

로봇 매니플레이터의 적응학습제어에 관한 연구

Study of Adaptive Learning Control for Robot Manipulator

최병현 (성균관대학교 대학원 메카트로닉스공학과)

국태웅 (성균관대학교 전기·전자 및 컴퓨터공학부)

최혁렬 (성균관대학교 기계공학부)

B. H. Choi (Dept. of Mechatronics, S.K.K. Univ.)

H. R. Choi (Division of Mechanical Engineering, S. K. K. Univ.)

T. Y. Kuc (Division of E.E.C. Engineering, S. K. K. Univ.)

Key Words : Adaptive learning control, Dynamic control, Real time estimator

Abstract

It is prerequisite to apply dynamics controller to control robot manipulator required to perform fast and precise motion. In this paper, we propose an adaptive learning control method for the dynamic control of a robot manipulator. The proposed control scheme is made up of PD controller in the feedback loop and the adaptive learning controller in the feedforward loop. This control scheme has the ability to estimate uncertain dynamic parameters included intrinsically in the system and to achieve the desired performance without the nasty matrix operation. The proposed method is applied to a SCARA robot and experimentally verified.

1. 서론

로봇 매니플레이터를 제어함에 있어서 동역학적 제어(dynamic control)은 빠르고 정확한 운동을 수행하는 데에 필수적이다. 동역학적 제어를 위한 기존의 제어방법에서는 모델에 기초한 질량, 관성 등을 고려한 동역학적 방정식을 풀어야 하므로 실시간 제어가 힘들다는 단점이 있다. 또한 실제 시스템은 불확실한 요소를 항상 포함하며, 이 중에는 알려지지 않았거나 불완전하게 알려진 파라미터, 외란등이 존재 할 수 있으므로 이와 같은 불확실한 요소들을 선형화하여 제어를 시도한 제어기에서는 근본적으로 이에 따른 모델링 오차를 갖게되는 문제점이 있었다.

최근에는 시스템의 모델링 오차나 불확실한 요소들에 의한 영향을 극복하고자 학습제어기법 또는 적응 제어기법을 이용하여 로봇을 제어한 사례들이 보고 되고 있다. Rodriguez는 상태공간 모델을 기초로 한 랜덤필드 추정접근법(random field estimation approach)를 제시하였다.⁽¹⁾ 제시된 방법은 필터와 유연기(filter and smoother)를 사용하여 비선형 특성

을 갖는 로봇팔의 순방향 동역학 방정식을 풀기위한 것으로, 계산회수는 로봇의 관절 수와 선형적인 관계를 갖게 되며, 로봇의 관절이 추가되면 단순히 Kalman 필터를 추가하면 된다.

이지형등은 Y. H. Chen의 적응건설제어 알고리즘을 적용하여 직접구동형 로봇 매니플레이터를 제어하였다. 이들은 시뮬레이션과 실험을 통하여 축간의 커플링 영향, 마찰력, 비선형이고 시변인 동특성 등을 모두 불확실함수로 취급하여 제어할 수 있음을 보였다.⁽²⁾

Miyamoto등은 신경망 이론을 이용하여 로봇 시스템의 출력과 입력을 학습시킨후 이를 제어에 적용하였다. 이들은 실험을 통해 신경망 제어기가 30분의 학습으로 로봇을 제어함으로써 신경망 제어기의 학습능력을 로봇의 제어에도 이용할 수 있음을 실험적으로 보였다.⁽³⁾ 또한 Miller와 Hewes등은 신경망 제어기를 이용하여 산업용 로봇을 실시간으로 제어를 하였다. 그러나 이들의 학습법은 몇가지 순차적인 동작을 반복적으로 학습해야 한다는 단점을 가지고 있다.⁽⁴⁾

Kuc과 Nam등은 로봇의 경로제어에 대하여 비례 미분제어와 적응학습을 혼합한 반복학습 제어기를

제안하였다.^(5,6) 이들이 제안한 제어기는 피드백루프에 비례미분 제어기를, 피드포워드루프에 적응학습 제어기를 적용하였으며, 파라미터 추정을 위해 시스템의 가속도나 추정된 관성행렬의 역행렬을 사용하지 않은 것이 특징이다.

본 연구에서는 반복적응학습제어가 아닌 실시간 적응학습제어기를 제안하고자 한다. 제안한 제어기는 비례미분 제어기를 기초로 하며 실시간 파라미터 추정기를 사용하여 비례미분제어기의 출력을 보상하는 형태로 되어 있다. 제안된 제어기는 실시간 파라미터 추정기를 이용하여 로봇 매니퓰레이터의 동역학적 특성을 추정하므로 부하 변동 등의 외란에 대하여서도 강인할 것으로 기대되며, 제어기의 성능은 실험을 통하여 비례미분적분 제어기와 비교할 것이다.

