

## FLNN에 기초한 XY Table용 마찰 보상 제어기

### FLNN-Based Friction Compensation Controller for XY Tables

정재욱, 김영호, 국태용  
(Chae-Wook Chung, Young-Ho Kim, and Tae-Yong Kuc)

**Abstract :** An FLNN-based neural network controller is applied to precise positioning of XY table with friction as the extension study of [11]. The neural network identifies the frictional forces of the table. Its weight adaptation rule, named the reinforcement adaptive learning rule, is derived from the Lyapunov stability theory. The experimental results with 2-DOF XY table verify the effectiveness of the proposed control scheme. It is also expected that the proposed control approach is applicable to a wide class of mechanical systems.

**Keywords :** friction compensation, intelligent control, neural networks, reinforcement learning, XY table

#### I. 서론

운동하는 물체의 접촉면에서 발생하는 마찰은 그 물체를 원하는 방향으로 운동할 수 있도록 도와줄 수 있을 뿐만 아니라 방해할 수도 있는 요인으로 작용한다. 운동에 영향을 미치는 마찰은 정밀한 궤적 추적을 목표로 삼는 고 정밀 서보(servo) 제어 분야에서 그 발생 현상을 파악할 수 있는 모델의 수립은 필수적이라 할 수 있다. 이에 따라, 최근 마찰의 특성과 모델 수립을 위한 많은 연구가 이루어져 왔다[1]-[4].

보통 마찰은 정적, 쿨롱(Coulomb), 점성 마찰과 Stribeck 효과로 모델링하고, 특히 정적마찰과 쿨롱마찰은 속도에 대한 비선형 함수로 나타나 전통적인 선형제어 기법만으로는 이들을 효과적으로 조절하기가 쉽지 않다. 따라서 실험을 통한 적절한 마찰모델을 구한 뒤 이에 기초한 마찰 보상 방법을 강구해야 되지만, 시스템의 속도, 부하, 동작 환경에 따라 달라지는 비선형 마찰을 모델링하기란 쉽지 않다.

전통적인 선형 제어 기법인 PD나 PID 제어 기법을 사용하면, PD의 경우 유한 크기의 정상상태 오차를 유발하며, 큰 이득을 사용한 PID의 경우 제어 시스템에서 발생할 수 있는 두 가지 주요 불확실성의 원천인 마찰과 관성력을 간접적으로 보상할 수는 있지만 전체 폐루프 시스템이 불안정해 질 수 있는 단점이 있다.

한편, 직접 보상하는 방법도 고려할 수 있는데, 이 때 원하는 운동이 큰 가속과 감속을 가질 경우 관성력의 직접 보상은 유용하지만[5], 관성 및 마찰에 관련된 파라미터를 구하기가 쉽지 않아 직접 보상 방법의 적용은 어렵다. 이것은 시스템의 관성이 부하 변동에 따라 달라지고, 마찰은 온도, 습도, 재료와 같은 여러 요인들로 인하여 변할 수 있기 때문이다.

마찰모델을 이용한 제어기법에는 마찰이 있는 XY 테이블에 대한 적응제어 기법[5], 마찰효과를 비선형 마찰모델의 파라미터를 추정하여 적응적으로 보상하는 제어 기법

[6], 시스템의 실제 측도(measure)를 나타내는 오차 RMS(root mean square) 값의 최소화 기법과 단순한 마찰모델에 기초한 적응 마찰 보상법[7] 등이 있다.

서보 제어 시스템의 마찰과 외란을 조절하는 개선된 방법으로는 학습에 기초한 보상법이 있다[8]-[10]. 학습에 기초한 보상기에 의해 주된 불확실성이 제거되면 선형 피드백 제어이론을 이용하여 점근적이고도 안정한 위치 피드백 루프를 구성할 수 있다. [9]에서는 PD형 선형 피드백 제어기와 학습에 기초한 보상기로 CMAC(Cerebellar Model Arithmetic Controller)을 사용하였다. [10]에서는 PID 형 선형 피드백 제어기와 전류 피드백을 이용한 학습 제어기를 이용하여 마찰 보상을 시도하였다.

[11]에서는 고속 고정밀 서보계의 마찰을 보상하기 위한 강화 적응형 학습 구조를 가지는 신경망을 이용하여 제어기 설계하고, 제안한 제어기의 안정도 검증에 관한 이론적 결과를 제시하였다.

이 논문은 [11]에서 제시한 이론적 결과를 기초로 2 자유도를 갖는 XY 테이블의 추적제어에 적용하여 마찰을 효과적으로 보상하는 고 정밀 제어 기법의 성능을 평가하고, 저가의 컴퓨터 상에서도 실시간 제어가 가능함을 실험적으로 입증한다. 실험에서 사용한 전향 신경망은 XY 테이블 시스템에서 미지의 시스템 동력학, 마찰, 외란 등을 식별하고, 마찰을 보상할 수 있도록 한다. 또한 [11]의 입력 전처리 방법을 수정하여 실시간 제어가 가능하도록 하고, Lyapunov 안정도 이론으로부터 유도된 학습 알고리즘의 안정도가 실험적으로 유지됨을 보인다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 다음 장에서는 FLNN(Functional-Link Neural Net)의 구조와 특성에 대해 간단히 소개하고, 3장에서는 실험에 사용한 XY 테이블과 마찰모델을 기술하고, FLNN을 이용한 마찰 보상 제어기에 대해 유도하며, 4장에서는 제안한 방법을 기초로 실제 XY 테이블에 대한 궤적추적 제어 실험결과를 보인다.

#### II. FLNN의 구조와 특성

그림 1은 FLNN의 구조를 나타낸 것으로 입력 전처리 요

접수일자 : 2001. 8. 24., 수정완료 : 2001. 12. 13.

