

로봇의 동역학 제어를 위한 학습제어 기법의 구현 및 성능 평가

Implementation and Performance Evaluation of Learning Control method for Robot Dynamics Control.

°이 동훈*, 국 태용*

* 성균관대학교 전자공학과(Tel:+82-331-290-7202; Fax:+82-331-290-7191; E-mail:fate@yurim.skku.ac.kr)

Abstracts Recently, increasing attention has been paid to the application of learning control method to robot manipulator control. Because the learning control method does not require an exact dynamic model, it is flexible and easy to implement. In this paper, we implement a learning control scheme which consists of a unique feedforward learning controller and a linear feedback controller. The learning control method does not require acceleration terms that are sensitive to noise and has the capability of rejecting unknown disturbances and adapting itself to time-varying system parameters.

The feasibility of the learning control scheme is soon by implementing the control scheme to a commercial robot manipulator and the performance of which is also compared with the conventional linear PID control method.

Keywords Robot manipulator, Learning control, Dynamic control

현장에서의 적용가능성과 실용성을 입증하고 기존의 다른 제어 기들과의 성능비교 및 평가를 한다.

1. 서론

현재 산업 현장에서 로봇메니플레이터의 제어방식의 대부분은 성능에서 한계를 가지는 선형 PID 피드백 제어가 차지하지만 비선형 보상방법으로 잘 알려진 토크 계산 방법(Computed Torque Method), 다양한 조건 변화에 어느 정도 유동적인 적응제어 기법(Adaptive Control)등이 앞으로 로봇제어에 응용될 수 있는 기술이다[15][16]. 하지만 이러한 고급제어기술들도 제어에 직접 적용되기에는 특성상 여러 문제점을 내포하고 있는데 정확한 모델링, 파라미터의 실시간 추정 등이 이에 속한다. 이러한 이유로 최근 로봇 제어기로서 학습제어 방식의 적용에 관한 관심이 증가하고 있다. 학습 제어 방식은 정확한 로봇의 동역학을 필요로 하지 않기 때문에 적용에 있어서 유동적이고 단순한 장점이 있다[9].

본 논문에서는 피드포워드 학습제어기와 선형피드백 제어기로 구성된 로봇을 위해 [9]의 학습제어기를 구현한다. 이 같은 구조는 기존의 학습 제어 방법과 비슷하지만 학습방법에 있어서 피드포워드 액츄에이터 토크를 피드백 오차 인자에 의해서 계산하고 반복 학습단계의 증가에 따라 갱신된 학습 인자를 사용하여 제어입력을 계산하는 단순한 구조로서 구현이 용이하다. 또한 이 같은 학습 방법은 노이즈에 약한 가속도 인자를 필요로 하지 않기 때문에 미지의 외란에 강하고 시변하는 시스템 파라메타에 적용하는 성능을 가진다.

따라서 본 논문에서는 위와 같은 학습제어 방식을 실제 로봇 시스템에 적용하여 구현함으로써 제안된 학습제어 방식의 산업

2. 학습제어기

2.1 학습제어기 구조

일반적인 로봇의 동역학 방정식은 다음과 같다.

$$M(q(t))\ddot{q}(t) + V(q(t), \dot{q}(t)) + G(q(t)) + T_a(t) = T(t) \quad (1)$$

$M(q(t))$ 관성행렬 (inertia matrix)

$V(q(t), \dot{q}(t))$ 원심력(centripetal)과 coriolis force 벡터

$G(q(t))$ 중력(gravitational force) 벡터

$T_a(t)$ 모델화되지 않은 동역학 또는 외란

$T(t)$ 관절의 입력 토크

관절의 추종 궤적을 q_a 로 정의하면 제어의 목적은 로봇이 이 궤적 q_a 를 추종하는 것이다. 그러나 이러한 궤적의 추종문제에 대한 선형 PID 제어기 등 단순한 기존의 제어방법의 적용은 말단부에 장치되는 공구의 무게에 따른 부하 변화, 기계적인 상태 또는 노화 등과 같은 알려지지 않은 시스템 파라메타가 시간에 따른 변화와 비선형적이고 모델화 되지 않는 동역학 등으로 인하여 쉽지 않다. 본 논문에서는 이러한 모델화되지 않은 동역학에 기인하는 외란에 따른 제어의 어려움을 극복하고자 연속된 반복동작을 통해 원하는 입력을 찾는 반복 학습제어기법