2. 적응 학습제어 이론

일반적으로 n개의 강체로 구성된 로봇 매니퓰레이터는 다음과 같이 모델링할 수 있다.

$$D(q(t))\ddot{q}(t) + B(q(t), \dot{q}(t)) + F(q(t), \dot{q}(t)) + T_a(t) = T(t) \quad (1)$$

여기서 $q(t)$ 는 일반화된 관절좌표, $D(q(t))$ 는 관성행렬, $B(q(t), \dot{q}(t))$ 는 원심력과 코리올리 힘의 합, $F(q(t), \dot{q}(t))$ 는 중력과 마찰력, $T_a(t)$ 는 모델링 오차 또는 외란을 의미하며, $T(t)$ 는 각 관절의 토크 입력을 나타낸다. 시스템에 대한 완전한 지식이 없기 때문에 이상과 같은 문제를 일반적인 방법으로 풀어나가는 것은 상당히 어려운 일이며, 미지의 시스템 파라미터가 부하의 변화 등에 의해 시간에 따라 변하게 되거나, 외란 $T_a(t)$ 까지 변하게 되면 적응 제어기법을 사용하기도 상당히 어려워진다. 다음은 이러한 어려움을 극복하기 위하여 제안된 적응학습 제어기법이다.

제안된 적응학습 제어방법에서 토크입력 $T(t)$ 는 다음과 같이 구하여 진다.

$$T(t) = E_o(t) + E(t) + H(t) \quad (2)$$

여기서 $E_o(t)$, $E(t)$, $H(t)$ 는 각각 피드백 에러 입력, 추정오차 입력, 그리고 피드포워드 학습 입력이다. 여기서 E_o 는 비례미분 형태의 제어항이며 다음과 같다.

$$E_o(t) = L(\dot{e}(t) + ae(t)) \quad (3)$$

여기서 $e(t) \triangleq q_d(t) - q(t)$ 이고, $q_d(t)$ 는 원하는 로봇 매니퓰레이터의 관절 궤적, $q(t)$ 는 측정된 로봇

매니퓰레이터의 관절 궤적이며, L 은 양(+)의 한계 대칭행렬이다. a 는 양(+)의 비례상수이며 초기조건으로 $e(0)$ 와 $\dot{e}(0)$ 는 모두 0이다.

추정오차 입력 $E(t)$ 는 다음과 같이 구할 수 있으며

$$E = \hat{D}_e(q)\ddot{q}_d + \hat{B}_e(q, \dot{q})\dot{q}_d + \hat{F}_e(q, \dot{q}) + a(\hat{D}_e(q)\dot{e} + \hat{B}_e(q, \dot{q})e) \quad (4)$$

여기서 $(\hat{\cdot})$ 은 추정된 시스템을 의미하고, $\hat{D}_e(q) \triangleq \hat{D}(q) - \hat{D}(q_d)$, $\hat{B}_e(q, \dot{q}) \triangleq \hat{B}(q, \dot{q}) - \hat{B}(q_d, \dot{q}_d)$, $\hat{F}_e(q, \dot{q}) \triangleq \hat{F}(q, \dot{q}) - \hat{F}(q_d, \dot{q}_d)$ 이다.

피드포워드 학습입력 H 는 다음과 같은 학습법칙에 의해 계산된다.

$$H(t + \Delta t) = H(t) + \beta E_o(t) \quad (5)$$

여기서 β 는 학습률이며, $0 < \beta < 2$ 의 범위를 갖는다.

이제 식 (1)로 표현된 로봇 시스템을 오차에 관한 식으로 정리를 하게 되면 다음과 같이 된다.

$$D(q)\dot{z} + B(q, \dot{q})z + Lz = \bar{D}_e(q)\ddot{q}_d + \bar{B}_e(q, \dot{q})\dot{q}_d + \bar{F}_e(q, \dot{q}) + a(\bar{D}(q)\dot{e} + \bar{B}(q, \dot{q})e) + \bar{U} \quad (6)$$