정재욱 : 안산공과대학 전자통신과(skechy@ieee.org)

김영호 : 한국국방연구원(ykim50@hotmail.com)

국태용 : 성균관대학교 전전컴공학부(tykuc@yurim.skku.ac.kr)

소를 가진 1층 전향 신경망으로 간주할 수 있다. 이 구조는 Pao[12]의 연구결과를 토대로 제어 시스템의 적용에 용이하도록 만들어진 것으로, 조절할 수 있는 연결강도가 출력층에만 있다는 점을 제외하고는 종래의 2층 신경망 구조와 동일하다.

FLNN은 비선형 사상  $y(x): x^n \rightarrow \mathcal{Y}^m$ 을 근사화 시키는데 사용할 수 있고, 여기서  $x^n \subset \mathcal{R}^n$ 은  $n$ 차 입력 공간이고,  $\mathcal{Y}^m \subset \mathcal{R}^m$ 은 출력 공간이다. 시그모이드 형 활성화함수  $\alpha(\cdot)$ 를 사용하여 출력층을

$$y_j(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \{w_{ji} \sigma_i(z_i + \theta_i)\} + \theta_j(\mathbf{x}) \quad j=1, \dots, m \quad (1)$$

과 같이 쓸 수 있고, 여기서  $w_{ji} \in \mathcal{R}$ 은 출력층 연결강도이고,  $\theta_i, \theta_j \in \mathcal{R}$ 은 임계값,  $z_i \in \mathcal{R}$ 은 은닉층 뉴런에 대한  $i$ 번째 입력이다. 마지막으로  $\epsilon_f(\mathbf{x})$  신경망의 함수 재구성 오차(functional reconstruction error)를 나타낸다.

일반적으로 가능한 최상의 연결강도 값이 주어지더라도 주어진 비선형 함수를 정확하게 근사화 시키지 못하며, 함수 재구성 오차가 여전히 남게 된다. 제어 목적상 이상적인 근사화가 되는 신경망의 연결강도는 재구성 오차의 상한을 나타내는 특정한 값  $\epsilon_{max}$ 에 대해 존재한다고 가정한다[13][14].

이로부터 신경망 방정식을 다음과 같은 행렬 형태로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{W}^T \sigma(\mathbf{z}) + \boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{x}) \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{W} \in \mathcal{R}^{(N+1) \times m}$ ,  $\sigma(\mathbf{z}) \in \mathcal{R}^{(N+1)}$ ,  $\mathbf{y}(\mathbf{x}) \in \mathcal{R}^m$ ,  $\boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{x}) \in \mathcal{R}^m$ 에 속한다. 은닉층 뉴런에 대한 입력 벡터  $\mathbf{z} \in \mathcal{R}^N$ 은 입력 전처리를 통하여 확장되고, 은닉층 뉴런의 출력 벡터  $\sigma(\mathbf{z})$ 는  $\sigma(\mathbf{z}) = [1 \ \sigma_1(z_1) \ \dots \ \sigma_N(z_N)]^T$ 로 계산할 수 있다. 여기서 임계값은 연결강도 행렬, 입력 벡터, 은닉층 출력 벡터에 포함

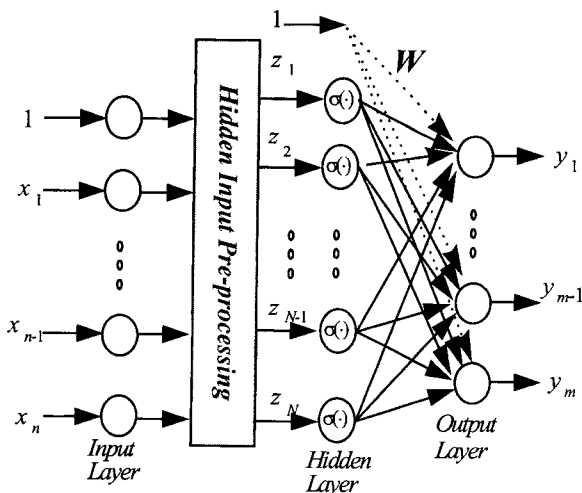


그림 1. FLNN의 구조.  
Fig. 1. FLNN structure.

된다.

(2)의 이상적인 연결강도  $\mathbf{W}$ 는 다음과 같이 유계된다고 가정한다[14][15].

$$\|\mathbf{W}\|_F \leq \mathbf{W}_M \quad (3)$$

여기서  $\|\cdot\|_F$ 는  $\|\mathbf{W}\|_F^2 = \text{tr}(\mathbf{W}^T \mathbf{W}) = \sum_j w_{ij}^2$ 의 관계를 가지는 Frobenius norm으로 정의하며,  $\text{tr}(\cdot)$ 는 행렬의 trace 연산자를 나타낸다.

신경망의 출력  $\mathbf{y}(\mathbf{x})$ 의 추정값  $\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x})$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}) = \hat{\mathbf{W}}^T \sigma(\mathbf{z}) \quad \forall \mathbf{x} \in \mathcal{X}^n \quad (4)$$

여기서  $\hat{\mathbf{W}}$ 은 이상적인 연결강도를 추정된 값으로 학습 알고리즘에서 만들어진다. 이러한 FLNN은 종래의 일반화된 델타 학습 규칙을 사용하는 다층 신경망에 비해 입력 패턴의 분류 문제나 함수 근사화 문제에서 학습시 수렴속도가 현저히 개선됨이 밝혀졌다[12].

