

비선형 시스템에 대한 강인성 적응 학습 제어기의 개발

유 영 순[†] · 하 환 수^{*}

(2000년 3월 21일 접수, 2001년 10월 10일 심사완료)

Development of Robust Adaptive Learning Control for Nonlinear System

Yeong-Soon Ryu and Hwan-Soo Ha

Key Words: Robot Manipulator(로봇 매니플레이터), Adaptive Control(적응 제어), Learning Control(학습 제어), Adaptive Learning Control(적응 학습 제어), Model Based Adaptive Control(모델에 기초한 적응 제어).

Abstract

This paper gives an overview of the relationships between methods of learning and adaptive control. It is the objective of this paper to develop adaptive learning control algorithms that combine the advantages of adaptive control with those of learning control to the extent possible for the type of system model used. The robustness of this adaptive learning control with respect to reinitialization errors and fluctuation of dynamics from disturbance is analyzed extensively. Simulation results have shown to verify the effectiveness of the proposed control algorithm.

1. 서 론

시스템이 복잡해지면서 비선형성과 부하의 가변성 등의 이유로 정확한 모델링이나 정밀 제어가 쉽지 않아 피드백 제어만으로는 그 영향을 줄이기가 쉽지 않기 때문에 적응제어, 학습 제어 등의 제어 기법들이 제시되어 이의 적용에 대한 연구가 활발해지고 있다.^(1,2,4-6,9,10)

적응 제어는 새로운 상황에 대처하기 위하여 설계된 제어기로서 파라미터 조절을 위한 구조를 가진 실시간 제어기를 말한다. 이는 비선형 시스템에 대하여 건설한 제어기이나 시스템에 대한 비교적 정확한 지식을 요구하고 적응 과정의 반응 시간에 비하여 외란이나 미지의 시스템 파라미터의 시변이 심한 경우에는 추종하지 못한다는

단점이 있다.^(4,5,7,8) 학습 제어는 과거의 경험으로부터 귀결되는 상대적인 행위의 변화를 조절할 수 있는 제어 로직을 말하며, 각 반복 사이에서 반복의 결과들을 비교하여 경로 오차를 제거할 수 있는 새로운 명령 입력을 계산해 내는 제어 법칙이다.^(5,7,8) 이는 같은 명령을 수행하는 시스템에 대한 최소한의 지식으로 성능을 향상시키기 때문에 파라미터의 시변에 크게 영향을 받지 않으며 적용에 있어서 유동적이고 단순한 장점이 있다. 그러나 학습 제어는 과거의 경험으로 업무를 수행하기 때문에 첫 번째 반복에서는 아무런 작용도 하지 않으며 실시간 계산을 요구하는 시스템에 대하여 적용이 쉽지 않다.^(1,5,7)

이러한 적응 제어와 학습 제어를 결합하고자 하는 시도로 참고문헌⁽⁵⁾은 학습 제어의 개념 위에 적응 제어 이론을 사용하였으나 학습 제어의 학습율과 적응 제어의 파라미터 추정기 같은 학습 제어의 주기를 가지고 진행되기 때문에 적응 제어의 실시간의 장점을 극대화시키지 못한다는 단점이 있다. 반면에 참고문헌⁽⁹⁾은 실시간의 적응

[†] 책임저자, 회원, 안동대학교 기계공학부

E-mail : ysryu@andong.ac.kr

TEL : (054)820-5908 FAX : (054)823-5495

^{*} 안동대학교 대학원

제어의 기반 위에 외란의 소거를 목적으로 하는 피드 포워드 학습 규칙을 사용하나 이것은 엄밀히 학습 제어라 할 수 없으며 또한 학습 규칙의 학습율이 적응 제어의 파라미터 추정과 같이 실시간으로 이루어지기 때문에 주기적인 외란이 발생할 경우 정상 상태의 오차를 줄이는 데 한계를 가진다.

따라서 본 논문에서는 실시간의 시간 스텝에서의 적응 제어와 주기적인 적응의 학습 제어를 결합하면서도 시스템이 불안해짐 없이 서로의 단점을 보완하여 초기조건 오차, 외란에 의한 시스템의 흔들림 오차 등에 강인성을 부여함으로써 그 성능을 향상시킬 수 있는 새로운 개념의 적응학습 제어를 제시하고 2링크 매니플레이터 시스템을 사용하여 모의 실험을 수행하였다.

실험결과에서 적응학습 제어의 경우 이전에 각 분야에서 탁월한 성능을 인정받은 적응 제어와 학습 제어를 능가하는 성능을 볼 수 있었다. 이는 두 제어의 장점만을 이용할 수 있는 특성으로 각 제어기의 모듈을 상황에 따라 손쉽게 적용할 수 있음을 입증하는 것이다.