여기에서

$$\begin{aligned} \bar{D}_e(q) &\triangleq D_e(q) - \hat{D}_e(q_d) \\ \bar{B}_e(q, \dot{q}) &\triangleq B_e(q, \dot{q}) - \hat{B}_e(q_d, \dot{q}_d) \\ \bar{F}_e(q, \dot{q}) &\triangleq F_e(q, \dot{q}) - \hat{F}_e(q_d, \dot{q}_d) \\ \bar{U} &\triangleq T_d - H, \\ z &\triangleq \dot{e} + e \end{aligned}$$

로 정의되며,

$$\begin{aligned} D_e(q) &\triangleq D(q) - \hat{D}(q_d) \\ B_e(q, \dot{q}) &\triangleq B(q, \dot{q}) - \hat{B}(q_d, \dot{q}_d) \\ F_e(q, \dot{q}) &\triangleq F(q, \dot{q}) - \hat{F}(q_d, \dot{q}_d) \end{aligned}$$

이다.

또한 에러에 관한 식 (6)을 미지의 파라미터에 대하여 정리하면 다음과 같이 간단하게 된다.

$$D(q)\dot{z} + B(q, \dot{q})z + Lz = Y(q, \dot{q}, q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d)\bar{\theta} + \bar{U} \quad (7)$$

여기에서 $Y(q, \dot{q}, q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d) \in R^{n \times 1}$, $\bar{\theta} \in R^1$ 이다.

파라미터 에러 벡터 $\bar{\theta}$ 는 미지의 시스템 파라미터 θ 와 추정된 시스템파라미터 $\hat{\theta}$ 에 대하여 다음

과 같이 정의된다.

$$\bar{\theta} \equiv \theta - \hat{\theta}$$

식 (1)의 로봇 시스템에 대한 파라미터 벡터 θ 는 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{\theta}(t + \Delta t) = \hat{\theta}(t) + \beta S^{-1} Y^T(t) z(t) \quad (8)$$

for all $t \in [0, t_f]$

여기서 $Y(t) \triangleq Y(q, \dot{q}, q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d)$ 이고, S 는 양(+)의 한정 대칭 게인행렬(positive symmetric gain matrix)이다.

Fig. 1은 제안된 제어기의 블록다이어그램이다. 제어 알고리즘은 다음과 같다. 궤적발생기로부터 발생된 목표값은 로봇으로부터 발생된 궤적과 비교되어 비례미분제어기로 입력되며, 파라미터 추정기는 목표값, 비례미분제어기의 출력, 그리고 학습규칙에 의하여 시스템의 파라미터를 추정한다. 목표값과 추정된 파라미터 그리고 비례미분제어기의 출력을 이용하여 추정오차 입력이 생성되고, 이 추정오차 입력과 비례미분제어기의 출력, 학습기의 출력이 더해져서 로봇을 제어하게 된다.

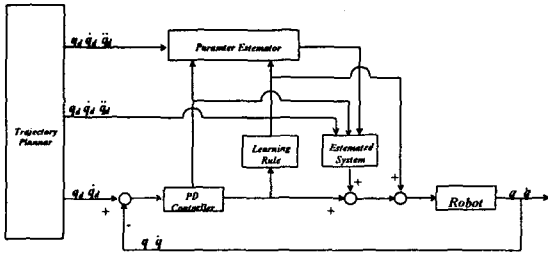


Fig. 1 Block diagram of adaptive learning control

3. 실험 장치 및 방법

3.1 실험 장치

본 연구에 사용된 2축 SCARA 로봇 시스템 개략도를 Fig. 2에 나타내었다. 실험에 사용한 로봇은 2관절 SCARA로봇으로 각 관절의 길이는 각각 0.25[m], 0.18[m]이고, 각 관절의 위치는 리졸버(resolver)로 검출된후 12-bit의 이진코드로 변환되어 DIO 보드를 통하여 PC로 전달된다. PC로 전달된 위치 신호는 적응학습제어기로 입력되며 D/A 변환기(Digital to Analog converter)를 통해 각각의 관절에 제어 명령을 전달한다.

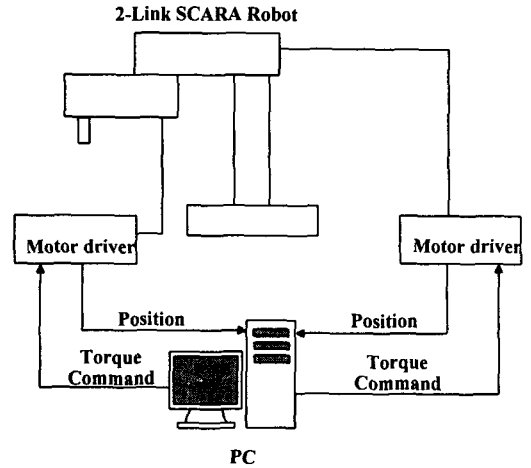


Fig. 2 Schematic diagram of 2-link SCARA robot system

3.2 실험 방법

본 연구에서 제안된 제어 알고리즘을 적용하여 실험을 수행하였다. 적응학습 제어기와 비례미분제어기를 선정하였으며, 제어기의 게인은 튜닝을 통하여 무부하 상태에서 위치 추종이 잘되는 파라미터를 선정하였다. 적응제어기의 경우도 무부하 상태에서 비례미분 게인과 학습율을 튜닝하였다. Table 1은 각 제어기의 파라미터를 보인 것이다.

