

# 학습제어기법을 이용한 X-Y Table의 마찰보상

## Friction Compensation of X-Y Robot Using a Learning Control Technique

손 경 오, 국 태 용  
(Kyoung-Oh Sohn and Tae-Yong Kuc)

**Abstract** : Whereas the linear PID controller is widely used for control of industrial servo systems a high precision positioning system is not easy to control only with the PID controller due to uncertain nonlinear dynamics such as friction, backlash, etc. As a viable means to overcome the difficulty, a learning control scheme is proposed in this paper that is simple and straightforward to implement. The proposed learning controller takes full advantage of current feedback capability of the inner-loop of the control system in that electrical motor dynamics as the well as mechanical part of X-Y positioning system is included in the learning control scheme. The experimental results are given to demonstrate its feasibility and effectiveness in terms of convergence, precision of tracking, and robustness in comparison with the conventional control method.

**Keywords** : friction, learning control, intelligent control, x-y robot

### I. 서론

마찰은 두 물체가 접촉하는 곳에서 발생하므로 크케든 혹은 작게든 제어 시스템의 성능에 영향을 미치게 되고 일반적으로 추종오차, limit cycle, stick-slip 현상을 일으킨다[1,2]. 특히 최근에 많은 연구가 진행되고 있는 정밀제어 시스템에서는 마찰이 주된 외란으로 작용한다. 따라서 마찰을 보상하는 것이 가장 중요한 제어문제 중 하나이다.

마찰은 영 속도에서 불연속성을 나타내며 속도와 방향에 따라 비 대칭성과 비 선형성 특성을 보인다[3]. 이러한 특성 때문에 일반적인 선형 제어기는 정밀한 위치제어에 적합하지 않다[4]. 따라서 이를 극복하려는 연구들이 진행되어 왔는데 마찰에 관한 많은 연구중 일반적인 마찰현상의 모델을 구하려는 연구를 통해 마찰이 쿨롱마찰, 정지마찰, 운동마찰, Stribeck 효과 등의 복합적인 영향 뿐만 아니라 시간, 온도, 부하 무게의 변화로 인한 영향을 받는다는 사실과 이러한 특징이 저속에서 더욱 두드러진다는 것이 알려졌다[5]. 대표적인 마찰의 모델에 따르면 마찰의 형태는 크게 운동 마찰 계수나 최대 정지 마찰력과 같이 선형적 특성을 보이는 부분과 Stribeck 효과처럼 비 선형적 특성을 지니는 부분으로 나눌 수 있다[6]. 그러나 정확한 모델을 얻는 것이 매우 어렵기 때문에 이러한 마찰의 불확실성을 보상하기 위해 적응 제어와 강인 제어 기법등이 많이 연구되었다[7]. 마찰을 보상하기 위한 제어기법중 모델에 근거한 적응제어 기법은 모델의 불확실성으로 인해 어떤 모델을 선택하는가에 따라 제어기의 성능이 변화하는 문제점을 보이며 강인 제어 기법 역시 계수들의 상한 값이 불확실하므로 모델의 선정이 제어기의 성능에 많은 영향을 미친다[8]. 이러한 단점을 보완하기 위해 계수의 적응 상한 함수를 사용하는 연구나 적응제어기로 선형적 특성을 보이는 불확실성을 보상하고 여기에 강인 제어기를 추

가해 마찰을 보상하는 연구와 적응 제어 기법과 강인 제어 기법의 장점을 취하는 연구도 진행되었다. 특히 최근에는 정확한 수학적 모델에 대한 의존도가 작은 퍼지, 신경망, 유전 알고리즘, 진화 알고리즘 등을 이용한 지능제어 분야의 연구도 활발하다[9,10,11]. 또한 주기적인 작업을 할 때 한 주기 내에서 stiction의 특징이 변화하지 않으므로 작업을 반복해 앞뒤임 테이블을 만들어 정확도를 높이는 반복 제어기법에 대한 연구도 진행되고 있다[12].

본 논문에서는 마찰보상을 위한 제어기로서 시스템의 동역학을 반영하는 새로운 학습제어기를 제안하고 X-Y table의 서보제어에 적용하여 그 효용성을 보인다. 기존의 학습제어기는 토크레벨에서 학습이 이루어지기 때문에 모터 시스템의 시상수가 커서 토크제어 시스템으로 근사화되지 않는 경우나 전류제어가 불가능한 경우에 정밀한 제어 특성을 얻기 어렵다 하지만 제안된 제어기는 시스템의 동역학 특성을 충실히 반영하기 위해 모터 시스템의 동역학을 고려하고 전류 피드백 신호를 이용한 학습이 이루어지므로 모터 시스템의 시상수가 큰 경우에도 더 정밀한 제어 성능을 얻을 수 있다. 제안된 학습 제어기는 토크와 전류를 학습하는 부분과 역기전력 상수의 추정치를 구하여 학습하는 부분으로 이루어져 있으며 X-Y table을 대상으로 여러 가지 형태의 궤적추종을 실험함으로써 제어기의 정밀도를 평가하였다. 또한 Lyapunov함수를 이용하여 전체 제어기 내의 모든 신호에 대한 위계성 및 안정도를 보인다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 마찰의 특성과 실험에 사용한 X-Y table의 동역학에 대하여 설명하고 그 수학적 모델에 대해 알아본다. 3장에서는 학습제어기를 설계하고 그 안정도등 동작특성을 해석한다. 4장에서 실험 장치의 구조 및 실험결과를 소개하고 5장에서는 성능을 평가하고 결론을 맺는다.