### III. XY 테이블과 마찰 보상 제어기 설계

#### 1. XY 테이블의 동역학

제어 대상인 XY 테이블은 유도 막대와 리드 스크류(lead screw)가 관통하는 육면체가 전동기에서 공급되는 회전력을 바탕으로 직선 왕복 운동을 하고, 그림 2에 나타난 것처럼 동일한 구조의 두 축이 평면상에서 직교하는 형태로 제작되어 있다. 이 테이블의 운동을 기술하는 방정식은 다음과 같다.

$$m\ddot{q}(t) + fr(\dot{q}, t) + d(t) = u(t) \quad (5)$$

여기서  $m$ 는 질량,  $q(t)$ 는 변위,  $fr(\dot{q}, t)$ 는 마찰력,  $u(t)$ 는 제어 신호,  $d(t)$ 는 측정 잡음과 전원부의 잡음에 의한 유계 외란을 나타내며, 이 외란은 다음과 같이 미지의 상한값으로 유계되어 있다고 가정한다.

$$\|d(t)\| \leq b_d \quad (6)$$

마찰모델은 다음의 식으로 기술할 수 있으며, 파라미터의 정의는 [11]과 동일하다.

$$fr(\dot{q}, t) = F_{slip}(\dot{q})\beta(\dot{q}) + F_{stick}(u)[1 - \beta(\dot{q})] \quad (7)$$

상기 모델은 stick-slip 운동시의 마찰력을 계산하기 위한 것으로, 운동 물체의 재질, 윤활제, 습도, 온도와 같은 동작 환경 등에서 기인하는 마찰력의 영향을 고려하지 않고 단지 속도에만 관련된 마찰모델임에 불구하고 강한 비선형성이 있음을 문헌[2][10][11][16]에 소개된 마찰 대 속도 그래프에서 알 수 있다. 이로부터 쉽게 예상할 수 있는 것은 속도가 정속인 경우 선형적인 관계가 우세하여 실험적으로 마찰계

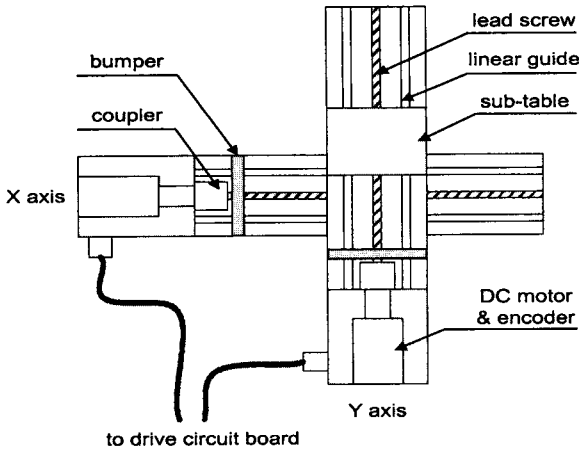


그림 2. XY 테이블의 구성.  
Fig. 2. Configuration of XY table.

수를 구할 수 있으면 어느 정도 보상할 수 있는 여지가 있으나, 영 교차(zero-crossing)하는 부분에서는 보상 문제가 상당한 난점에 직면할 것이다. 결과적으로 (5)에 있는 복잡한 비선형 마찰항을 적절히 보상하기가 쉽지 않음을 알 수 있다.

2. 마찰 보상 제어기

일반적으로 비선형 시스템의 경우 그 시스템에 대한 좋은 모델을 알고 있는 경우라도 제어 규칙을 세우기가 어렵고, 더욱이 설계자의 입장에서 시스템에 존재하는 비선형성에 대한 모델 조차 미지라면 문제는 더욱 어렵게 된다. 따라서 앞에서 소개한 FLNN의 함수 근사화 능력을 이용하여 제어 대상인 XY 테이블에서 나타나는 비선형 요소인 마찰력을 근사화한 추정값을 이용하여 이를 보상하는 제어기를 설계한다.

먼저, 원하는 궤적을  $q_d(t) = [q_d(t) \dot{q}_d(t)]^T$ 로 정의하고, 이를 추적하는 실제 궤적  $q(t) = [q(t) \dot{q}(t)]^T$  사이에 발생하는 오차 궤적을 다음과 같이 정의한다.

$$e(t) = q_d(t) - q(t) \tag{8}$$

$$\dot{e}(t) = \dot{q}_d(t) - \dot{q}(t) \tag{9}$$

$$r(t) = \dot{e}(t) + \lambda e(t), \lambda > 0 \tag{10}$$

시스템 동력학 (5)를 (10)으로 다시 쓰면 다음과 같다.

$$m\dot{r}(t) = g(x) + d(t) - u(t) \tag{11}$$

여기서

$$g(x) = m(\ddot{q}_d + \lambda \dot{e}) + fr(\dot{q}, t) \tag{12}$$

이고,  $x(t)$ 는 다음과 같다.

$$x(t) = [\ddot{q}_d \ \dot{q}_d \ q \ \dot{q} \ \dot{e}] \tag{13}$$

시스템의 불확실성으로 인해 (5)의 시스템 파라미터와 마찰과 관련된 파라미터는 제어기 설계시 미지의 값으로 간주하고, 대신 (12)의 비선형 함수를 다음과 같이 신경망 방정식으로 나타낼 수 있다.

$$g(x) = W^T \sigma(z) + \varepsilon(x) \tag{14}$$

여기서,  $W \in \mathbb{R}^{(N+1) \times 1}$ 이고  $\sigma(z) \in \mathbb{R}^{(N+1) \times 1}$ 이다. (14)의 실제적인 함수 추정값은

$$\hat{g}(x) = \hat{W}^T \sigma(z) \tag{15}$$

로 주어지고, 설계할 제어기의 형태를 다음과 같이 정한다.

$$u(t) = K_v r(t) - \hat{W}^T \sigma(z) + v(t) \tag{16}$$

여기서  $v(t)$ 는 강인항(robust term)으로서 모델링 오차와 신경망의 함수 근사화 오차를 보정하기 위해 도입한 것이고,  $K_v$ 와  $\lambda$ 는 선형 PD 제어기를 구성한다.

(11)의 오차 동력학은

$$m\dot{r}(t) = -K_v r(t) + \tilde{W}^T \sigma(z) + \varepsilon(x) + d(t) - v(t) \tag{17}$$

로 다시 표현할 수 있다. 이러한 관계를 기초로 다음의 정리를 도입하여 학습 알고리즘을 유도한다.