2. 적응 학습 제어기

2.1 적응 제어기

일반적으로 n -link의 강체 매니플레이터의 동역학은 다음과 같다.^(3,8)

$$I(y; \theta) \ddot{y} + D(y, \dot{y}; \theta) \dot{y} + G(y, \theta) = \nu \quad (1)$$

여기서, y 는 $n \times 1$ 벡터의 매니플레이터의 궤적이며 θ 는 파라미터의 행렬이다. $I(y; \theta)$ 는 $n \times n$ 의 매니플레이터의 질량 행렬로서 양의 한정 대칭 행렬(symmetric positive definite), $D(y, \dot{y}; \theta)$ 는 $n \times n$ 의 구심력과 코리올리스힘에 관한 행렬, $G(y, \theta)$ 는 $n \times 1$ 의 중력과 마찰력에 관한 벡터, ν 는 구동기에 의해서 공급되어지는 힘이나 토크이며 $\dot{I}(y; \theta) - 2 \cdot D(y, \dot{y}; \theta)$ 는 왜대칭(skew symmetric)⁽⁷⁾이다.

식 (1)의 매니플레이터의 운동방정식에 연속시간에서의 적응제어 법칙을 적용한다면 일반화된 힘의 입력 ν 는 각 각의 링크에 작용하는 비례, 미분 피드백 제어기와 다음의 식 (2)에서와 같이

표현되는 적응 제어입력 u_A 를 포함한다.

$$\begin{aligned} \nu &= K_D(\dot{y}^* - \dot{y}) + K_P(y^* - y) + u_A \\ &= K_D(\dot{e} + \Gamma e) + u_A \\ &= K_D z + u_A \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, $\Gamma = K_P/K_D$ 는 feedback 제어기의 게인 비이고 K_D 는 미분 제어기의 게인, K_P 는 비례 제어기의 게인으로 양의 한정 대칭이다. e 는 $y^* - y$ 로서 오차이고 y^* 는 기준 궤적(desired trajectory)이며 z 는 $\dot{e} + \Gamma e$ (sliding surface)이다. 또한, u_A 는 모델에 기초한 간접 적응 제어기로서 다음과 같이 설계된다.

$$u_A = I(y; \hat{\theta})(\ddot{y}^* + \Gamma \dot{e}) + D(y, \dot{y}; \hat{\theta})(\dot{y}^* + \Gamma e) + G(y; \hat{\theta}) \quad (3)$$

파라미터 추정값(parameter estimates) $\hat{\theta}$ 는 다음의 식 (4)를 적분하여 실시간으로 계산되어 지는데

$$\dot{\hat{\theta}} = \Phi^{-1} W^T(y, \dot{y}, \dot{y}^*, \ddot{y}^*) z \quad (4)$$

여기서 y 와 \dot{y} 는 측정값, 계수 행렬 Φ 는 양의 한정 대칭이며 행렬 W 는 식 (5)와 같이 $\hat{\theta}$ 의 계수로서 표현된다.

$$I(y; \hat{\theta})(\ddot{y}^* + \Gamma \dot{e}) + D(y, \dot{y}; \hat{\theta})(\dot{y}^* + \Gamma e) + G(y; \hat{\theta}) = W(y, \dot{y}, \dot{y}^*, \ddot{y}^*) \hat{\theta} \quad (5)$$

위의 적응 제어기의 안정성을 증명하기 위하여 Liapunov함수의 값은 식 (6)과 같이 선택하였다.⁽⁵⁾

$$V(z, \hat{\theta}) = \frac{1}{2} [z^T I(y; \theta) z + \hat{\theta}^T \Phi \hat{\theta}] \quad (6)$$

$\hat{\theta}$ 는 $\theta - \hat{\theta}(t)$ 이며 Liapunov 함수 V 를 시간에 대하여 미분하면 다음과 같다.⁽⁵⁾

$$\begin{aligned} z^T I(y; \theta) \dot{z} + \frac{1}{2} z^T \dot{I}(y; \theta) z + \widehat{\theta}^T \Phi \dot{\hat{\theta}} \\ = -z^T K_D z \leq 0 \end{aligned} \quad (7)$$

결국 K_D 가 양의 한정 대칭으로 정의되어 있으므로 Liapunov함수의 미분 값은 항상 0보다 작음을 알 수 있고 따라서 적응 제어기가 안정함을 보여준다.