II. 시스템 모델링

1. 마찰 모델

마찰력을 위치와 속도의 함수로 모델링하면 일반적으로 속도에 따라 네 부분으로 구분할 수 있다. 속도가 증가함에 따라 정지 마찰력(static friction), 경계 윤활(boundary lubrication), 부분 유체 윤활(partial fluid lubrication), 전 유체윤활(full fluid lubrication)의 영역으로 나누어진다 [13]

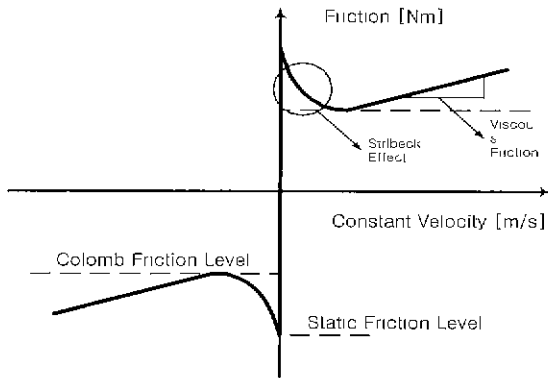


그림 1. 저속에서 속도의 함수로 나타낸 일반화된 Stribeck 곡선

Fig 1. General stribeck curve for velocity function in low speed

먼저 정지 마찰 영역에서의 특징은 제어 측면에서 가장 흥미로운 성질을 지닌다. 일반적으로 정지 마찰 영역에서는 움직임이 없는 것으로 가정되지만 아주 작은 움직임에서는 마치 스프링 같은 성질을 보인다. 따라서 가해진 힘에 따라 선형적으로 수평방향의 위치 차를 보이게 된다. 이 현상은 움직임을 시작하는 힘의 임계값에 이를 때까지 나타난다. 정지 마찰력의 전단력보다 작기 때문인데 이것을 presliding displacement(라고 한다. 여기서 정지 마찰은 진정한 의미의 마찰은 아니지만 움직임을 방해하는 힘으로 나타나기 때문에 마찰력을 시뮬레이션 하거나 분석할 때 수평력으로 간주한다. 물체가 미끄러짐을 시작하면서 두 번째 영역인 경계 윤활 영역으로 들어서게 되는데 매우 저속의 미끄러짐에서 두 물체의 접촉에서 경계 계층이 윤활성을 제공한다 많은 고체물질이 유체에서의 점성 흐름의 힘보다 작은 전단력을 나타내므로 이것이 이 영역에서 정지 마찰을 쿨롱 마찰의 크기보다 작게 만드는 역할을 한다. 속도가 커짐에 따라 윤활제가 두 물체의 접촉면으로 들어가 세 번째 영역 부분 유체 윤활의 특성을 보이게 된다 일부의 윤활제는 접촉면의 바깥으로 나가기도 하지만 윤활의 점성 때문에 접촉면에서 모두 빠져나가지는 못하게 되므로 접촉면에 막을 형성하게 된다. 그러나 막이 접촉면의 돌기의 높이보다 두껍지 못할 때는 일부 돌기가 고체-고체의 접촉을 하게 되어서 부분 유체 윤활 상태를 형성한다. 이 막의 두께가 충분히 두꺼워져서 두 물체사이 에 완전한 유체 윤활제에 의해서 접촉막이 형성되면 네 번째 영역인 전 유체 윤활 특성을 보인다. 그러나 이 영역

에서 표면의 변화와 유체 흐름 방정식을 동시에 만족시키는 모델링 방법은 없다고 알려져 있다[5].

마찰의 경계조건을 생각하려면 동적인 모델이 필요하다 정지 모델로는 presliding displacement, stick-slip, friction lag 현상등을 설명하기 힘들기 때문이다. 이러한 현상이 나타나는 기본적인 이유는 마찰이 속도의 변화에 즉각적인 반응을 하지 않기 때문이다. friction lag는 마찰과 속도간의 hysteresis 때문에 나타나고 stick-slip현상은 저속에서 제한 주기 진동(limit cycle oscillation)으로 나타나며 운동중 마찰이 정지마찰보다 작기 때문에 나타난다. 따라서 마찰 모델이 내부 동역학을 갖는다고 할 수 있다 [14]

여기서 stick와 slip현상으로 이루어지는 전체 마찰력의 모델을 수학적으로 표현하면 다음과 같다[3,13,15].

$$F_f(x, \dot{x}) = F_{stick}(F)s(\dot{x}) + F_{slip}(x, \dot{x})[1-s(\dot{x})] \quad (1)$$

이때

$$s(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq \delta \\ 0, & |x| > \delta \end{cases} \quad (2)$$

이다. 이상적인 모델을 얻으려면  $\delta$ 를 0에 매우 가까운 값으로 설정하면 된다.

$F_{stick}$  은 정지 상태를 유지할 수 있는 정지마찰력을 나타내는 함수이다.  $F_{stick}$  에 대하여 어떤 상수값을 갖는 양의 상한값( $F_s^+$ )과 음의 하한값( $F_s^-$ )이 주어지며 일반적으로 이 값은 서로 같지 않다[3].

$$F_{stick}(F) = \begin{cases} F_s^-, & F \geq F_s^+ > 0 \\ F, & F_s^- < F < F_s^+ \\ F_s^-, & F \leq F_s^- < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$\dot{x} = 0$  일 때 주어진 힘  $F$  가 정지마찰력 범위 안에 있으면 물체는 움직일 수 없다

쿨롱 마찰과 viscous 마찰, exponential 마찰 등의 선형 조합으로 이루어지는 slip 상태에서 마찰력은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_{slip}(x, \dot{x}) = F_d^-(\dot{x} - \delta)\mu(x) + F_d^+(x + \delta)\mu(-x) \quad (4)$$

여기서  $\mu(\cdot)$ 은 우평면 연속 단위 함수이다.  $F_d^+$ 는 속도가 양일 때 미끄러짐 힘을  $F_d^-$ 는 속도가 음일 때 미끄러짐 힘을 나타내고 이 두 함수는 서로 대칭이 아니다.