정리[11]:  $k_z \geq b_d$ 와 시그모이드 형 강화신호(reinforcement signal)  $R$ 로 이루어진 강인항

$$v(t) = -k_z R / |R|$$

$$R(t) = R^+(t) + R^-(t)$$

$$= \alpha^+ / (1 + e^{-\alpha^+ r(t)}) - \alpha^- / (1 + e^{\alpha^- r(t)}) \tag{18}$$

을 포함한 (16)의 제어동작 신호  $u(t)$ 가 신경망 제어기에서 생성되며, 신경망의 연결강도에 대한 적응 학습 규칙은 학습 속도를 지배하는 양의 한정 행렬(positive definite matrix)  $F$ 와 수렴속도에 대한 양의 계수  $\kappa$ 를 포함하여 구성한

$$\dot{W} = F\sigma(z)R - \kappa F\hat{W} \tag{19}$$

로 주어진다. 이 정리에 대한 증명은 [11]에 제시되어 있고 전체 제어 구조는 그림 3에 있다.

IV. 실험

1. 실험 장치의 구성

제안한 신경망 제어기의 실시간 제어 가능성과 성능평가를 위해 위치 결정 시스템으로 사용되는 XY 테이블에 대해 실험을 수행한다. 실험 장치는 시험적으로(proto-type) 제작된 XY 테이블, 테이블의 각 축을 움직이는데 필요한 직류

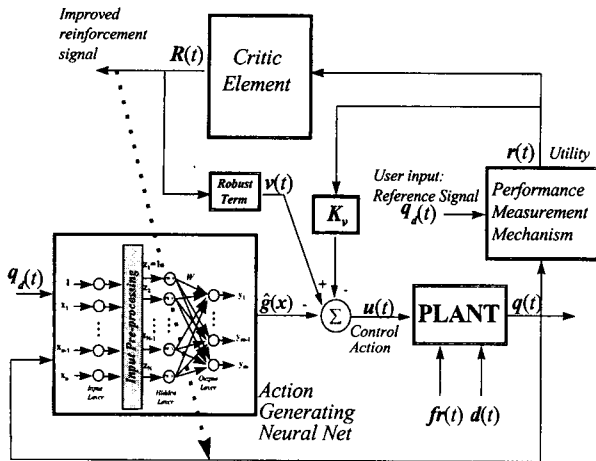


그림 3. 전체 제어 구조.  
Fig. 3. The block diagram of the control scheme.

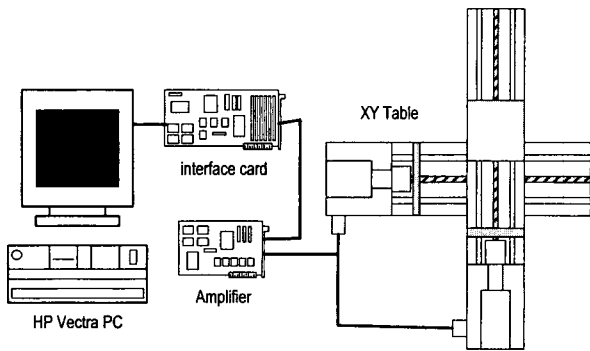


그림 4. 실험장치 구성도.  
Fig. 4. The schematic diagram of the experimental setup.

서보(DC servo) 전동기의 구동 회로단, 구동 회로단에 계산된 제어신호를 보내고 테이블에서 오는 각종 피드백 신호를 수집하여 전체 제어 알고리즘이 탑재된 주 컴퓨터인 PC로 보내기 위한 인터페이스 카드(interface card)로 구성되며, 이들 사이의 연결 관계를 그림 4의 구성도로 표시하였다.

구동기로 사용되는 직류 서보 전동기는 180[W], 2700[rpm]의 정격을 갖고 있고, 전동기 축과 이동식 보조 테이블(sub-table)을 관통하여 이 테이블이 왕복 운동할 수 있도록 설치한 lead screw는 1:1 회전비로 커플러를 통하여 연결되어 있다. 이동식 보조 테이블은 전동기의 1회전 당 4[mm]의 병진 운동을 하며, 변위를 측정하기 위한 장치로 전동기 축에 연결된 증분형 엔코더(incremental optical encoder)는 1회전 당 500펄스의 파형을 출력한다.

테이블에 장착된 두 개의 전동기를 구동하기 위한 전력 증폭단인 구동 회로는 보통 널리 사용되는 H 브릿지 스위칭 증폭기를 사용하며, 스위칭 방식은 PWM(Pulse Width Modulation) 방식을 채택하였다[17]. 스위칭 소자로는 BJT를 이용한 회로와 MOSFET를 이용한 회로의 장점인 스위칭 속도 및 소비전력의 이점[18]을 모두 가진 IGBT(Insulated-Gate Bipolar Transistor)를 사용하였는데, 실험할 테이블의 전동기 정격을 고려하여 International Rectifier사의 IRG4BC40U 소자를 채택하였다. 아울러 전동기 및 증폭단과 TTL 레벨

의 신호가 오가는 인터페이스 카드부 사이의 전기적 분리를 위해 Agilent Technologies사의 HCPL-3100을 사용하여 주 컴퓨터를 보호하도록 하였다. HCPL-3100은 전기적 분리 기능뿐만 아니라 IGBT의 게이트 제어 소자로서 동작 전원은 DC 12[V]로 각 소자 별 독립 전원을 사용하여야 안전한 분리가 이루어진다.