2.2 학습 제어기

식 (1)을 학습 제어의 적용을 위하여 반복 개념을 도입하여 다시 쓰면 다음과 같이 표현되고

$$I(y_j; \theta) \ddot{y}_j + D(y_j, \dot{y}_j; \theta) \dot{y}_j + G(y_j, \theta) = v_j \quad (8)$$

위 식에서 밀 첨자 j 는 반복수이며 따라서 위 식은 제어 작용이 주기별로 계산되어 짐을 나타내고 있다. 또한 식 (2)에서 제어 입력을 적응제어 대신 학습제어를 적용하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} v_j &= K_D(\dot{y}_j^* - \dot{y}_j) + K_P(y_j^* - y_j) + u_{Lj} \\ &= K_D(\dot{e}_j + \Gamma e_j) + u_{Lj} \\ &= K_D z + u_{Lj} \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)에서 u_{Lj} 는 학습 제어기로서 다음과 같이 설계되었다.⁽⁸⁾

$$u_{Lj} = u_{L(j-1)} + \Lambda K_d z_{(j-1)} \quad (10)$$

여기서, Λ 는 학습 제어기의 게인이며 식 (10)에서 학습 제어기의 현재의 제어 입력 값은 이전 주기의 오차 값으로 계산됨을 볼 수 있으며 모든 반복의 초기 값은 항상 동일하다.

학습 제어의 안정도에 대한 문제는 참고문헌^(1,11,12)에서 제시되어 있으며 수렴하기 위한 조건은 모든 반복에 대하여 $|\lambda(I - CB\Lambda)| < 1$ 이며 여기서 λ 는 고유값이며 C와 B는 시스템의 출력과 입력의 상태값이다.

2.3 적응 학습 제어기

식 (1)에 주기적인 외란과 학습 제어를 포함하면 다음과 같은 적응학습 제어기를 설계할 수 있다.

$$I(y; \theta) \ddot{y} + D(y, \dot{y}; \theta) \dot{y} + G(y, \theta) + w(t) = K_D z + u_A + u_{Lj} \quad (11)$$

여기서 $w(t)$ 는 외란이며 u_{Lj} 는 학습 제어기로서 식 (10)과 같고 T를 한 주기로 하는 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$u_L(t+T) = u_L(t) + \Lambda K_d z(t) \quad (12)$$

u_A 는 모델에 기초한 간접적응 제어기로서 식 (3)과 같다.

파라미터 추정값(parameter estimates) $\hat{\theta}$ 은 식 (13)을 적분하여 실시간으로 계산되어 지며

$$\hat{\theta} = \Phi^{-1} W^T(y, \dot{y}, \dot{y}^*, \ddot{y}^*) \Lambda^T z \quad (13)$$

행렬 W는 식 (5)와 같이 $\hat{\theta}$ 의 계수로서 표현된다. 식 (11)의 적응 학습 제어기의 구조를 Fig. 1의 블록다이어그램에서 보면 파라미터 추정

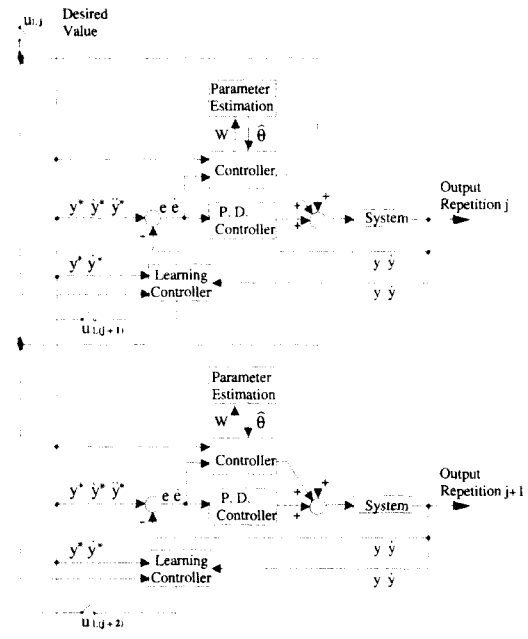


Fig. 1 Block diagram of adaptive learning control

기능을 가진 실시간 적응제어기의 기반 위에 이전 주기의 데이터 값을 가지고 오프라인에서 적용되는 학습제어기가 스위치 기능으로 포함되는 형태를 가지고 있다.