(Iterative Learning Control Technique)을 구현한다. 반복 학습 제어기법은 반복되는 동작을 통하여 제어기를 훈련시킴으로서 반복된 학습횟수가 증가함에 따라 궤적추종 오차를 줄이려는 것이다.

위에서 서술한 반복 학습제어기법의 개념을 SCARA 로봇 시스템에 적용하기 위하여 $q_d^i(t)$, $\dot{q}_d^i(t)$, $\ddot{q}_d^i(t)$ ($t \in [0, t_f]$)를 관절의 원하는 궤적, 속도, 가속도, $q^i(t)$, $\dot{q}^i(t)$, $\ddot{q}^i(t)$ 를 관절의 실제 궤적, 속도, 가속도로 정의하는데 i 는 학습 단계를 나타낸다.

q_a 를 추종하기 위한 i 번째 반복 학습시 로봇의 시스템 방정식 식(1)을 선형화 하면 다음과 같은 선형 시변시스템을 얻는다.

$$C_d \ddot{q}^i(t) - \ddot{q}_d^i(t) + E_d \dot{q}^i(t) - \dot{q}_d^i(t) + F_d q^i(t) - q_d^i(t) = T^i - S_a \quad (2)$$

각 변수들은 다음과 같이 정의된다.

$$C_d \equiv M(q_d(t))$$

$$E_d \equiv \frac{\partial V}{\partial \dot{q}(t)} \Big|_{(q_d(t), \dot{q}_d(t))}$$

$$F_d \equiv \frac{\partial M}{\partial q(t)} \Big|_{(q_d(t))} + \frac{\partial V}{\partial q(t)} \Big|_{(q_d(t), \dot{q}_d(t))} + \frac{\partial G}{\partial q(t)} \Big|_{(q_d(t), \dot{q}_d(t))}$$

$$S_d \equiv M(q_d(t))\ddot{q}_d^i(t) + V(q_d, \dot{q}_d) + G(q_d(t)) + T_a(t)$$

T^i 는 i 번째 반복의 제어입력 토크이다.

로봇시스템이 $q_d(t)$ 를 추종하도록 하기 위하여 제어 법칙을 다음과 같이 구성한다[9].

$$T^i = T_e^i + H^i \quad (3)$$

T_e^i 는 양의 값을 가지는 위치 이득과 속도 이득인 피드백 이득 (Feedback Gain) K , L 를 가지는 PD 제어기의 형태로 표시되며 다음과 같다.

$$T_e^i = K(q_d - q^i) + L(\dot{q}_d - \dot{q}^i) \quad (4)$$

H^i 는 학습 규칙에 의해 각 학습 단계마다 계산된 피드포워드 (Feedforward) 제어 입력이다. (식4)를 시스템 방정식 (식2)에 추가함으로써 오차 방정식을 다음과 같이 얻을 수

$$C_d \ddot{e}^i(t) + (E_d + L) \dot{e}^i(t) + (F_d + K) e^i = S_d - H^i \quad (5)$$

여기서 $e^i(t) = q_d(t) - q^i(t)$ 는 위치오차이다.