피드백 제어 시스템의 구현시 중요한 요소 중의 하나가 피드백 신호처리 문제이다. 이 실험의 XY 테이블에서는 오직 엔코더 신호만이 피드백 신호로 사용할 수 있다. 엔코더로부터 발생되는 펄스신호를 Agilent Technologies사의 HCTL-2020 카운터를 이용하여 수집하였다. 이 카운터는 8-bit 신호를 두 번 읽어 16-bit로 데이터를 만들 수 있을 뿐만 아니라 4채널 동작모드와 함께 필터 기능이 내장되어 높은 정밀도와 안정된 카운터 값을 제공한다. 따라서 앞서 언급한 엔코더의 분해능이 4배로 증가되어 테이블의 병진 운동 정밀도를 2[μm]로 만들 수 있다. 카운터로부터 얻어진 위치 값을 기초로 속도 값을 구하는 방법은 단순한 차분 계산 방식으로 하지 않고 필터링 개념을 도입한 속도 추정기법을 이용하였다 [19]. 이 방법은 계산 부담을 크게 증가시키지 않으면서도 비교적 정확한 속도를 구할 수 있는 장점을 가진다.

인터페이스 카드는 구현의 용이성을 위해 8-bit 모드의 ISA 버스 방식으로 제작되었고, 내부에는 전동기의 기동과 정지, 방향 결정을 위한 신호 전송에 사용되는 8255 1개와 제어 주기를 생성하기 위한 인터럽트 신호 발생, PWM 기준 주파수 발생, 각 축에 필요한 PWM 듀티 주기(duty cycle) 발생을 위해 사용되는 8254 2개 및 어드레스 디코딩 회로들이 장착되어 있다. 실험 시 사용한 인터럽트 주기는 2[msec]로 하였고, PWM 신호 발생은 회로적 구현방법 보다 8254의 내부 카운터를 이용하여 만드는 방식을 취하였다. 이 실험에서 사용된 PWM 신호의 기준 주파수는 약 31[KHz]이고, 계산된 제어 신호에 따른 PWM 신호의 듀티비는 총 256단계의 분해능을 갖도록 하였다.

2. 궤적 추적 실험

실험은 저속 및 고속 궤적과 실제 응용 작업시 많이 사용되는 원형 궤적을 기준 궤적으로 삼았고, 각각의 궤적 발생식은 다음과 같다.

입력 전처리  $x \rightarrow z$ 는 FLNN의 특성상 함수 확장 모델(func-

표 1. 작업 궤적.

Table 1. The task trajectories.

종류	기준	X축	Y축	위상변경구간
저속	$q_d(t)$	$A \sin(4\pi t/T_1)$	$-A \sin(4\pi t/T_1)$	$0 \leq t < T_1/2$
		$-A \sin(4\pi t/T_1)$	$A \sin(4\pi t/T_1)$	$T_1/2 \leq t < T_1$
고속	$q_d(t)$	$A \sin(8\pi t/T_1)$	$-A \sin(8\pi t/T_1)$	$0 \leq t < T_1/2$
		$-A \sin(8\pi t/T_1)$	$A \sin(8\pi t/T_1)$	$T_1/2 \leq t < T_1$
원형1	$q_d(t)$	$-B \cos(2\pi t/T_2)$	$B \sin(2\pi t/T_2)$	작업시간 8sec
원형2	$q_d(t)$	원형 궤적 1과 동일 단, 주기 $T=8$ , 작업시간 64sec		
파라미터		$A=0.25, B=0.07, T_1=4, T_2=4$		

tional expansion model), 텐서 모델(tensor model), 두 방식을 결합한 모델 등의 3가지 방법[12] 중 여러 번에 걸쳐 실험한 결과, 성능 결과와 계산 시간을 절충한 텐서 모델로 선정하여 은닉층의 뉴런수를 32개로 줄임으로써 2[msec]의 샘플링 시간이 되도록 하였다.

사용된 제어기 파라미터를 정리하면 다음과 같다.

- $K_v = 40, \lambda = 69$  (X axis)
- $K_v = 40, \lambda = 40$  (Y axis)
- 입력 :  $\mathbf{x} = [\dot{q}_a \dot{q}_a q \dot{q}]$
- $\mathbf{z} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_1x_2, x_1x_3, x_1x_4, x_2x_3, \dots, x_1x_2x_3, x_1x_2x_4, \dots, x_1x_2x_3x_4]$ ,  $x_i = 1, 2, 3, 4 \in \mathbf{x}$
- 연결강도 학습 계수 :  $F = 10, \kappa = 0.2$
- 은닉층의 뉴런 수 : 32
- 활성화 함수 유형 :  $\sigma(\mathbf{z}) = 1/(1+e^{-z})$

실험에서는 stick-slip 마찰의 영향이 잘 나타날 수 있도록 테이블이 이동함에 따라 속도와 속도의 방향이 변하는 저속 및 고속의 정현 입력 궤적(그림 5)을 사용하였다. 그리고 제안한 FLNN 제어기와 비교를 위해 사용한 선형 PD 제어기는 동일한 선형 제어기 이득을 사용하였다.

그림 5의 궤적에 대한 PD 제어기와 제안한 FLNN 제어기의 위치 및 속도 추적 결과가 그림 6, 7에 제시하였다. 추적 결과로 알 수 있듯이, PD 제어기의 경우 발생하는 오차가 제안한 FLNN 제어기에 비해 매우 크게 나타난다. 특히 stick-slip 마찰에 많은 영향을 미치는 요소인 속도에 대한 오차 결과를 보면, FLNN 제어기는 PD에 비해 더 작은 영역으로 수렴하고 있음을 알 수 있다. 그리고 주목할만한 점은 제안한 제어기의 속도오차 결과에서 진동이 나타나는 영역이 기준 속도 궤적의 영 교차 지점과 거의 일치하고 있음을 볼 수 있다. 이는 그 영역 주위로 마찰의 비선형 영향이 크게 나타남을 의미하고, 제안한 제어기의 마찰 보상 동작이 수행되고