위 식 (11)의 y 를 $y^* - e$ 로 치환하고 식 (3)의 u_A 를 대입하면

$$\begin{aligned} I(y; \theta) \ddot{y}^* + D(y, \dot{y}; \theta) \dot{y}^* + G(y, \theta) + w(t) \\ - I(y; \hat{\theta})(\ddot{y}^* + \Gamma \dot{e}) - D(y, \dot{y}; \hat{\theta})(\dot{y}^* + \Gamma e) \\ - G(y; \hat{\theta}) - K_D z \\ = I(y; \theta) \ddot{e} + D(y, \dot{y}; \theta) \dot{e} + u_L(t) \end{aligned} \quad (14)$$

양변에 $\Gamma[I(y; \theta) \dot{e} + D(y, \dot{y}; \theta)e]$ 를 더하면

$$I(y; \theta) \dot{z} + D(y, \dot{y}; \theta)z + K_D z = W \tilde{\theta} + \tilde{u}_L(t) \quad (15)$$

여기서, $\tilde{u}_L(t)$ 는 $w(t) - u_L(t)$ 이고 $w(t)$ 는 외란이며 적응학습 제어기의 안정성을 증명하기 위한 Liapunov함수는 다음의 식 (16)과 같이 선택하였다.^(5,9)

$$\begin{aligned} V(z, \tilde{\theta}, \tilde{u}_L) = [\int_t^{t+T} (\tilde{u}_L^T(\tau) K_D^{-1} \tilde{u}_L(\tau)) d\tau \\ + z^T \Lambda I(y; \theta) z + \tilde{\theta}^T \Phi \tilde{\theta}] \end{aligned} \quad (16)$$

여기서, $\tilde{\theta}$ 는 $\theta - \hat{\theta}(t)$ Liapunov 함수 V 를 시간에 대하여 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \tilde{u}_L^T(t+T)K_D^{-1}\tilde{u}_L(t+T) - \tilde{u}_L^T(t)K_D^{-1}\tilde{u}_L(t) \\ & + 2z^T\Lambda I(y;\theta)\dot{z} + z^T\Lambda I(y;\theta)z + 2\tilde{\theta}^T\Phi\dot{\tilde{\theta}} \\ = & \Delta\tilde{u}_L^T(t)K_D^{-1}\Delta\tilde{u}_L(t) + 2\Delta\tilde{u}_L^T(t)K_D^{-1}\tilde{u}_L(t) \\ & + 2z^T\Lambda I(y;\theta)\dot{z} + z^T\Lambda I(y;\theta)z + 2\tilde{\theta}^T\Phi\dot{\tilde{\theta}} \\ \text{여기서, } \Delta\tilde{u}_L(t) = & \tilde{u}_L(t+T) - \tilde{u}_L(t) = -\Lambda K_D z \\ = & (\Lambda K_D z)^T K_D^{-1}(\Lambda K_D z) - 2(\Lambda K_D z)^T K_D^{-1} \\ & (I(y;\theta)\dot{z} + D(y,\dot{y};\theta)z + K_D z - W\tilde{\theta}) \\ & + 2z^T\Lambda I(y;\theta)\dot{z} + z^T\Lambda I(y;\theta)z + 2\tilde{\theta}^T\Phi\dot{\tilde{\theta}} \\ \text{여기서, } K_D \text{와 } \Lambda \text{의 대각행렬의 성질에 의해서} \\ = & z^T\Lambda^T\Lambda K_D z - 2z^T\Lambda(I(y;\theta)\dot{z} + D(y,\dot{y};\theta)z \\ & + K_D z - W\tilde{\theta}) + 2z^T\Lambda I(y;\theta)\dot{z} + z^T\Lambda I(y;\theta)z \\ & + 2\tilde{\theta}^T\Phi\dot{\tilde{\theta}} \\ = & z^T\Lambda^T K_D(\Lambda - 2)z + z^T\Lambda(I(y;\theta) \\ & - 2D(y,\dot{y};\theta))z + 2(z^T\Lambda W\tilde{\theta} + \tilde{\theta}^T\Phi\dot{\tilde{\theta}}) \\ = & z^T\Lambda^T K_D(\Lambda - 2)z + 2\tilde{\theta}^T[W^T\Lambda^T z + \Phi\dot{\tilde{\theta}}] \quad (17) \end{aligned}$$

결국 Λ 가 2보다 작으면 Liapunov 함수의 미분 값은 항상 0보다 작음을 알 수 있고 따라서 적응학습 제어가 안정함을 보여준다.

