구는 다음과 같이 정리할 수 있다.

"솔루션 자체에 신뢰성 보장한계가 포함되어 있어야 한다. 그리고 그 보장한계는 물성적이고 양적으로 표현될 수 있어야 한다."

위의 요구에 추가적으로, 시스템 관점에서 보장되지 않는 범위에 대한 솔루션이 마련된다면 인공신경회로망의 적용이 타당할 것이다.

4. 제안모델

인공신경회로망을 로봇의 서보 추종제어 문제에 적용한 연구사례들을 정리, 평가하고 본 논문의 적용모델에 대해 소개한다.

로봇의 추종제어문제는 로봇의 역동역학을 모사하는 문제로 간주할 수 있다. 즉, 로봇 각 관절의 위치, 속도, 가속도를 이용하여 필요한 토크를 계산하는 비선형 맵핑 문제이다. 직관적으로, 비선형성에 주목하여 각 관절의 위치, 속도, 가속도를 입력으로 하고, 필요 토크를 출력으로 하는 MLP의 적용을 생각할 수 있다. 이 방법은 앞서 기술한 바와 같은 문제점을 그대로 안고 있다. 또한

고속 처리를 요구하는 추종제어 플랫폼에서 수행하기에는 행렬연산과 초월함수의 사용으로 인해 계산시간이 길어진다는 문제점도 있다.

M. S. Zalzala의 Neuro Dynamic Control(NDC)는 이러한 문제점을 일부 개선한다[2]. 이 연구는 6축 로봇에 대해 적용되었는데, 6관절의 위치, 속도, 가속도를 모두 입력으로 하는 MLP를 사용되되, 입력변수 그룹(위치, 속도, 가속도)별로 별도의 은닉노드 연결구조를 갖게 함으로써 위치, 속도, 가속도에 의한 각각의 토크를 계산하는 특징을 갖는다. 이 모델은 전술한 문제점은 그대로 안고 있지만 블랙박스로 간주하는 다층신경회로망의 구조에 로봇의 동역학적 특성을 반영하였다는 점에서 의미를 갖는다.

M. Kawato 등은 자신의 논문에서 인공신경회로망을 로봇의 추종제어문제에 효과적으로 적용할 수 있는 Kawato 모델 제어기를 제안하였다[3]. 제안 모델에서는 로봇의 위치/속도/가속도와 토크간의 비선형적인 함수관계를 비선형 부시스템(sub-system)들의 선형 합으로 대치한 모델이다.

인공신경회로망의 입력은 해석적으로 도출한 로봇 동역학의 비선형 항(부시스템)들로서 각각 관성, 중력, 원심력등에 해당하는 항이다. 이때 각 부시스템들의 가중치들(w_1, w_2, \dots)은 동역학 파라미터 상수에 해당한다. 학습을 위한 오류신호로서는 피드백 제어기의 PD 토크를 사용한다. 즉, Kawato 제어기는 피드백제어의 PD 토크를 줄이는 방향으로 학습되므로 동역학 피드포워드 제어기로 동작함을 의미한다.

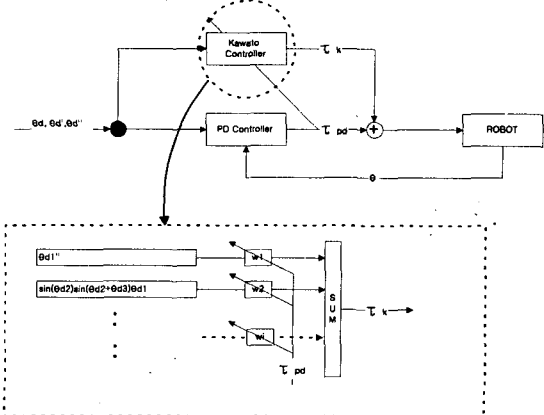


그림 1 Kawato 모델

이 모델을 수식적으로 해석하면 다음과 같다.

그림에서 출력 토크 τ 는,

$$\tau = \tau_{pd} + \tau_k = K_D \dot{\epsilon} + K_P \epsilon + \tau_k \text{이고,}$$

이 식을 로봇 동역학식과 결합하면,

$$K_D \dot{\epsilon} + K_P \epsilon + \tau_k = D \dot{q} + C + Bq + G + Kq \text{가 되어,}$$

인공신경회로망은 피드백 오차 ($v = K_D \dot{\epsilon} + K_P \epsilon$)가 0이 되도록 학습하므로, 학습이 완전히 수렴하면 ($v = 0$),

$$\tau_k = D\ddot{q} + C + B\dot{q} + G + Kq$$

와 같이 된다. 결국, 인공신경회로망이 로봇 역동역학을 계산함을 증명한다.