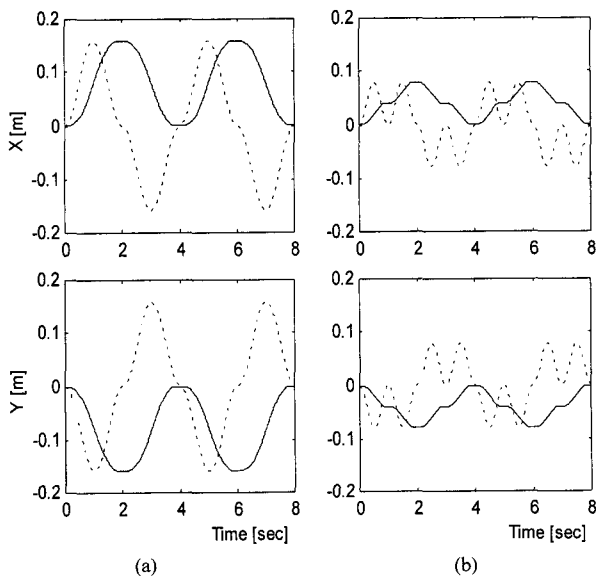


그림 5. 원하는 궤적: (a) 저속 궤적, (b) 고속 궤적(점선: 속도, 실선: 위치).

Fig. 5. The desired trajectories: (a) low speed (dotted line: velocity solid line: position).

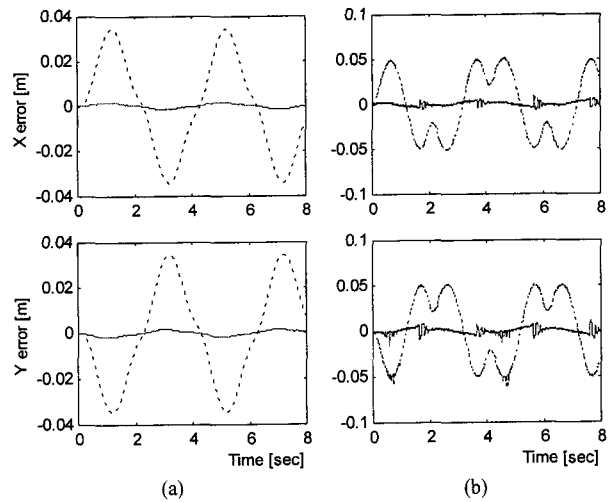


그림 6. 저속 궤적에 대한 결과: (a) 위치 오차, (b) 속도 오차(점선: 선형 PD 제어기, 실선: 신경망 제어기).

Fig. 6. The results of low speed: (a) position error, (b) velocity error(dotted line: the linear PD controller, solid line: the neural-net controller).

있다는 것을 다른 영역에 비해 보다 확연히 관찰할 수 있다. 더욱이 고속 궤적에 대한 FLNN 제어기의 출력을 나타낸 그림 8(b)에서도 그림 7(b)와 동일한 지점에서 출력의 진동이 발생하고 있는 것으로 미루어 제안한 제어기의 마찰 보상 동작이 제대로 이루어지고 있다는 것을 뒷받침하는 결과라 할 수 있다. 또한, 제안한 FLNN 신경망 제어기의 출력이 PD 제어기의 출력을 압도함에 따라 주 제어기의 역할이 선형 PD 제어기에서 FLNN 신경망 제어기로 옮겨가며, 이로 인하여 제안한 제어 구조가 선형 제어기에 FLNN 신경제어기가 부가되었음에도 불구하고 제어 입력의 크기가 PD 제어기와 비교하여 큰 차이가 없게 되었다. 따라서 [19]에서 언급한

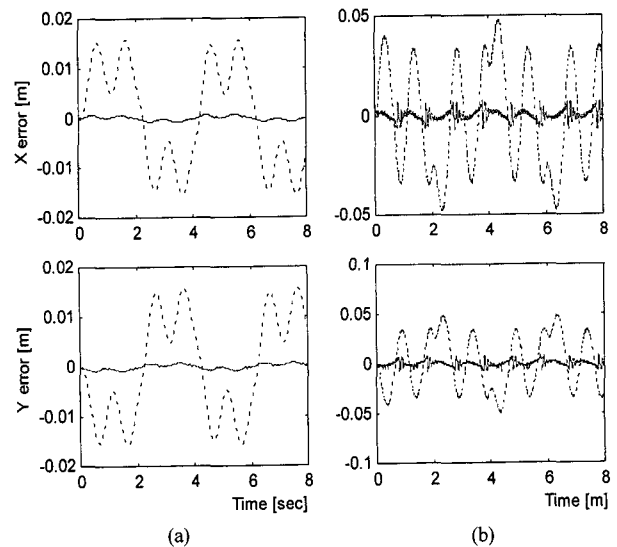


그림 7. 고속 궤적에 대한 결과: (a) 위치 오차, (b) 속도 오차(점선: 선형 PD 제어기, 실선: 신경망 제어기).

Fig. 7. The results of high speed: (a) position error, (b) velocity error(dotted line: the linear PD controller, solid line: the neural-net controller).

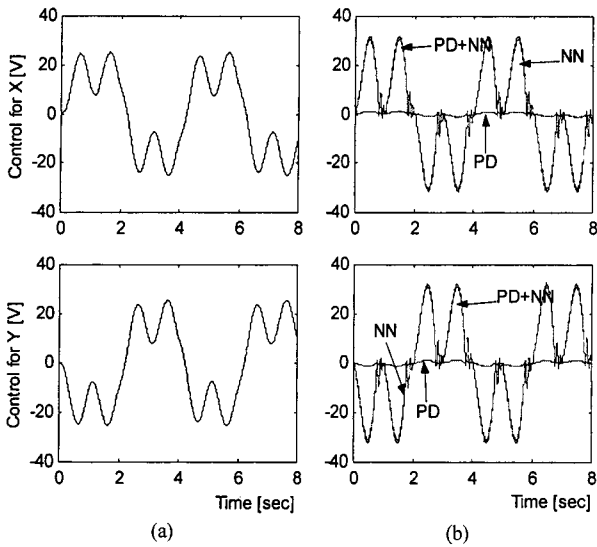


그림 8. (a) PD 제어 입력, (b) 신경망 제어 입력.  
Fig. 8. (a) The PD control input, (b) The neural-net control input.