3. 모의실험

3.1 시스템 모델

본 논문에서는 적응, 학습, 적응학습 제어기의 적용을 위해 외란이 있을 경우와 없을 경우에 대해서 동일한 계인을 제시하여 그 성능을 비교하여 보았다. Fig. 2는 본 논문에서 제시하고 있는 제어기들의 적용을 모의 실험하기 위한 수직 평면에서 기준 궤적을 따라서 y_1 과 y_2 의 거동을 가지는 2자유도 로봇 매니플레이터의 단순한 모델이다.^(3,4) l 은 두 매니플레이터의 링크의 길이, m 은 링크의 끝에서의 질량, v 는 점성계수, k 는 쿨롱의 마찰계수를 나타내며 그 제원은 $m_1=4.0$, $m_2=2.0$, $l_1=0.5$, $l_2=0.375$, $v_1=5.5$, $v_2=2.7$, $k_1=2.0$, $k_2=1.0$, $g=9.81$ 이다.

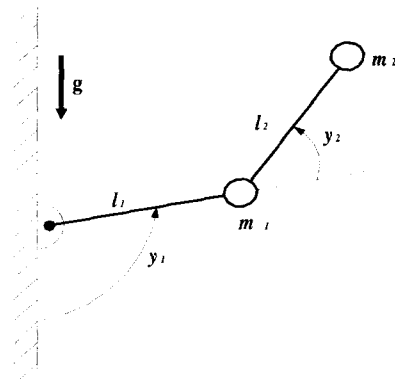


Fig. 2 Manipulator used for simulation study

식 (1)을 파라미터 θ 가 $[m_1, m_2, v_1, v_2, k_1, k_2]^T$ 를 갖는 2링크의 매니플레이터의 동역학으로 다시 표현하면 다음의 식 (18)과 같이된다.

$$\begin{bmatrix} i_{11} & i_{12} \\ i_{21} & i_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{y}_1 \\ \ddot{y}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{y}_1 \\ \dot{y}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \end{bmatrix} = v \quad (18)$$

$$i_{11} = m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 \cos(y_2) + m_1 l_1^2 + m_2 l_1^2$$

$$i_{12} = m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos(y_2)$$

$$i_{21} = m_2 l_1 l_2 \cos(y_2) + m_2 l_2^2$$

$$i_{22} = m_2 l_2^2$$

$$d_{11} = -m_2 l_1 l_2 \sin(y_2) \dot{y}_2$$

$$d_{12} = -m_2 l_1 l_2 \sin(y_2) (\dot{y}_1 + \dot{y}_2)$$

$$d_{21} = m_2 l_1 l_2 \sin(y_2) \dot{y}_1$$

$$d_{22} = 0$$

$$g_1 = m_2 l_2 g \sin(y_1 + y_2) + m_1 l_1 g \sin(y_1) + m_2 l_1 g \sin(y_1) + v_1 \dot{y}_1 + k_1 \text{sign}(\dot{y}_1)$$

$$g_2 = m_2 l_2 g \sin(y_1 + y_2) + v_2 \dot{y}_2 + k_2 \text{sign}(\dot{y}_2)$$

Fig. 3은 두 개의 각 링크에서의 기준 궤적으로 링크 1의 기준 궤적은 3초의 주기를 가지고 -60도에서 60도로 원운동을 한 후 다시 -60도로 되돌아오는 사인곡선이며 링크 2의 기준 궤적은 3초의 주기를 가지고 135도에서 -45도까지 원운동을 한 후 다시 135도로 되돌아오는 코사인곡선이다.