제안 모델은 6자유도 로봇에 대해 로봇 동역학적 특성이 미치는 영향이 상대적으로 큰 베이스 3축에 대해서만 적용함으로써 계산시간을 약 1/30으로 줄인다. 대신, 고려되지 않은 3축의 영향과 외란 등에 대한 제어는 선형 피드백 제어가 보상한다.

상기 Kawato 모델제어기는 인공신경회로망의 제어문제 적용상의 문제점을 극복한다.

- 계산의 신뢰성, 또는 강건성에 대하여

제안 모델 제어기에서 각 부시스템들의 가중치는 동역학 파라미터 “상수”에 해당하므로 동역학적 특성, 조건이 변하지 않는 한, 학습된 값들은 정확한 값을 보장한다.

- 동역학적 특성이나 조건의 변화에 대하여 대응이 가능하다.

제안된 제어기의 동역학적 고려 범위가 해석적으로 제시되므로 성능 보장한계가 명확하다. 고려되지 않은 동역학항들과 외란 등은 피드백 제어기에 의해 보상된다. 학습된 제어기의 가중치가 각각 동역학적 파라미터에 해당하므로 신경망의 학습 없이도 부하추정 등의 동역학 기술이나 로봇 동작 및 동역학 전문가의 판단에 따라 가중치의 수동갱신이 가능하다.

5. 시뮬레이션

시뮬레이션을 통하여 제안 모델의 추종제어성능을 평가하였다.

시험 결과는 다음 그림들과 같다. 로봇의 첫 번째 축에 대한 시험결과인데, (a)는 피드백 제어기만을 사용한 결과이고, (b)는 적용 모델을 사용한 결과이다. 두 그림 모두 첫 번째 축에 대한 시험결과이다. 적용모델의 제적 추종이 훨씬 더 양호한 것을 확인할 수 있다.

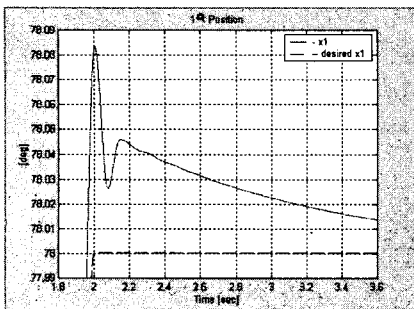


그림 2-(a) 피드백제어기만을 사용한 결과

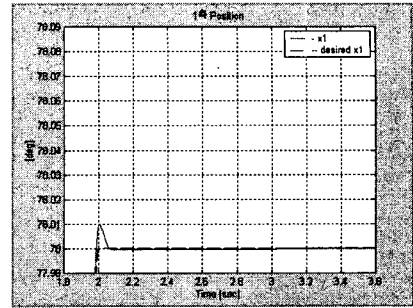


그림 2-(b) Kawato 모델 제어기를 사용한 결과

그림 (b) Kawato 제어기와 피드백제어기를 함께 사용한 결과

6. 결론

로봇 추종제어 성능 향상을 위하여 인공신경회로망 기술을 적용하였다. 적용된 모델은 인공신경회로망의 신뢰성 단점을 극복할 수 있고, 계산시간이 짧아서 실용적이라는 장점이 있다. 적용된 모델에서 인공신경회로망은 로봇의 역동역학을 반영한 피드포워드 제어기로서 동작하고, 기존 피드백 제어기와 함께 사용되어 동역학적 제어와 외란 등에 효과적으로 대응할 수 있을 것으로 기대된다. 시뮬레이션을 통하여, 적용 모델은 기존 피드백제어기에 비해 우수한 추종제어 성능을 갖는 것으로 확인되었다.

6. 참고 문헌

[1] K. S. Fu외, Robotics - Control, Sensing, Vision, and Intelligence
 [2] A. M. S. Zalzal, Model-based Adaptive Neural Structure for Robot Control, Neural Networks for Robotic Control, Ellis Horwood, p. 80-105
 [3] H. Kawato외, Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robot Manipulator, Neural Networks, Vol. 1, p 251-265, 1988