대로 적절한 비선형 역 동력학의 보상은 선형 제어기만을 사용한 경우에 비해 제어기 출력 크기에 큰 차이가 없다는 것을 입증하는 하나의 실례이고, 성능 대비 에너지 소비의 관점에서 제안한 제어기의 효용성을 확인할 수 있다.

실제 공작물에 대한 작업에서 자주 사용되는 원형 궤적은 정현과 여현 궤적의 조합으로 이루어져 있고, 마찰의 영향에 따라 가공된 공작물의 정밀도가 크게 달라지는 궤적이다. 원형 궤적에 대한 실험에서는 앞의 저속 및 고속 궤적에 대한 실험과 달리 초기 속도오차가 존재하는 상황에서 작업을 시도하여 제안한 제어기와 PD 제어기의 성능을 비교하였다. 그림 9는 지름 14[cm]인 표 1의 원형 궤적 1을 기준 궤적으로 하여 작업 시간 8초로 두 제어기를 적용한 결과 중 오차 궤적만을 직각 좌표계로 도시한 것이다. PD의 경우, 초기 속도오차를 빨리 상쇄시키지 못하고 원점을 기준으로 약

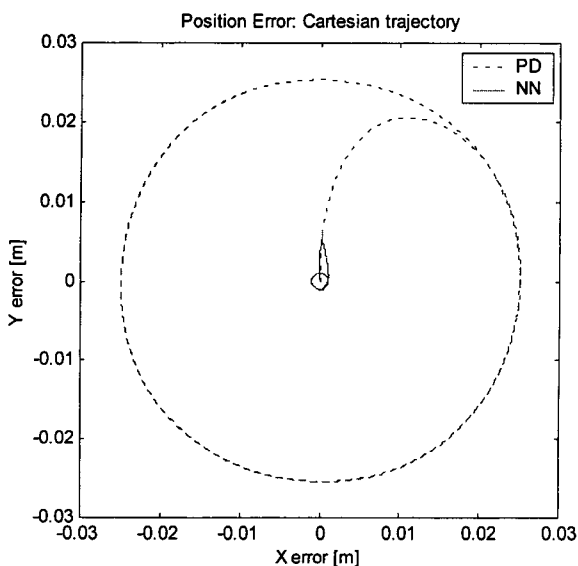


그림 9. 원형 궤적 결과: 오차궤적.  
Fig. 9. The results of circle trajectory: error trajectory.

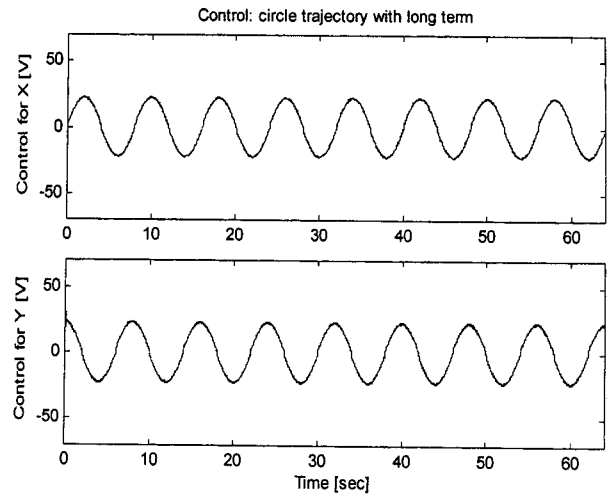


그림 10. 긴 작업시간을 갖는 원 궤적에 대한 제어 입력.  
Fig. 10. The control inputs of circle trajectory with long-term.

(25.4[mm] 정도의 오차 영역에 머물러 있게 되었다. FLNN 제어기의 경우, 초기 속도오차로 인한 과도 상태의 최대 오차가 약 6[mm]까지 발생하였으나 이후 원점을 기준으로 약 1[mm] 정도로 오차 영역이 축소되는 결과를 보였다. 이로써, 제안한 제어기를 사용할 경우 고정밀 공작물 가공시 정밀도를 크게 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

마지막으로 종래의 신경망들은 과도한 학습의 결과로 연결강도가 급격히 증감함에 따라 신경망 자체가 불안정한 상태로 들어갈 수 있으나 제안한 신경망의 경우는 Lyapunov 안정도 이론에 입각하여 설계되었으므로 온라인(on-line) 학습이 계속 이루어지더라도 신경망이 불안정한 상태로 빠지지 않는다. 이를 보이기 위해 앞의 원형 궤적 1의 실험보다 8배의 작업시간을 갖는 원 궤적에 대한 실험의 결과를 제시하였다.

V. 결론

이 논문은 FLNN에 기초한 신경망 제어기를 실제 실험을 통하여 그 성능을 입증하였다. 제안한 방법은 미지의 동력학의 일부로서 나타나는 마찰을 모델에 의한 추정치 아닌 신경망을 통한 함수 근사화 기법으로 추정하여 전체 제어기의 성능을 높였고, 알고리즘이 간단하여 높은 성능을 가지는 컴퓨터가 아니더라도 쉽게 구현할 수 있는 경제적 이점을 가졌다.

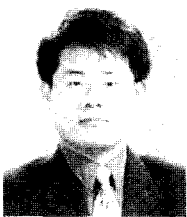
아울러 제안한 제어기는 Lyapunov의 안정도 이론을 통하여 유도한 [11]의 이론적 결과가 실제 실험에서도 잘 반영되어 전체 제어 시스템의 안정도와 성능이 보장되고, 기존의 선형 PD 제어기와 견주어 추적 성능이 매우 우수할 뿐만 아니라 학습 규칙의 온라인 동조(on-line tuning)가 계속적으로 일어나더라도 신경망이 불안정하게 되지 않는다.