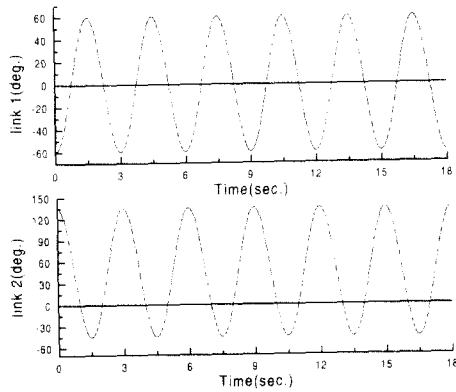


Fig. 3 Desired trajectory of link 1 and 2

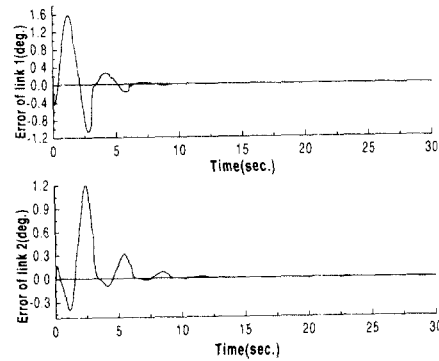


Fig. 5 Tracking error using learning control of link 1 and 2

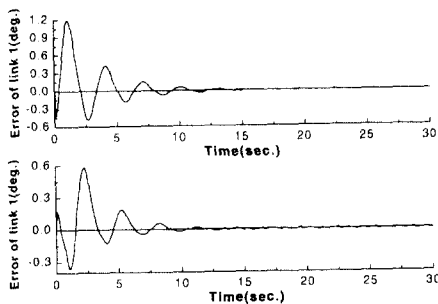


Fig. 4 Tracking error using adaptive control of link 1 and 2

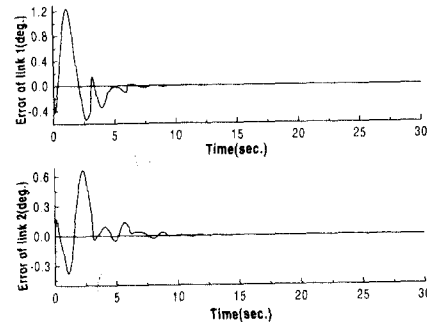


Fig. 6 Tracking error using adaptive learning control of link 1 and 2

3.2 외란이 없는 경우의 제어기의 적용

외란이 존재하지 않는 시스템 모델에 적응, 학습, 적응학습 제어기를 적용하였다. 이때 적응 제어기의 계인은 $\Phi=[0.3, 0.9, 0.15, 0.3, 0.25, 0.25]$ 로 학습제어기의 계인은 $\Lambda=[0.85, 0.75]$ 로 하였으며 적응학습제어기의 계인 Φ 와 Λ 는 적응제어기와 학습제어기의 계인과 같은 값으로 모의 실험을 수행하였다. Fig. 4는 두 개의 링크에서의 적응 제어기에 의한 추종 오차이며 시간이 지남에 따라 점점 감소하여 0으로 수렴함을 볼 수 있다.

이것은 본 논문에서 사용된 모델에 기초한 적응제어가 비선형 시스템에서 좋은 성능을 가짐을 보여준다. Fig. 5는 두 개의 링크에서의 학습 제

어기에 의한 추종 오차이며 3초의 주기를 가지는 각 반복이 진행됨에 따라 오차가 점점 감소함을 볼 수 있다. Fig. 6은 두 개의 링크에서의 적응학습 제어기에 의한 시간에 대한 추종오차를 보여주며 시간에 따라 오차의 감소를 보여주고 있다. 또한 학습제어시의 초기조건 오차를 적응제어를 사용함으로 인하여 잘 보상해 주고 있음을 알 수 있다. Table 1은 각각의 제어기 적용에서의 3초의 주기를 가지는 반복수별 실효값(RMS) 오차를 보여주고 있다. 이 결과의 수치적 비교에 의하면 첫 번째 주기에 서는 학습 제어의 경우 피드백제어기만이 작동하나 적응 제어기와 적응학습 제어기의 경우는 적응 제어기가 적용됨으로 인하여

Table 1 RMS error for repetition using controllers

반복수	적용 제어기		학습 제어기		적용 학습 제어기	
	링크1	링크2	링크1	링크2	링크1	링크2
1	0.59199	0.333518	0.92937	0.61285	0.59199	0.333518
2	0.16379	0.13809	0.31888	0.20224	0.15780	0.06524
3	0.04216	0.05723	0.09800	0.06030	0.03053	0.02693
4	0.01104	0.02362	0.03047	0.01774	0.00781	0.00847
5	0.00348	0.01000	0.00976	0.00555	0.00217	0.00309
6	0.00201	0.00503	0.00353	0.00339	0.00079	0.00175
7	0.00177	0.00361	0.00181	0.00346	0.00044	0.00143

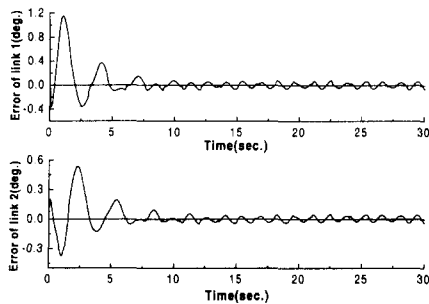


Fig. 7 Tracking error using adaptive control of link 1 and 2 with disturbance

실효값 오차가 학습 제어에 비해 감소됨을 볼 수 있고 두 번째 주기에서부터는 적응학습 제어기가 적응 학습이 동시에 이루어짐으로 인하여 적응 제어기와 학습 제어기 보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.