미끄러짐 함수는 속도가 0이 아닐 때 에너지를 소비하는 것으로 볼 수 있기 때문에 일 사분면과 삼 사분면에서 정의된다 그리고 상수  $b_1 \geq b_0 > 0, F_s^- \leq F_0^-, F_s^+ \geq F_0^+ > 0$  를 경계로 가정해서 미끄러짐 함수를 부분 선형으로 정의한다[7].

$$\begin{aligned} b_0 &\leq F_d^+ \leq F_0^+ + b_1 v & \forall v > 0 \\ F_0^- + b_1 v &\leq F_d^- \leq b_0 v & \forall v < 0 \end{aligned}$$

실험에 의하면 미끄러짐 힘은 속도가 영으로 줄어도 경계값이 정지마찰력이하로는 줄지 않는다[1]. 따라서 상대적인 정지마찰력  $F_0^+$ ,  $F_0^-$  의 자연경계조건을 갖게된다.

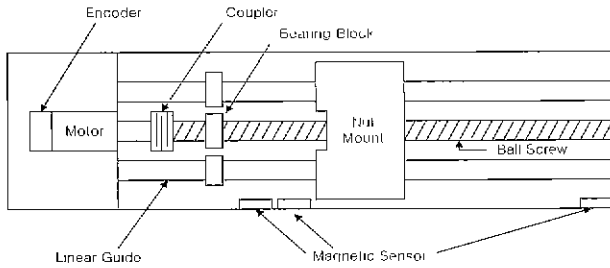


그림 2. 로봇의 구성.  
Fig 2. Configuration of robot.

2. X-Y 로봇의 동력학적 모델

X-Y 로봇을 구성하는 DC전동기의 토크입력에 의한 기계적 시스템의 동력학식은 다음과 같다

$$T_m(t) = J_m \ddot{\theta}(t) + B_m \dot{\theta}(t) + T_R(t) \quad (5)$$

여기서  $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}$  는 회전각의 변위, 각속도, 각가속도 이고  $T_m(t)$ 는 전동기에 의해 발생된 토크,  $J_m$ 은 전동기 회전자의 관성,  $B_m$ 은 점성 마찰계수,  $T_R(t)$  는 부하 토크를 의미한다. 이와 같이 회전에 의한 관성력과 전동기 자체의 점성마찰 그리고 외부부하에 가하게 되는 토크의 합으로 표현된다.

뉴턴의 운동 법칙에 의해 움직이는 테이블에 대한 운동 방정식을 구하면 아래와 같다.

$$F(t) = M\ddot{y}(t) + B_t\dot{y}(t) + F_r \quad (6)$$

여기서  $y, \dot{y}, \ddot{y}$  는 변위, 선속도, 선가속도이고  $M$  은 질량,  $F_r$ 은 마찰력에 의한 힘,  $B_t$ 은 테이블의 점성 마찰 계수이다.

DC 모터와 테이블이 커플러에 의해 직접 연결되고 1회전 당 테이블이  $y$ 만큼 병진 운동하는 경우, 리드 스크류의 기어비를  $\gamma$  로 정의하면 다음의 식과 같이 표현된다

$$\gamma = \frac{a}{\omega} = \frac{v}{\dot{\theta}} = \frac{y}{\theta} \text{ [m/rad]} \quad (7)$$

$a$ 는 테이블의 가속도,  $\omega$  는 각 가속도,  $\dot{\theta}$ 는 각속도,  $v$  는 선속도 이다.

부하 토크가 리드 스크류의 테이블에 전달되는 부하 방정식은 다음과 같다

$$F = \frac{e}{\gamma} T_R \text{ [N]} \quad (8)$$

여기서  $e$ 는 리드 스크류의 마찰 효율이다.

이 식들을 이용하여 로봇의 토크 동력학 식을 구하면 다음과 같다.

$$T_m(t) = \frac{1}{\gamma} (J_m + m \frac{\gamma^2}{e}) \ddot{y}(t) + \frac{1}{\gamma} (B_m + B_t \frac{\gamma^2}{e}) \dot{y}(t) + \frac{\gamma}{e} F, \quad (9)$$

또한 DC모터의 전기적 시스템 식은 다음과 같다.

$$E_a = L_a \dot{i}_a + R_a i_a + K_b \frac{y}{\gamma} \quad (10)$$

$$T_m = K_t i(t)$$

여기서  $E_a$ 는 전기자 전압,  $L_a$ 는 전기자 인덕턴스,  $K_t$ 는 토크상수,  $K_b$ 는 역기전력상수 이다.

III. 학습 제어기

학습제어기의 설계를 용이하게 하기 위하여 마찰력을 포함한 X-Y 로봇의 각 방향 축의 동력학 모델 및 DC모터 모델을 다시 정리하면 다음 식을 얻는다

$$\begin{aligned} \overline{J_c} \ddot{y} + \overline{B_c} \dot{y} - \overline{F_1} &= I_a \\ L_a \dot{i}_a - R_a i_a + \overline{K_b} y &= E_a \end{aligned} \quad (11)$$

이때

$$\begin{aligned} \overline{J_c} &= \frac{1}{\gamma K_a} (J_m + \frac{m \gamma^2}{e}), \\ \overline{B_c} &= \frac{1}{\gamma K_a} (B_m + \frac{B_t \gamma^2}{e}), \\ \overline{K_b} &= \frac{K_b}{\gamma}, \quad \overline{F_1} = \frac{F_r}{K_a} \end{aligned} \quad (12)$$

이다

이제 목표신호를 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} E_a &= L_a \dot{i}_a^* + R_a i_a^* + \overline{K_b} y_d \\ I_a &= \overline{J_c} \dot{y}_d + \overline{B_c} y_d + \overline{F_1} \\ \theta &= \alpha \overline{K_b} \end{aligned} \quad (13)$$