이 같은 형태의 피드백 제어기의 오차는 오차 동력학의 입력 오차 $S_d - H^i$ 가 유한하면 제한된 영역 내에 존재하게 되며 이러한 오차의 존재 영역의 크기를 피드백 이득의 증가로 작게 조정할 수 있다. 그러나 실제 적용에 있어서 로봇의 구동 토크가 제한되어 있기 때문에 피드백 이득을 한없이 증가시킬 수는 없고 일반적으로 이같은 선형 피드백 제어기만으로는 제어기의 궤적 추적 성능에서 한계를 가진다. 따라서 [9]에서는 선형 피드백 제어기와 병행하여 피드포워드 제어 입력 H^i 를 사용함으로써 $S_d - H^i$ 의 영향을 줄이는 방식을 도입하고 있다. 즉, [9]의 논문에서 구현된 학습제어기의 제어 방법은 다음과 같다. 첫째,

K , L 의 행렬은 추종 궤적에 따르는 여러 동력학이 안정할 만큼만 큰 양의 값을 가지도록 선택한다. 둘째로 $H^i(t)$ 가 $S_d(t)$ 에 수렴하도록 학습 규칙을 사용하여 $H^i(t)$ 를 갱신한다. 그림1은 이러한 목적을 위하여 구현된 학습제어기의 제어구조를 보여준다.

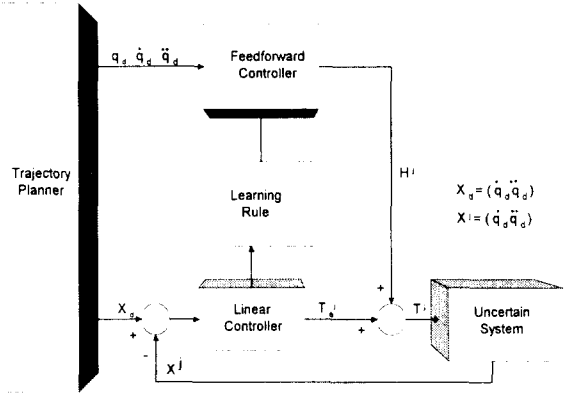


그림 1. 학습제어기의 제어구조
Fig.1. The structure of Learning Controller.

궤적 플래너(trjectory planner)는 원하는 궤적을 만들고 고정된 이득을 가지는 PD제어기는 일정한 오차 한계 내로 시스템의 제어 안정성을 부여한다. 그와 동시에 피드포워드 제어기는 피드포워드 토크 요소 H^i 를 갱신한다.

피드백 제어기와 피드포워드 제어기가 병렬로 연결된 상태에서 학습의 초기단계에는 피드백 토크 인자 $T_e^i(t)$ 가 피드포워드 토크 인자 H^i 보다 전체 제어입력의 대부분을 차지 하지만 점차 반복 횟수가 증가함에 따라 H^i 가 $T_e^i(t)$ 보다 더 큰 영향을 주게 되는 구조를 가진다.

2.2. 학습규칙

H^i 가 미지의 값을 가지는 S_d 로 수렴하기 위해 H^i 를 갱신시키는 학습 규칙을 유도하기 위하여 다음의 지수를 선정한다 [9].

$$J_i = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{\infty} \|S_d(t) - H^i(t)\|^2 \quad (6)$$

Gradient descent 규칙을 적용하여, H^i 의 갱신식을 구하면 다음과 같다.

$$H^{i+1} = H^i - \beta \frac{\partial J_i}{\partial H^i} = H^i + \beta (S_d - H^i) \quad (7)$$

여기서 β 는 학습 인자 (training factor)로 불리는 양의 상수이고 β 의 범위는 S_d 에서 식(7)을 빼주면 $S_d - H^{i+1} = (S_d - H^i) - \beta (S_d - H^i) = (1 - \beta) (S_d - H^i)$ 가 되므로 β 는 H^i 의 수렴을 보장하기 위해 $0 < \beta < 2$ 사이의 값을 가져야 한다. 그러나 S_d 가 미지의 값이기 때문에 식