3.3 외란이 있는 경우의 제어기의 적용

외란이 있는 시스템 모델에 적응, 학습, 적응학습 제어기를 적용하였다. 이때 적응 제어기의 게인은 $\Phi=[0.15, 0.55, 0.1, 0.2, 0.25, 0.55]$ 로 학습제어기의 게인은 $\Lambda=[0.75, 0.65]$ 로 하였으며 적응학습제어기의 게인 Φ 와 Λ 는 적응제어기와 학습제어기의 게인과 같은 값으로 모의 실험을 수행하였으며 여기서 사용된 외란은 1.4초의 주기로 반복되며 다음과 같다.

$$\text{링크 1 : } 1 \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot (1/1.4) \cdot t)$$

$$\text{링크 2 : } 0.5 \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot (1/1.4) \cdot t)$$

Fig. 7은 주기적인 외란의 입력이 있을 경우의

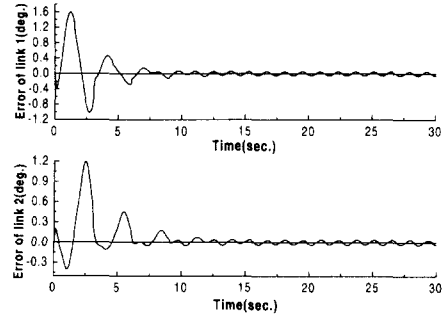


Fig. 8 Tracking error using learning control of link 1 and 2 with disturbance

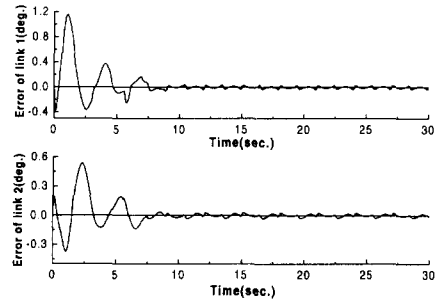


Fig. 9 Tracking error using adaptive learning control of link 1 and 2 with disturbance

두개의 링크에서의 적응 제어기에 의한 추종 오차를 보여주고 있으며 외란의 영향으로 오차가 감소하지 않음을 볼 수 있다. Fig. 8은 주기적인 외란의 입력이 있을 경우의 두 개의 링크에서의 학습 제어기에 의한 추종 오차를 보여주고 있다. 일반적으로 학습 제어는 주기적인 외란에 좋은 성능을 보임을 알고 있다. 그러나 외란이 기준 궤적과 주기가 다른 경우 학습 제어가 외란을 소거할 수 없으며 따라서 외란의 영향으로 더 이상 오차가 감소하지 않음을 볼 수 있다.

적용 학습 제어의 경우에는 적응 제어를 실시간에서 기준 궤적 추종을 위해서 사용하고 또한 학습 제어는 외란만을 제어하기 위하여 외란의 영향이 극대화되는 8.4초부터 적용되도록 하였다. 따라서 Fig. 9에서 볼 수 있는 것처럼 적응 제어의 보상으로 학습 제어기의 적용에서 보다 향상된 결과를 보임을 알 수 있으며 시간이 지남에

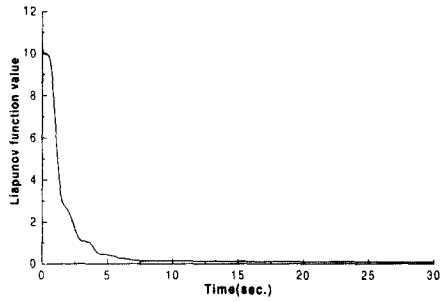


Fig. 10 Liapunov function as a function of time with disturbance

Table 2 RMS error for repetitions using controllers with disturbance

제어기 반복수	적용 제어기		학습 제어기		적용 학습 제어기	
	링크1	링크2	링크1	링크2	링크1	링크2
1	0.59017	0.33626	0.92476	0.61297	0.59017	0.33626
2	0.17483	0.14558	0.31933	0.21051	0.17483	0.14558
3	0.07578	0.07151	0.12224	0.07541	0.07581	0.07251
4	0.06176	0.05252	0.07339	0.05018	0.02413	0.04539
5	0.05878	0.04805	0.06032	0.04631	0.00545	0.01272
6	0.05635	0.04456	0.06007	0.04771	0.00371	0.00585
7	0.05814	0.04644	0.06216	0.05013	0.00346	0.00471

다른 오차의 감소율 또한 학습 제어의 보상으로 적응 제어와 학습 제어에 비해서 빠른 수렴율을 보이고 있다. 이 결과는 Table 2의 오차 실효값의 수치적 비교에 의해 7번의 반복(21초)이 지난 후 적응학습 제어기의 경우, 각 로봇 링크의 RMS 오차 향상율이 첫 번째 반복 즉, 피드백만 사용하였을 경우와 비교하였을 때 약 100배 정도 향상됨을 명확히 확인할 수 있다. Fig. 10은 적응 학습 제어기의 안정도 결과로 시간에 대한 Liapunov함수 값의 기울기가 항상 0보다 적어 수렴하고 있음을 보여준다.