	PID controller		Adaptive learning controller	
	Link 1	Link 2	Link 1	Link 2
Kp	100	100	91	105
Kd	20	20	20	13
	Ki - 5	Ki - 5	β - 0.5	β - 0.5

Table 1. Parameters of PID and adaptive learning controller

제어 적용 대상은 다음과 같은 식으로 표현되는 목표 궤적을 각 축이 추종하는 것이다. 관절 1, 2의 주기는 모두 2초로 하였으며, 1축의 이동범위는 $\pi/3 \leq q_{a1} \leq 2\pi/3$ 으로 하였으며, 2축의 경우는 $-\pi/4$

$\leq q_d \leq \pi/4$ 로 하였다.

$$q_d = \begin{bmatrix} \frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{3} \sin(\pi t) \\ \frac{\pi}{4} \sin(\pi t) \end{bmatrix}$$

Fig. 3은 목표 궤적을 $t=0$ 에서부터 $t=5$ 초까지에 대하여 도시한 것이다.

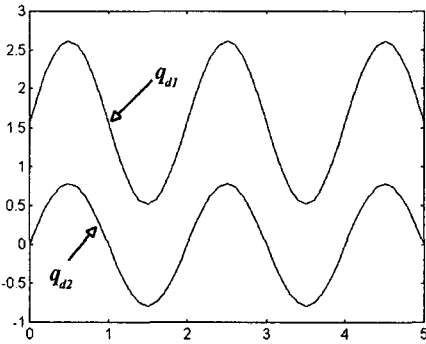


Fig. 3 Plot of desired trajectory

4. 실험 결과

Fig. 4~7에 비례미분적분 제어기와 적응학습제어기의 응답을 도시하였다. Fig. 4와 5는 비례미분적분 제어기를 사용한 경우이며, 만족할 만한 응답을 얻을 수가 없었다.

Fig. 6과 7은 적응학습제어기를 사용한 경우의 응답을 도시한 것으로 비례미분 적분 제어기를 사용한 경우에 비하여 시간지연과 오차가 모두 작게 나타나는 것을 알 수 있다. Fig. 8과 9는 비례미분적분 제어기와 적응학습제어기의 응답의 일부를 직교좌표지에서 도시한 것이다. 그림에서 점선으로 표시된 것은 로봇 매니플레이터의 이동 방향을 나타낸 것이다. Fig. 8의 비례미분적분 제어기의 경우 1 방향으로 움직일 때와 2방향으로 움직일 때 모두 오차가 존재하지만, Fig. 9의 적응학습제어기의 경우는 2방향으로 움직일 때 오차가 감소하는 것을 알 수 있다.