여기서  $E_a$ 는 목표 전압,  $I_a$ 는 목표전류,  $y_d$ 는 목표궤적,  $\alpha$ 는 양의 실수이고 추종 오차항  $\hat{y}, z$  및 가상 전류의 목표항  $i_a^*$ 는 다음과 같다

$$\begin{aligned} \hat{y} &= y_d - y \\ z &= \hat{y} + \alpha \hat{\hat{y}} \\ i_a^* &= K_1 z + K_2 \hat{y} + I_a \end{aligned} \quad (14)$$

가상목표전류  $i_a^*$ 에서  $K_1, K_2$ 는 케환이득이고  $I_a$ 은 학습전류이다. 또한 목표신호에 대한 오차항들을 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} \tilde{i}_a &= i_a^* - i_a \\ \tilde{I}_a &= I_a - I_a \\ \tilde{E}_a &= E_a - E_a \\ \tilde{\theta} &= \theta - \hat{\theta} \end{aligned} \quad (15)$$

이때  $E_a$ 은 학습전압이고  $\hat{\theta}$ 는  $\theta$ 의 추정치이다.

이제 전압 제어 입력  $E_a$ 는 다음과 같이 정의하자

$$E_a = E_l + K_3 \tilde{i}_a + \hat{\theta} \hat{y} \quad (16)$$

여기서  $\tilde{i}_a$ 의 게환이득  $K_1$ ,  $K_2$ 와  $E_a$ 의 이득  $K_3$ 의 관계조건은 다음과 같다

$$\begin{aligned} K_1^* &= K_1 + \overline{B_e} - a\overline{J_a} > 0 \\ K_2^* &= K_2 - a\overline{B_e} + a^2\overline{J_e} > 0 \\ K_3^* &= K_3 + R_a > 0 \end{aligned} \quad (17)$$

위에서 정의된 식들을 (11)에 적용하면 다음의 오차식 을 얻는다.

$$\begin{aligned} \overline{J_e} \dot{z} + K_1^* z + K_2^* \hat{y} &= \tilde{I}_l + \tilde{i}_a \\ L_a \tilde{i}_a - K_3^* \tilde{i}_a + \overline{K_b} z &= \tilde{E}_l + \hat{\theta} \hat{y} \end{aligned} \quad (18)$$

학습규칙을 구하기 위해 다음과 같은 에너지함수를 고려하자.

$$\begin{aligned} \overline{V} &= \frac{1}{2} (\overline{J_e} z^2 + \overline{L_a} \tilde{i}_a^2 + K_2^* \hat{y}^2) \\ &+ \frac{1}{2\beta_1} \int_{t-T_1}^t \tilde{I}_l^2(\tau) d\tau \\ &+ \frac{1}{2\beta_2} \int_{t-T_2}^t \frac{1}{K_b} \tilde{E}_l^2 d\tau \\ &+ \frac{1}{2\beta_3} \frac{1}{K_b} \int_{t-T_3}^t \hat{\theta}^2 d\tau \end{aligned} \quad (19)$$

여기서  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 는 양의 상수이다.

오차식 (18)을 이용하여  $\overline{V}$ 을 시간 미분하면 다음을 얻는다.

$$\begin{aligned} \dot{\overline{V}} &= -K_1^* z^2 - K_2^* z \hat{y} + z \tilde{I}_{l-T_1} \tilde{i}_a - \overline{K_3^*} \tilde{i}_a^2 \\ &- \overline{k_b} \tilde{i}_a z - \frac{1}{K_b} (\tilde{i}_a \tilde{E}_l + \tilde{i}_a \hat{\theta} \hat{y}) + \hat{y} K_2^* \dot{\hat{y}} \\ &+ \frac{1}{2\beta_1} [\dot{\tilde{I}}_l(t) - \tilde{I}_l^2(t-T_1)] \\ &+ \frac{1}{2\beta_2} \frac{1}{K_b} [\dot{\tilde{E}}_l^2(t) - \tilde{E}_l^2(t-T_2)] \\ &+ \frac{1}{2\beta_3} \frac{1}{K_b} [\dot{\hat{\theta}}^2(t) - \hat{\theta}^2(t-T_3)] \\ &= -K_1^* z^2 - \delta K_2^* \hat{y}^2 - \overline{K_3^*} \tilde{i}_a^2 - \beta_1 z^2 \\ &- \beta_2 \frac{1}{K_b} \tilde{i}_a^2 - \beta_3 \frac{1}{K_b} \tilde{i}_a^2 \hat{y}^2 \\ &\leq 0 \end{aligned} \quad (20)$$

여기서 학습입력 및 파라미터 오차는 다음 식을 만족한다.

$$\begin{aligned} \tilde{I}_l(t) &= \tilde{I}_l(t-T_1) - \beta_1 z(t) \\ \tilde{E}_l(t) &= \tilde{E}_l(t-T_2) - \beta_2 \tilde{i}_a(t) \\ \hat{\theta}(t) &= \hat{\theta}(t-T_3) - \beta_3 \tilde{i}_a \hat{y}(t) \end{aligned} \quad (21)$$

이제 (21)에서 갱신주기  $T_1, T_2$ 가  $I(t)_d \approx I_d(t-T_1)$ ,  $E_d \approx E_d(t-T_2)$ 을 만족한다고 가정하고 학습규칙에 투영연산을 가하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} I_l(t) &= \pi[I_l(t-T_1)] + \beta_1 z \\ E_d(t) &= \pi[E_d(t-T_2)] + \beta_2 \tilde{i}_a \\ \hat{\theta}(t) &= \pi[\hat{\theta}(t-T_3)] + \beta_3 \tilde{i}_a \hat{y} \end{aligned} \quad (22)$$