제안한 제어 구조는 여기서 다룬 XY 테이블뿐만 아니라 특별한 제어 구조의 변경 없이도 용이하게 기타 제어대상 (머니플레이터, 이동 로봇 등)에 적용할 수 있으며, 특히 고정밀 운동을 다루는 제어 시스템에서 그 성능이 발휘될 수 있는 충분한 잠재력을 가진다.

참고문헌

- [1] B. Armstrong-Helouvry, P. Dupont, and C. Canudas de 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, Jul., 1994.
- [2] H. Olsson, K. J. Astrom, C. Canudas de Wit, M. Gafvert, and P. Lischinsky, "Friction models and friction ompensation," <http://www.control.lth.se/~kja/friction.pdf>, 1997.
- [3] H. Olsson and K. J. Astrom, "Friction generated limit cycles," *IEEE Trans. Contr. Sys. Tech.*, vol. 9, no. 4, pp. 629-636, Jul., 2001.
- [4] K. K. Tan, T. H. Lee, S. N. Huang, and X. Jiang, "Friction modeling and adaptive compensation using a relay feedback approach," *IEEE Trans. Ind. Electr.*, vol. 48, no. 1, pp. 169-176, 2001.
- [5] W. Li and X. Cheng, "Adaptive high precision control of positioning tables-theory and experiments," *IEEE Trans. Ctrl. Sys. Tech.*, vol. 2, no. 3, pp. 265-270, Sept., 1994.
- [6] C. Canudas de Wit, K. J. Astrom, and K. Braun, "Adaptive friction compensation in DC-motor drives," *IEEE J. Robot. Automat.*, vol. 3, no. 6, pp. 681-685, 1987.
- [7] C.G. Baril and P.-O. Gutman, "Performance enhancing adaptive friction compensation for uncertain systems," *IEEE Trans. Contr. Sys. Tech.*, vol. 5, no. 5, pp. 466-479, 1997.
- [8] S. Cetinkunt and D. Donmez, "CMAC learning controller for servo control of high precision machine tools," *Proc. Amer. Contr. Conf.*, pp. 1976-1979, San Francisco, 1993.
- [9] S.-W. Lee and J.-H. Kim, "CMAC network-based robust controller for systems with friction," *IEEE Conf. Dec. & Contr.*, pp. 2938-2939, New Orleans, Dec., 1995.
- [10] 손경오, 국태용, "학습제어기를 이용한 X-Y Table의 마찰보상," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제6권, 제3호, pp. 248-255, 3, 2000.
- [11] Y. H. Kim and F. L. Lewis, "Reinforcement adaptive learning neural-net-based friction compensation control for high speed and precision," *IEEE Trans. Contr. Sys. Tech.*, vol. 8, no. 1, pp. 118-126, Jan., 2000.
- [12] Y.-H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Reading, MA: Addison-Wesley, New York, 1989
- [13] S. Jagannathan and F. L. Lewis, "Discrete-time neural net controller for a class of nonlinear dynamical systems," *IEEE Trans. Automat. Control*, vol. 41, no. 11, pp. 1693-1699, 1996.
- [14] M. M. Polycarpou, "Stable adaptive neural control of scheme for nonlinear systems," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 41, no. 3, pp. 447-451, 1996.
- [15] F. L. Lewis, A. Yesildirek, and K. Liu, "Multi-layer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 7, no. 2, pp. 388-399, 1996.
- [16] S.-W. Lee and J.-H. Kim, "Robust adaptive stick-slip friction compensation," *IEEE Trans. Ind. Electr.*, vol. 42, no. 5, pp. 474-479, 1995.
- [17] B. C. Kuo and J. Tal ed., "DC motors and control systems," *Incremental motion control*, vol. 1, SRL Pub. Com., 1978.
- [18] T. Kenjo, *Electric motors and their controls*, Oxford Univ. Press, 1991.
- [19] F. L. Lewis, C. T. Abdallah, and D. M. Dawson, *Control of Robot Manipulators*, MacMillan, New York, 1993.

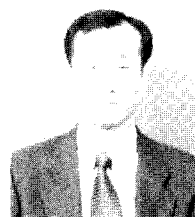
정재욱



1989년 성균관대학교 전자공학과(공학사). 1991년 성균관대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1998년 성균관대학교 대학원 전자공학과(공학박사). 1991년~1993년 삼성종합기술원 연구원. 1998년~현재 안산공과대학

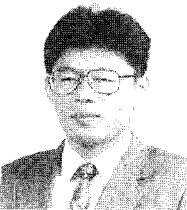
전자통신과 조교수. 관심분야는 지능제어, 로봇틱스, 마이크로프로세서 응용.

김영호



1983년 육군사관학교 물리학과(이학사). 1988년 미국 Central Florida 대학교 전기공학과(공학석사). 1997년 미국 Texas 주립대(Arlington) 전기공학과(공학박사). 1994년~1997년 Texas 주립대 Automation and Robotics Research Institute 연구조교. 2000년~현재 한국국방연구원 무기체계연구센터 연구위원. 관심분야는 최적제어 및 적응제어, 지능제어 이론 및 응용, 로봇틱스, 비선형 시스템 제어기 설계, 위성체 및 비행체 자세제어, 미사일 유도제어, 마이크로프로세서 및 DSP를 이용한 실시간 제어기 설계, Command Control Communication Computer Intelligence (C4I) 등.

국태용



1988년 서울대학교 제어계측공학과(공학사). 1990년 포항공대 대학원 전자전기공학과(공학석사). 1993년 포항공대 대학원 전자전기공학과(공학박사). 1993년 삼성항공 정밀기기 연구소 주임연구원. 1993년~1995년

목포대학교 전기공학과 전임강사. 1995년~현재 성균관대학교 전기전자컴퓨터공학부 부교수. 관심분야는 지능제어, 로봇틱스, Dynamic Simulator 등.