

## XY 테이블의 신경망제어

### Neuro-controller for a XY positioning table

장준오

Jun Oh Jang

위덕대학교 컴퓨터멀티미디어공학부

Uiduk Univ., Division of Computer and Multimedia Engineering

#### 요약

신경회로망을 이용한 XY 테이블의 비선형 보상기법을 제안한다. 제안된 신경망 제어기는 시스템의 비선형 성분에 의한 성능저하를 보상하는 신경회로망과 시스템의 안정화를 위한 비례미분(PD) 제어기로 구성된다. 신경망 보상 구조가 적응적이고 추적오차와 파라미터 추정치가 유계가 되는 신경망 파라미터 동조알고리즘과 안정도 증명을 제시한다. 신경망 제어기를 위치 테이블에 실험함으로써 비선형 성분에 의한 성능저하를 줄이는 효과를 보여준다.

#### Abstract

This paper presents control designs using neural networks (NN) for a XY positioning table. The proposed neuro-controller is composed of an outer PD tracking loop for stabilization of the fast flexible-mode dynamics and an NN inner loop used to compensate for the system nonlinearities. A tuning algorithm is given for the NN weights, so that the NN compensation scheme becomes adaptive, guaranteeing small tracking errors and bounded weight estimates. Formal nonlinear stability proofs are given to show that the tracking error is small. The proposed neuro-controller is implemented and tested on an IBM PC-based XY positioning table, and is applicable to many precision XY tables. The algorithm, simulation, and experimental results are described. The experimental results are shown to be superior to those of conventional control.

**Key words** : Neural Network, XY positioning table, Neuro-controller, System nonlinearity, Tracking error bound.

## 1. 서론

크레인기구, 로봇 매니퓰레이터, XY 위치테이블 같은 기계적 장치는 고정밀 제어를 필요로 한다 [1,2,3]. 이 장치들의 성능은 데드존, 마찰, 백래쉬 등에 의해 저하된다. 특히, 정밀한 위치, 즉 미세한 변위 제어는 정밀 장치시스템 설계의 어려운 문제점이다. 비선형 구동기의 비분석적 성질과 파라미터의 부정확성은 시스템 설계자에게 상당한 어려움을 준다. 비선형 효과에 의한 문제를 풀기 위한 여러 가지 제어전략이 제시되었다. 그중에 Lee 와 Tomizuka [4]는 고정밀 위치 시스템의 건설 모션제어기를 제안하였다. 이축 제어를 위한 상호 제어기법이 Srinivasan 과 Kulkarni에 의해 제시되었다 [5]. 적응 고정밀 위치 제어기법과 실험에 대한 결과도 발표되었다[6].

최근에 비선형 시스템의 제어기를 설계할 때 근사화된 모델을 이용하여 제어기를 설계하는 기존의 방법과는 달리 학습에 의해 비선형 시스템을 다루는 신경제어 방식이 여러 분야에 응용 되고 있다. 이는 신경회로망에 내재된 뉴런에 의해 병렬 분산처리, 비선형 함수의 학습, 환경변화에 대한 적응성을 가능케 함으로서 비선형 시스템을 제어하는 새로운

접근방식으로 인식되고 있다. 예를 들면 Narendra 와 Parthasarathy [7]는 비선형 시스템의 제어와 식별에 신경망의 효과적인 사용을 입증하였다. Lightbody 와 Irwin [8]은 화학공정과 미사일 제어 시스템에 선형제어기와 신경망을 병렬로 사용하여 모델 추종 적응제어기법을 제안하였다. 또한, Kawato 등 [9]은 선형제어기와 오차 궤환 학습 신경회로망을 로봇제어에 적용하여 기존 선형제어기 보다 향상된 실험 결과를 발표하였다. Lewis 등[10]은 로봇제어에 향상된 추적 성능이 보장되는 신경망 제어방식을 발표하였다. Cui 와 Shin [11]은 다중 로봇에 신경망을 사용하여 제어와 조정 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 XY 테이블의 신경망 제어기법을 제안한다. 증명과 함께 제어기 설계 절차가 주어지며, 비선형 마찰력 보상을 위한 신경회로망과 시스템 안정화를 위한 비례미분(PD) 추적제어기로 이루어진다. 추적오차 방정식의 분석으로부터 추적오차의 실제적인 유계(bound)를 얻을 수 있고, XY 위치테이블에 제안한 신경망 제어기를 모의실험 및 실험함으로써 시스템 비선형 성분에 의한 해로운 영향을 줄이는 효과를 보여줄 것이다.