(7)을 직접적으로 학습규칙으로 사용 할 수는 없다. 따라서 T_e^i 를 미지의 값 $S_d - H^i$ 대신 사용함으로써 다음의 학습 규칙을 얻는다.

$$H^{i+1} = H^i + \beta T_e^i \quad (8)$$

각 학습단계의 초기조건으로 시작점에서 시간 t 를 0으로 가정하고 모든 $i \geq 1$ 에서 $q^i(0) = q_d(0)$, $\dot{q}^i(0) = \dot{q}_d(0)$, $H^i(t) = 0$ 을 가정한다. 또한 실제적용에 있어서 β 의 값은 학습에 대한 시스템의 반응 민감도에 따라 1보다 작게 선택한다.

비선형 시스템을 단지 선형 제어기만을 사용하여 원하는 궤적을 오차 없이 추종하려면 피드백 이득은 무한한 값을 가져야 한다. 그러나 피드포워드 내에 비선형 보상기가 존재한다면 선형제어기의 이득 값은 그다지 큰 필요가 없게 된다. 본 논문에서 구현하고자 하는 제어기는 비선형항 보상을 위한 학습제어 알고리즘을 포함하고 있다. 만약 비선형적인 함수 $S_d(t)$ 가 $H^i(t)$ 에 의해서 삭제되지 않는다면 궤적 오차 $e(t)$ 는 0으로 수렴하지 않는다. 피드포워드 제어기내의 학습 규칙은 보상 토크 $H^i(t)$ 로서 미지의 비선형 함수 $S_d(t)$ 를 근사화하고 그것을 보상한다. 그러므로 $S_d(t)$ 를 제거하기 위해 선형 피드백 제어기내의 이득 K, L 을 매우 크게 할 필요는 없으나 시스템의 안정성을 보장하기 위하여 선형 제어기 이득 K, L 은 어느 정도 큰 값을 선택하여야 한다[9].

3. 모의 실험

본 논문에서 구현하고자 하는 학습제어기를 실제 시스템에서 구현하기에 앞서 모의 실험을 하였다. (그림2)와 (표1)은 실험대상 로봇과 그 파라메타를 보인고 (표3)은 이득과 최대 토크를 보인다.

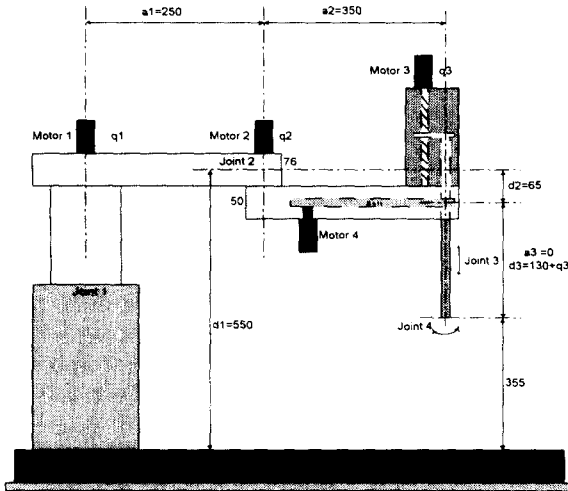


그림 2 스카라 로봇의 구조

Fig. 2 The Structure of The SCARA Arm

표 1 4축 스카라 로봇의 파라메타

TABLE 1 The parameters of SCARA Robot

관절	길이	질량	최대토크
1	0.35 m	30.5 kg	325 N/m
2	0.25 m	20.0 kg	625 N/m
3	0.05 m	5.5 kg	325 N/m

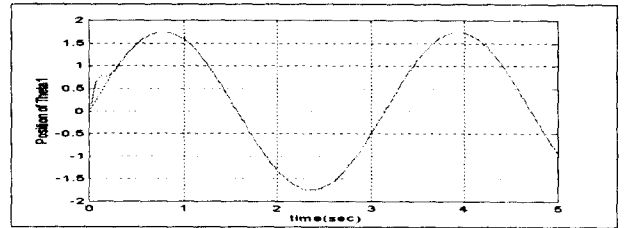
모의 실험에서는 관절 1과 관절 2만을 대상으로 실험 하였고 사용된 궤적과 각 관절의 이득은 (표 2)와 같다.