여기서  $\pi[\cdot]$ 는 유한한 크기로 제한하는 투영연산 (projection)을 뜻한다 이러한 학습규칙을 사용한 학습제

어시스템은  $\dot{\overline{V}} \leq 0$ 을 얻는 과정과 같은 유사한 절차를 거쳐서 다음과 같은 수렴 결과를 얻을 수 있다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{y} = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \dot{\hat{y}} = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{i}_a = 0 \quad (23)$$

#### IV. 실험

제안된 학습제어기의 성능을 평가하고 일반적인 PID제 어기와 성능을 비교하기 위하여 x-y 로봇의 계단입력에 대 한 응답속도와 마찰력의 영향이 비교적 큰 저속에서 원과 마름모형태의 요구궤적에 대한 응답을 실험 하기로 한다.

실험장치는 그림 3)과 같이 주 제어장치인 IBM PC 와 인터페이스 카드, PWM 드라이버 그리고 전류, 인코더 신호, 긴급 신호를 되먹임하는 부분으로 이루어져 있다.

로봇에 장착된 모터는 180 Watt 2700rpm의 정격을 갖는다. 모터는 유사시에 충격을 막아주는 커패시터와 리드 스 크류에 의해서 mount와 연결되어 있으며 1:1의 회전비로 연결되어 있다. 리드 스크류는 모터가 1회전하는 동안 4mm 병진 운동을 하게 되어 있다.

각 축의 처음 부분과 마지막 부분에 자기 센서를 부착해 로봇이 작업범위를 넘어서는 긴급한 상황을 알 수 있다.

로봇에 부착된 광학 엔코더는 1회전 당 500펄스를 출력 한다. Counter는 이 펄스를 엔코더 신호의 위상 차를 이용 하여 한 번의 신호에 대해 4배의 정밀도를 제공한다. 따라서 로봇은  $\frac{4\mu m}{500 pulse \times 4} = 2 \mu m/pulse$ 의 분해능을 갖는다.

또한 제안된 제어 알고리즘에 필요한 전류 되먹임을 하 기 위해 홀 센서(hall-sensor)를 사용하였다 홀 센서는 홀 효과를 이용하여 모터에 흐르는 전류를 측정할 때 모터 드 라이버의 특성에 영향을 주지 않고 전류를 측정할 수 있을 뿐 아니라 빠른 응답속도와 선형적 특성을 제공한다. 측정 전류는 ADC를 사용하여 0에서 255 사이의 디지털 값으로 변환되어 제어에 이용된다.

표 1. 제어기의 인자값

Table 1. Parameters of learning controller.

$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$K_1$	$K_2$	$K_3$
25	0.6	0.6	0.6	30	2	5
Boundary $I_l$		Boundary $V_l$		maximum $\hat{\theta}$		
± 0.001		± 45		0.5		

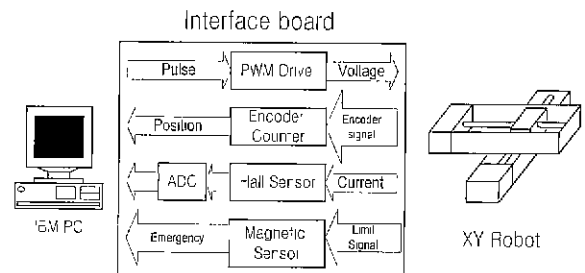


그림 3. 실험 장치.

Fig 3. Experimental setup.

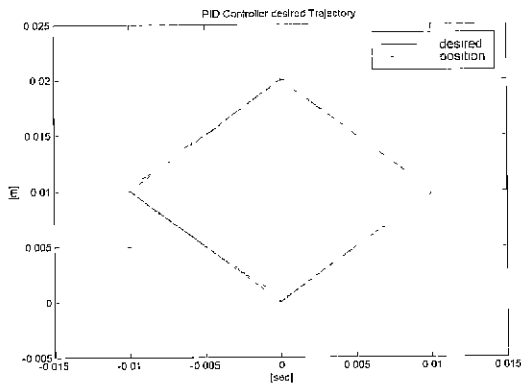


그림 4. PID 제어기에 요구궤적이 마름모 형태일 경우의 응답.  
 Fig 4. Response of PID controller to a square trajectory.

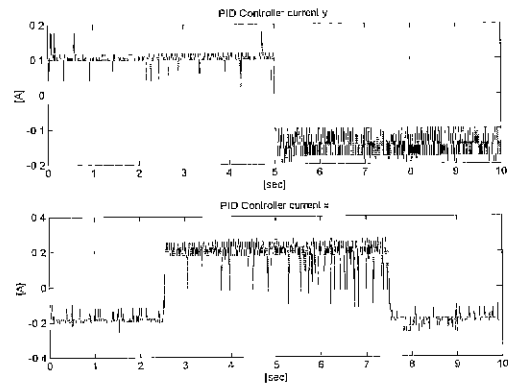


그림 7. PID 제어기에 요구궤적이 마름모인 경우의 입력전류.  
 Fig 7. Input current of PID controller to a square trajectory.

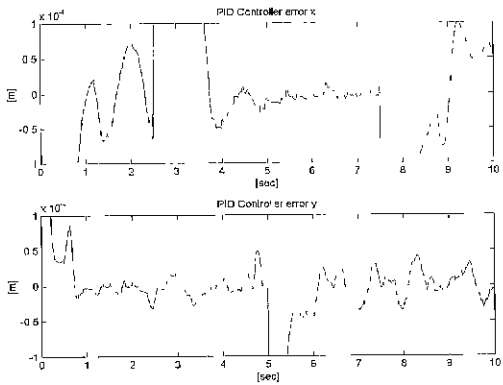


그림 5. PID 제어기에 요구궤적이 마름모 형태일 경우의 응답.  
 Fig 5. Response of PID controller to a square trajectory.