## 2. XY 위치 테이블

XY 위치 테이블은 각축의 서보 시스템이 부착된 기계 구조물로 구성되며 각 축은 서로 독립적으로 구동된다 [12]. XY 테이블의 개략도와 제어구조는 그림 1과 같다.

접수일자 : 2003년 11월 14일

완료일자 : 2004년 4월 19일

감사의 글 : 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R05-2003-000-11047-0) 지원으로 수행되었음.

XY 테이블의 동력학은

$$J_j \ddot{q}_j + B_j \dot{q}_j + T_{jf} + T_d = T_j \quad j=1,2 \quad (1)$$

로 표현 가능하고,  $q(t)$  는 위치이고,  $J$  는 관성,  $B$  는 점성 마찰,  $T_f$  는 비선형 마찰,  $T_d$  는 미지의 외란이고,  $T$  는 시스템 입력이다. 알려진 정수  $\tau_d$  에 대해서  $|T_d| < \tau_d$  라 가정한다. 비선형 마찰력 [13, 14] 은

$$T_{jf} = \alpha_0 \operatorname{sgn}(\dot{q}_j) + \alpha_1 e^{-\alpha_2 |\dot{q}_j|} \operatorname{sgn}(\dot{q}_j), \quad j=1,2 \quad (2)$$

로 표현된다. 여기서  $\alpha_i > 0$  이다. 두 번째 비선형 요소  $\alpha_1 e^{-\alpha_2 |\dot{q}_j|} \operatorname{sgn}(\dot{q}_j)$  의 형태는 알 수 없다. 다만 신경회로망과 같은 비선형 소자로서 이러한 비선형 특성을 학습하여 제어기로 사용 가능하므로 다음절에서 다룬다.

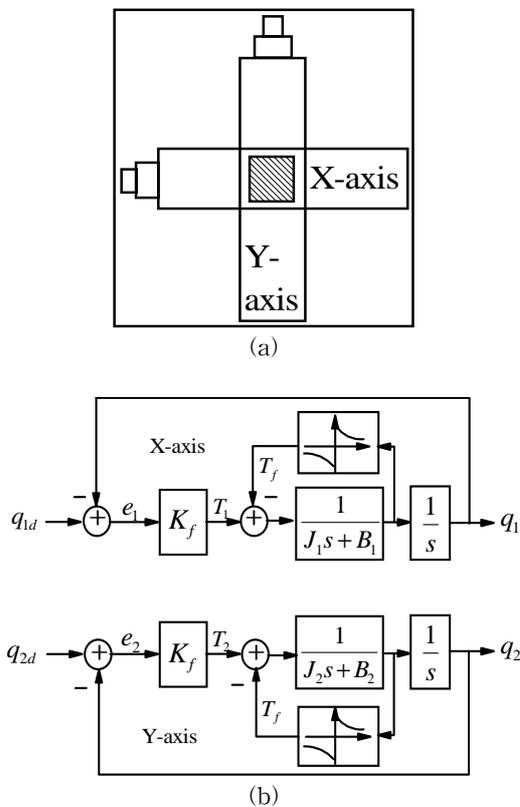


그림 1. XY 테이블 (a) 개략도 (b) 제어구조  
Fig. 1. XY positioning table (a) layout and (b) control structure.