표 2 모의 실험 파라메타

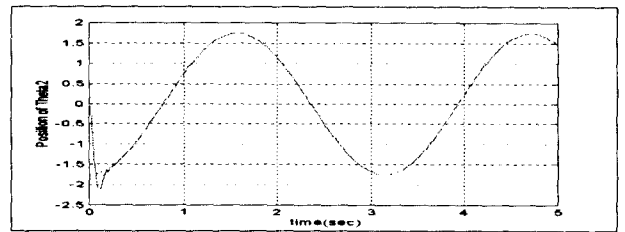
TABLE 1 The parameters of Simulation

관절	궤적 (SamplingTime=1ms)	K	L	β
1	$(\frac{5}{9}\pi)\sin(2t)$	100	30	0.2
2	$(-\frac{5}{9}\pi)\sin(3t)$	100	30	0.2

그림 3에서는 반복 학습제어기의 학습후의 각 관절의 위치와 속도추정을 보이고 그림4는 오차를 보인다. 학습횟수는 7회때 가장 잘 추종 함을 보인다. 이를 기존의 PD제어기와의 비교를 위하여 그림 5는 동일한 조건하의 기존의 PD제어기의 위치, 속도 추종 오차를 보인다.



(a)

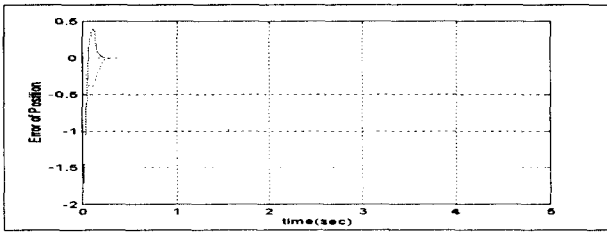


(b)

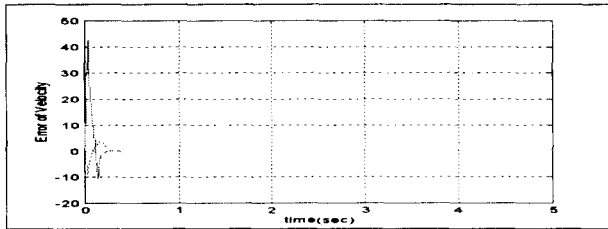
그림 3 (a) 관절1의 위치 추종 (b) 관절2의 위치 추종

Fig. 3 (a)The position tracking of link1

(b)The position tracking of link2

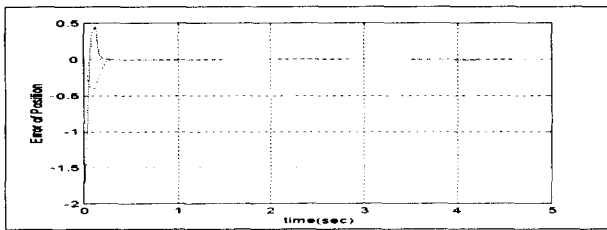


(a)

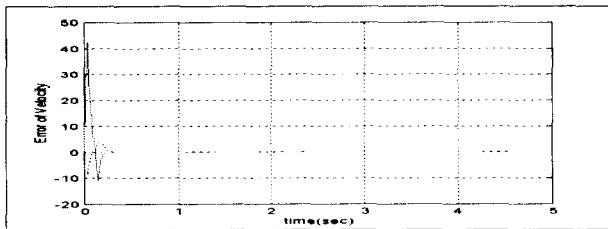


(b)

그림 4 (a) 관절의 위치 오차 (b) 관절의 위치 오차
Fig. 4 (a)The position error (b)The velocity error



(a)