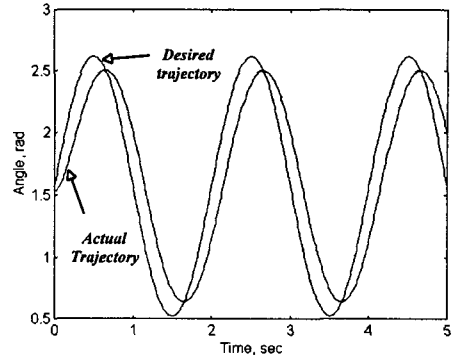


Fig. 4 Position response of Link 1 for PID controller

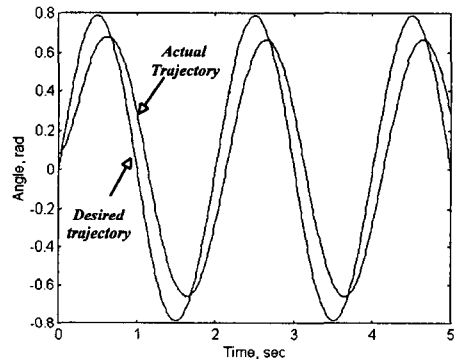


Fig. 5 Position response of Link 2 for PID controller

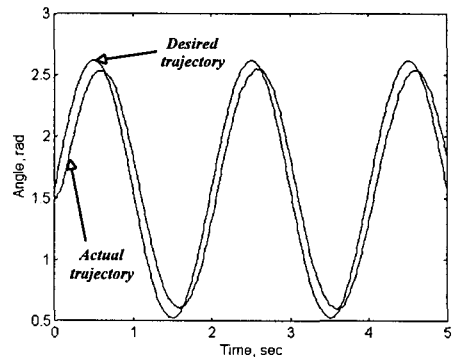


Fig. 6 Position response of Link 1 for Adaptive learning controller

5. 결론 및 고찰

본 연구에서는 실시간 파라미터 추정기를 사용한 적응학습제어기를 제안하였다. 적응학습제어기는 시스템의 불확실한 파라미터를 추정하여 이를 제어입력으로 이용하며, 실시간 학습을 통하여 시스템을 제어하는 장점이 있다. 제안된 적응학습제어기의 성능은 실험을 통하여 기존제어기와 비교하였으며, 실험 결과로부터 성능의 우수성을 입증할 수 있었다.

참고문헌

1. G. Rodriguez, "Random Field Estimation Approach to Robot Dynamics," *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, Vol. 20, No. 5, pp.1081-1093, 1990.
2. 이지형, 강철구, "직접구동 SCARA 로봇 매니플레이터에 대한 적응견실제어," *한국 정밀공학회지*, 12권, 8호, pp.140-146, 1995.
3. H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and R. Suzuki, "Feedback-Error-Learnig Neural Network for Trajectory Control of a Robot Manipulator," *Neural networks*, Vol. 1, pp.251-265, 1988.
4. W. T. Miller III, R. P. Hewes, F. H. Glanz, and L. G. Kraft III, "Real-Time Dynamic Control of an Industrial Manipulator Using a Neural-Network-Based Learning Controller," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 6, No. 1, pp.1-9, 1990.
5. T. Kuc, and J. S. Lee, "An Adaptive Learning Control of Uncertain Robot System", *Proc. of IEEE the 30th Conf. on Decision and Control*, pp. 1205-1211, 1991.
6. T. Kuc, K. Nam, and J. S. Lee, "An Iterative Learning Control of Robot Manipulators", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 7, No. 6, pp. 835-842, 1991.
7. S. D. Eppinger, and W. P. Seering, "Three Dyamic Problems in Robot Force Control," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 8, No. 6, pp.751-758, 1992.
8. H. Sira-Ramírez, S. Ahmad, and M. Zribi, "Dynamic Feedback Control of Robotic Manipulator with Joint Flexibility," *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, Vol. 22, No. 4, pp.736-747, 1992.

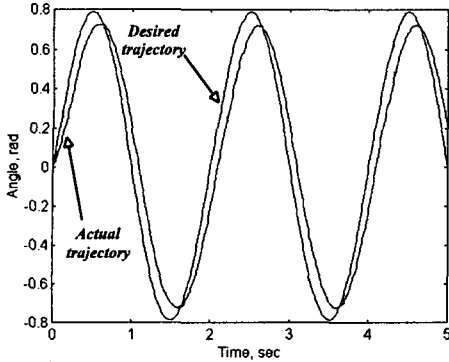


Fig. 7 Position response of Link 2 for Adaptive learning controller

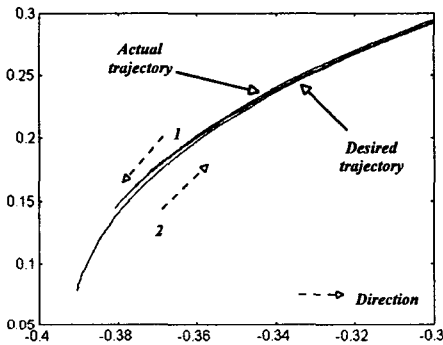


Fig. 8 Position response of Link 1 for Adaptive learning controller

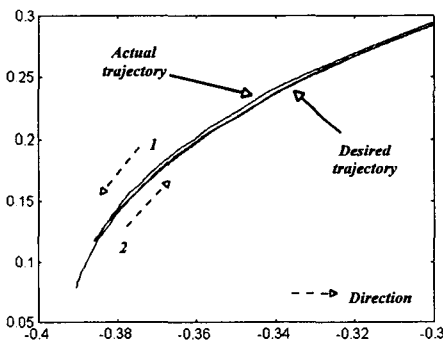


Fig. 9 Position response of Link 1 for Adaptive learning controller