4. 결론

본 논문에서는 적응 제어와 학습 제어를 결합한 새로운 개념의 적응학습 제어를 제시하고 적응, 학습, 적응학습 제어를 2축 매니퓰레이터에

적용하여 그 결과를 비교하였으며 또한 외란의 영향에 대한 제어기의 성능을 평가하여 아래와 같은 결론을 얻을 수 있었다.

(1) 외란이 없는 경우는 적응, 학습, 적응학습 제어기 모두가 오차의 수렴을 보이는 경우로서, 구체적 RMS 오차 비교를 통하여 동일한 계인 값 사용 시, 적응 학습 제어기가 적응, 학습 제어기에 비하여 우수하다는 것을 알 수 있었으며 이것은 적응학습 제어기의 가능성을 보여주는 것으로 두 제어기를 혼합하여도 문제없이 각 제어기의 특성을 잘 보여줄 수 있다.

(2) 외란이 있는 경우에는 적응, 학습 제어기가 성능의 한계를 보임을 알 수 있다. 이는 적응, 학습 제어기만으로는 처리할 수 없는 상황을 적응학습 제어기는 두 제어기가 모듈화되어 있어 필요에 따라 각 제어기를 혼합, 분리할 수 있는 장점으로, 각 제어기에게 서로 다른 임무를 부여하여 학습은 외란을 제어하게 하고 적응은 시스템만을 제어하게 하여 각 제어기에서 보이지 못하는 탁월한 성능을 보임을 추종오차 그래프와 실효 오차 비교표를 통해 알 수 있다. 따라서 적응 학습 제어기가 두 제어기의 문제점을 보완하여 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

후 기

본 연구 과제는 BK21(지역대학 육성사업)의 일환으로 수행되었습니다.

참고문헌

- (1) Arimoto, S., 1985 "Mathematical theory of learning controls," *Proc. of 4th Yale Workshop on Applications of Adaptive Systems Theory*, New Haven, CT.
- (2) Åström, K. J. and Wittenmark, B., 1995, *Adaptive control*, Addison Wesley.
- (3) Craig, J. J., 1986, *Introduction to Robotics :mechanics and control*, Addison Wesley.
- (4) Craig, J. J., Hsu, P. and Sastry, S. S., 1987, "Adaptive Control of Mechanical Manipulators," *Int. J. Robotics Research*, Vol. 6, No. 2, pp. 16~28.
- (5) Longman, R. W. and Ryu, Y. S., 1992, "Indirect

- Learning Control Algorithms for Time-Varying and Time-Invariant systems," *Proceeding of the Thirtieth Annual Allerton Conference on Communication, Control and Computing*, Moticello, IL.
- (6) Slotine, J. J. E. and Li, W., 1987 "On the Adaptive Control of Robot Manipulators," *Int. J. Robotics Research*, Vol. 6, No. 3.
- (7) Ryu, Y. S. and Longman, R. W., 1992, "Indirect Learning Control for Nonlinear Dynamical Systems," *Advances in the Astronautical Sciences*, Vol. 82, part 1, pp. 79~91.
- (8) Ryu, Y. S. and Longman, R. W., 1995, "Indirect Learning Control for Linear, Linear Time Varing and Nonlinear System," *Journal of Robotic Systems*, Vol. 12.
- (9) Choi, B. H., Kuc, T. Y. and Choi, H. R., 1997, "로봇 매니플레이터의 실시간 적응 학습제어기," 대한기계학회 1997년도 춘계학술대회논문집 A, pp. 468~474.
- (10) Ryu, Y. S. and Longman, R. W., 1997, "Experiments in the Use of Repetitive Control in Belt Drive Systems," 97 대한기계학회 경북지부 추계학술대회 논문집, pp. 48~56.
- (11) Phan, M. and Longman, R. W., 1988, "A Mathematical Theory of Learning Control for Linear Discrete Multivariable Systems," *Proceedings of the AIAA/AAS Astrodynamics Conference, Minneapolis, Minnesota, August 1988*, pp. 740~746.
- (12) Ryu, Y. S. and Longman, R. W., 1994, "Use of Anti-Reset Windup in Integral Control Based Learning Control," *Proceedings of the 1994 IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics*, San Antonio, TX.