### 3. XY 테이블의 신경망제어기

이 장에서는 XY 테이블의 추적오차와 내부 상태가 유계되는 신경망제어기의 설계과정을 보여준다. 시스템의 X축(Y축) 다이내믹스를 다시 쓰면

$$J \dot{q} + B \dot{q} + T_f + T_d = T \quad (3)$$

이다. 원하는 신호를  $q_d$  라 하면, 추적 오차는  $e = q_d - q$ , 필터된 추적오차는

$$r = \dot{e} + \Lambda e \quad (4)$$

이다. 여기서  $\Lambda$ 는 양한정 설계변수이다. 필터된 추적오차  $r(t)$ 가 유계되면  $e(t)$ 는 유계(bound)되고, 식(4)는 안정된 시스템이 된다.

(4)식을 미분하고 (3)식을 이용하여 시스템의 다이내믹스는 필터된 추적오차로 쓸 수 있다.

$$J \dot{r} = -Br - T_f + T_d \quad (5)$$

여기서 비선형 플랜트 함수  $f$  는

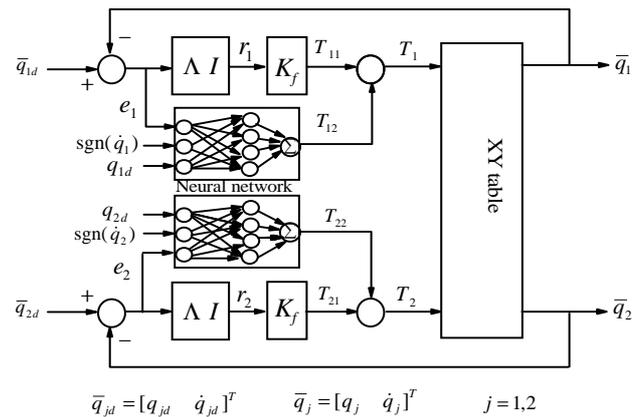
$$f(x) = J(\ddot{q}_d + \Lambda \dot{e}) + B(\dot{q}_d + \Lambda e) + T_f \quad (6)$$

가 된다. 벡터  $x$  를 포함한 모든 시간신호는  $f(\cdot)$  계산시 필요로 하고, 이를테면  $x \equiv [e \quad \dot{e} \quad \dot{x}_d \quad \ddot{x}_d]^T$  처럼 정의의 내릴 수 있다. 함수  $f(x)$  는 모든 식별할 수 없는 함수를 잠재적으로 포함하고 있다. 식(5)에서  $J, B$  를 제외한 나머지는 뒤에 안정성 증명에서 상쇄된다.

각 축의 추적제어기를 설계하면

$$T_j = T_{j1} + T_{j2} = K_{jf} r_j + T_{j2} \quad j=1,2 \quad (7)$$

가 된다. 여기서  $T_{j2}$  는  $f$  의 추정치이고, 선형제어기  $K_{jf} > 0$  이다. 전체적인 제어구조는 그림 2에서 보여진다.



$$\bar{q}_{jd} = [q_{jd} \quad \dot{q}_{jd}]^T \quad \bar{q}_j = [q_j \quad \dot{q}_j]^T \quad j=1,2$$

그림 2. 제한한 XY 테이블의 신경망제어기.

Fig. 2. Proposed neuro-control structure of XY positioning table.

(7)을 (5)에 대입하여 계산하면 폐루프 오차 다이내믹스는

$$J_j \dot{r}_j = -(K_{jf} + B_j)r_j + \tilde{f} + T_{jd}, \quad j=1,2 \quad (8)$$

이다. 여기서 비선형 함수의 추정오차  $\tilde{f} = f_j - T_{j2}$  로 주어진다.

식 (8)은 추적오차가 함수추정오차에 의해 구동되는 오차 시스템이다. 여기서 신경망이 비선형 함수  $f_j$  를 근사화 하는 신경망 학습 알고리즘 개발이 필요하게 된다.