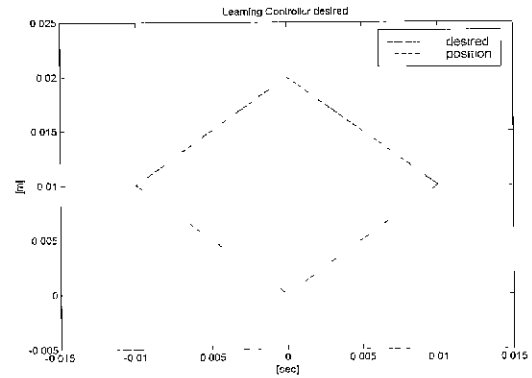


그림 8. 학습 제어기에 요구궤적이 마름모 형태일 경우의 응답.  
 Fig 8. Response of learning controller to a square trajectory.

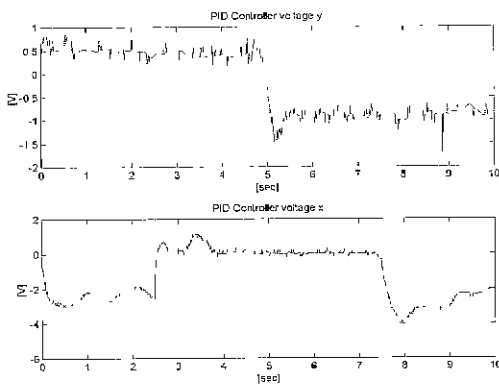


그림 6. PID 제어기에 요구궤적이 마름모인 경우의 입력전압.  
 Fig 6. Input voltage of PID controller to a square trajectory.

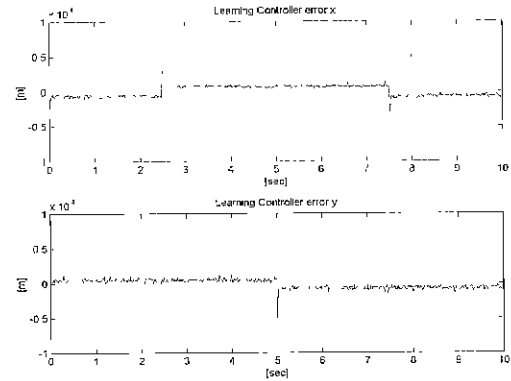


그림 9. 학습 제어기에 요구궤적이 마름모 형태일 경우의 응답.  
 Fig 9. Response of learning controller to a square trajectory.

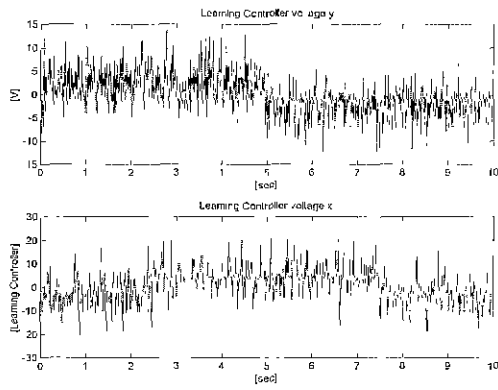


그림 10. 학습 제어기에 요구궤적이 마름모인 경우의 입력전압  
 Fig 10 Input voltage of learning controller to a square trajectory.

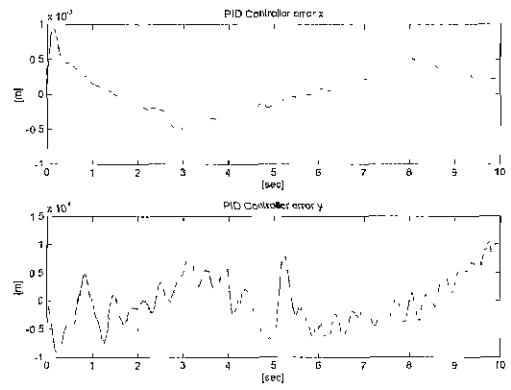


그림 13. PID 제어기에 요구궤적이 원 형태일 경우의 응답.  
 Fig 13. Response of PID controller to a circular trajectory.

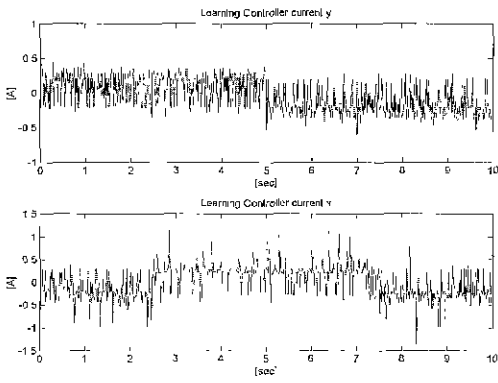


그림 11. 학습 제어기에 요구궤적이 마름모인 경우의 입력전류.  
 Fig 11. Input current of learning controller to a square trajectory.

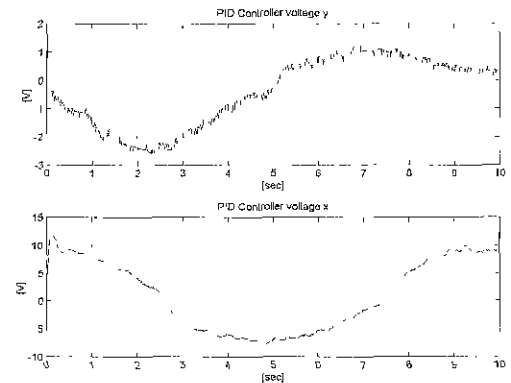


그림 14. PID 제어기에 요구궤적이 원인 경우의 입력전압.  
 Fig 14. Input voltage of PID controller to a circular trajectory.