(b)

그림 5 (a) 관절의 위치 오차 (b) 관절의 속도 오차
Fig. 5 (a)The position error (b)The velocity error

4. 결과 및 고찰

본 논문은 대이득을 이용한 학습제어기의 설계에 관한 것으로 설계된 제어기의 안정도가 보장될 뿐만 아니라 학습이 진행됨에

따라서 위치 및 속도 오차가 수렴됨을 확인 하였고, 특히 로봇 매니퓰레이터의 실제 가속도 값을 이용할 필요가 없다는 장점을 가진다. 그리고 시뮬레이션 결과로 알 수 있듯이 실제 산업현장에서 사용되고 있는 SCARA형 로봇 매니퓰레이터 모델에 적용한 결과 제안한 제어기의 성능이 우수함을 확인할 수 있었고, 이를 기초로 현재 국내에서 제작된 수평 다관절 SCARA(LG산전) 매니퓰레이터에 적용할 제어기를 설계하여 성능을 검증하고 있다.

참고 문헌

- [1] Mark W. Spong, and M. Vidyasagar "Robot Dynamics And Control" *John Wiley & Sons, Inc*
- [2] Richard M. Murray, Zexiang Li and S.Shankar Sastry "A Mathematical Introduction to ROBOTIC MANIPULATION" *CRC Press*
- [3] William A. Wolovich "ROBOTICS: Basic Analysis and Design" *Holt, Rinehart And Winston, Inc*
- [4] Wesley E. Snyder "Industrial Robots: Computer Interfacing and Control" *Prentice-Hall Industrial Robots Series. W.E.Snyder.Series Editor*
- [5] Per-Ake Jansson and Ragnar Grahn "Engineering Mechanics volume two Dynamics" *Prentice-Hall*
- [6] K.S.Fu, R.C.Gonzalez, and C.S.G.Lee "Robotics (Control,Sensing,Vision, and Intelligence)" *McGraw-Hill International Editions*
- [7] Carlos Canudas de Wit, Bruno Siciliano, and Georges Bastin(Eds) "Theory of Robot Control" *The Zodiac*
- [8] Jean-Jacques E. Slotine and Weiping Li "Applied Nonlinear Control" *Prentice Hall Englewood Cliffs*
- [9] Tae-yong Kuc, Kwang-hee Nam, and Jin S. Lee "An Iterative Learning Control of Robot Manipulator" *IEEE Trans. on Robotics and Automations. Vol.7. No.6 Dec 1991*
- [10] P.Rondi, G.Casalone, and L.Gambardella "On The Iterative Learning Control Theory for Robot Manipulator" *IEEE Journal. on Robotics and Automations. Vol.4. No.1 Feb 1988*
- [11] Qu, Z., Dorsey, J., Dawson, D.M., and Johnson, R.W. "Linear Learning Control of Robot Motion" *Journal of Robotic Systems Vol.10 No.1 1991*
- [12] Jang, T.J., Choi, C.H., and Ahn, H.S., "Iterative Learning Control in Feedback systems" *Proc.of IEEE Conf. on Decision and Control, Brighton, U.K., 1995*
- [13] Ahn, H.S.,Choi, C.H., and Kim, K.B "Iterative Learning Control for A Class of nonlinear system" *Automatica Vol.29 1993*
- [14] Dawson, D.M., Qu, Z., Dorsey, J.F., and Lewis, F. L. "On The Learning Control of A Robot Manipulator" *Journal of Intelligent and Robotic Systems Vol.4 1991*
- [15] Tae-yong Kuc and Jin S. Lee "An Adaptive Learning Control of Uncertain robotic Systems" *Proceedings of the 30th Conf. on Decision and Control. Dec 1991*
- [16] Jean-Jacques E. Slotine Weiping Li "On the Adaptive Control of Robotic Manipulators" *The International Journal of Robotics Research Vol.6. No.3. Fall 1987*