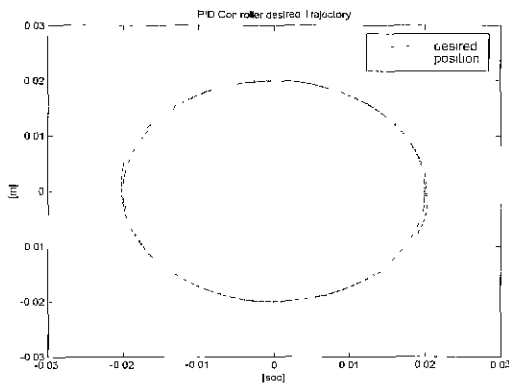


그림 12. PID 제어기에 요구궤적이 원 형태일 경우의 응답.  
 Fig 12. Response of PID controller to a circular trajectory.

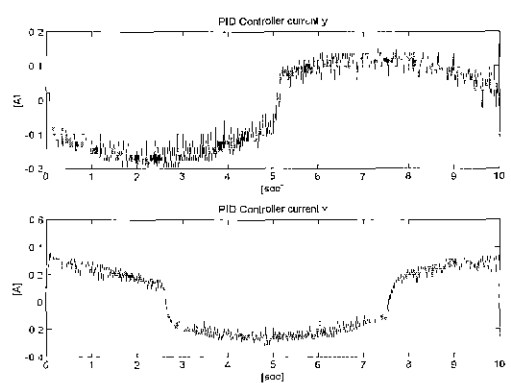


그림 15. PID 제어기에 요구궤적이 원인 경우의 입력전류.  
 Fig 15. Input current of PID controller to a circular trajectory

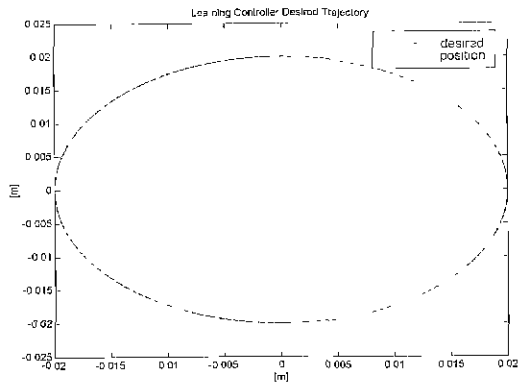


그림 16. 학습 제어기에 요구궤적이 원 형태일 경우의 응답.

Fig 16. Response of learning controller to a circular trajectory.

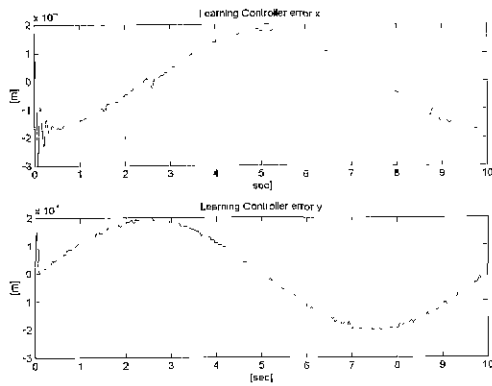


그림 17. 학습 제어기에 요구궤적이 원 형태일 경우의 응답.

Fig 17. Response of learning controller to a circular trajectory.

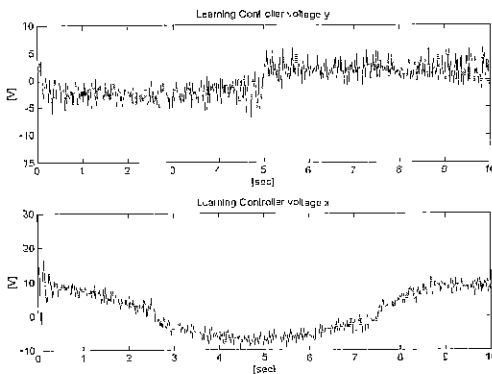


그림 18 학습 제어기에 요구궤적이 원인 경우의 입력전압.

Fig 18. Input Voltage of learning controller to a circular trajectory

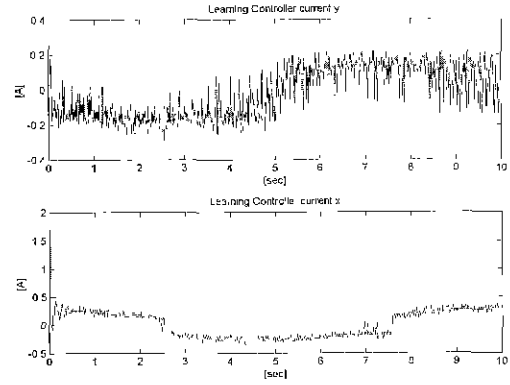


그림 19. 학습 제어기에 요구궤적이 원인 경우의 입력전류.

Fig 19. Input current of learning controller to a circular trajectory.

PWM 드라이버를 위한 펄스(pulse) 발생기로 8254를 사용하였다. 기준 주파수 8M Hz를 사용하며 256 step의 분해능을 갖는다. 주 제어장치의 샘플링 타입은 1msec이다.

PID제어기와 학습제어기의 정밀도, 적응능력, 강인성 등을 비교하기 위하여 다양한 크기의 마름모, 원 등의 궤적에 대한 실험을 하였다. 그림 4 - 그림 11은 마름모 형태의 요구궤적은 한 변의 길이가 1 Cm 이고 각 축에 대한 요구 속도가 0.001 m/sec 인 경우의 각각의 응답이다.

그림에서 보는 바와 같이 마름모형태의 요구궤적에 따른 응답속도는 학습제어기가 더 빠르다는 것을 알 수 있고 방향이 바뀌는 시점에서 마찰력의 보상능력이 뛰어나다 또한 PID제어기의 경우 최적화된 상태는 아니지만  $\mu m$  단 위까지 정밀도를 보이지 못하는 반면 학습제어기의 경우  $10^{-1}m$  정도의 정밀함을 보였다

마찰력이 강하게 나타나는 원 형태의 요구궤적에 대한 실험 결과를 그림 12 - 그림 18에 나타내었다.

원 형태의 요구궤적은 반지름이 2 Cm 이고 각 축에 대한 요구 속도는 요구궤적의 미분치를 사용하였다.

실험결과 위상이 바뀌는 부분에서의 비선형적 마찰력 때문에 상대적으로 많은 오차를 보이는 PID제어기와 달리 학습제어기는 우수한 성능을 보였고 요구 속도에 대한 추종 역시 학습제어기가 뛰어났다 서로 다른 무게를 가지는 두 축에 같은 제어를 적용하였을 때 PID제어기의 경우 무게가 가벼운 X축은 만족할 만한 결과를 보이지 못하지만 학습제어기의 경우 양축에 대하여 같은 정밀도를 보임으로써 부하의 변동에도 강인함을 보였다.

표 1 에 실험에 사용된 학습제어의 파라미터를 나타내었다.

피드백 신호  $z$  의 P 이득역활을 하는 상수  $\alpha$  는 수렴속도에 가장 큰 영향을 미치고 학습이득  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$  는 정상 상태에서 외란에 대한 학습신호의 민감도를 결정한다.

$K_1, K_2, K_3$  는 오차 시스템의 피드백 제어 이득으로 전이적, 기계적 시스템의 안정도 및 수렴속도에 영향을 미친다.

### V. 결론

본 논문에서는 전류 피드백을 이용한 학습제어기를 이용하여 X-Y로봇을 제어하는 실험을 하였다. 제안된 학습제어기는 전류피드백을 통하여 시스템의 동역학에 더 충실히 반영할 수 있으므로 모터에 걸리는 비선형적이거나 비연속적인 외란에 대하여 강인한 특성을 보인다. 일반 PID제어기와 비교실험을 통하여 성능을 평가하였는데 다양한 요구조건에 대한 실험결과는 비선형적이고 비연속적인 특성을 지닌 서보계를 제어할 때 일반 제어기에 비해 제안된 제어기의 성능이 뛰어나도록 보여준다. 따라서 제안된 학습제어기는 정밀한 제어에서 가장 우수한 외란으로 작용하는 마찰력을 보상하는데 있어서 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

### 참고문헌

- [1] Y. P. Yang and J. S. Chu, "Adaptive velocity control of dc motors with coulomb friction identification", *Journal of DSMC*, vol. 115, pp. 95-102, 1993.
- [2] C. Canudas, K. Astrom, and K. Braun, "Adaptive friction compensation in DC-motor drives", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 3, pp. 681-685, Dec., 1987.
- [3] B. Friendland and Y.-J. Park, "On adaptive friction compensation", *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 37, pp. 1609-1612, Oct. 1992.
- [4] G. A. Larsen, S. Centinkunt, and A. Donmez, "CMAC neural network control for high precision motion control in the presence of large friction," *Journal of DSMC*, vol. 117, pp. 415-420, 1995
- [5] B. A. Helovry, P. Dupont, and C. C. Wit. "A survey of models, analysis tools and compensation methods for the control of machines with friction," *Automatica*, vol 30, no. 7, pp. 1083-1138, 1994.
- [6] P. E. Dupont and E. P. Dunlap, "Friction modeling and pd compensation at very low velocities," *Trans. of ASME*, vol. 117, pp. 8-14, 1995.
- [7] S. C. Southward, C. J. Radcliffe, and C. R. MacCluer, "Robust nonlinear stick-slip friction compensation," *Trans of the ASME, Journal of DSMC*, vol. 113, no. 4, pp. 639-645, 1991.
- [8] G. Song R. W. Longman, and L. Cai, "Integrated adaptive-robust control of robot manipulator with joint sick-slip friction," *IEEE Conf. on Control Applications*, pp. 177-182, October. 1997.
- [9] A. Tzes, P.-Y. Peng, and C.-C. Houg, "Neural-network control for dc-motor micromaneuvering", *IEEE Trans. on industrial Electronics*, vol. 42, pp. 516-523 Oct. 1995.
- [10] J. T. Teeter, M. Chow, and J. J. Brickley Jr., "A novel evolutionary algorithm with fast convergence", *IEEE Trans. on Industrial electronics*, vol 43, pp.113-120, 1996.
- [11] A. Trzes, P.-Y. Peng, and J. Guthy, "Genetic-based fuzzy clustering for dc-motor friction identification and compensation", *IEEE Trans on Control System Technology*, vol. 6, pp. 462-472, 1998.
- [12] E. D. Tung, G. Anwar, and M. Tomizuka, "Low velocity friction compensation and feedforward solution based on repetitive control", *Trans. of the ASME*, vol. 115, pp 279-284, 1993.
- [13] B. Armstrong-Helouvy. "Stick slip and control in low-speed motion", *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 38, Oct. 1993.
- [14] P. Lischinsky, C. Canudas-de-wit, and G. Morel. "Friction compensation for an industrial hydraulic robot", *IEEE control systems magazine*, pp. 25-32, Feb. 1999.
- [15] Gomes, S. C. P. and Chretien, J. P., "Dynamic modelling and friction compensated control of a robot manipulator joint", *Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1429-1435, 1992.



손 경 오

1975년생 1998년 성균관대학교 전자공학과 졸업 (공학사). 동대학원 석사과정. 관심분야는 지능제어, 로보틱스, DSP, 영상처리.

국 태 용

제어·자동화·시스템공학 논문지 제4권, 제4호, 참조