그림 3의 삼층 신경회로망의 출력은

$$T_{j2} = \sum_{k=1}^4 [w_{mj} \cdot \sigma(\sum_{l=1}^4 v_{lm} \cdot x_l + v_{0m}) + w_{oj}], \quad j=1,2 \quad (9)$$

이다. 여기서  $\sigma(\cdot)$ 는 활성화함수,  $v_{lm}$ 은 입력층에서 중간층사이의 가중치  $w_{oj}$ 는 중간층에서 출력층 사이의 가중치이

다. 신경망 가중치를 다음 벡터형태로 쓰면

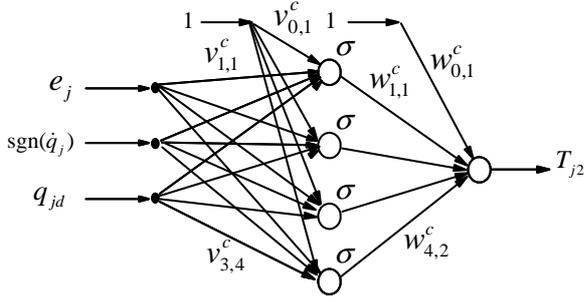


그림 3. 신경회로망 구조  
Fig. 3. Structure of the NN.

$\widehat{W} = [w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,4}]^T$ ,  
 $\sigma(\cdot) = [\sigma_1(\cdot), \sigma_2(\cdot), \sigma_3(\cdot), \dots, \sigma_4(\cdot)]^T$ ,  
 $\sigma_i(\cdot) = \sigma(\cdot)$  이고, 행렬은  $\widehat{V} = [V_{lm}]^T$  이다. 그러면

$$T_{j2} = \widehat{W}^T \sigma(\widehat{V}^T x), \quad j=1,2 \quad (10)$$

가 된다.

일반적인 함수  $f$ 는 신경망으로 근사화 가능하다. 따라서

$$f = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon \quad (11)$$

이고  $W$ 와  $V$ 는 각각 가중치  $\widehat{W}$ 과  $\widehat{V}$ 의 이상적인 값이고,  $\varepsilon$ 는 신경망 구조에 기인하는 오차이고 상수  $\varepsilon_N$ 에 의해 유계된다 [15, 16]. 여기서 이상적인 신경망 가중치는 상수로 유계된다고 가정한다. 즉,  $\|W\| < W_M$ ,  $\|V\| < V_M$  이고  $\|\cdot\|$ 는 노름(norm)이다. 파라미터 추정오차는

$$\widetilde{W} = W - \widehat{W}, \quad \widetilde{V} = V - \widehat{V} \quad (12)$$

로 정의하고,  $x$ 에 대한 중간층 출력 오차는

$$\widetilde{\sigma} = \sigma - \widehat{\sigma} = \sigma(V^T x) - \sigma(\widehat{V}^T x) \quad (13)$$

이다. 중간층 출력을 테일러 급수(Taylor series)로 전개하면

$$\sigma(V^T x) = \sigma(\widehat{V}^T x) + \dot{\sigma}(\widehat{V}^T x) \widetilde{V}^T x + O(\widetilde{V}^T x) \quad (14)$$

이다. 여기서  $\dot{\sigma}(\widehat{z}) = \frac{d\sigma(z)}{dz} \Big|_{z=\widehat{z}}$  이고  $O(\cdot)$ 는 고차 항들의 합이다. 여기서  $\widehat{\sigma} = \dot{\sigma}(\widehat{V}^T x)$ 로 정의하면

$$\widetilde{\sigma} = \dot{\sigma}(\widehat{V}^T x) \widetilde{V}^T x + O(\widetilde{V}^T x) = \widehat{\sigma} \widetilde{V}^T x + O(\widetilde{V}^T x) \quad (15)$$

가 된다. 식 (11)의 신경망 함수 추정치를 다시 쓰면

$$T_{j2} = \widehat{W}^T \sigma(\widehat{V}^T x), \quad j=1,2 \quad (16)$$

이고,  $\widehat{W}$ 와  $\widehat{V}$ 는 이상적인 가중치  $W$ 와  $V$ 의 현재 추정값으로 학습알고리즘에 의해 갱신된다.

각축의 시스템 방정식은 (7)과 (16)식을 제어입력으로 설정하면

$$T = K_f r + \widehat{W}^T \sigma(\widehat{V}^T x) \quad (17)$$

가 된다. 식 (11)과 (17)을 대입하면 추적오차 방정식은

$$\dot{J}r = -(K_f + B)r + W^T \sigma(\widehat{V}^T x) - \widehat{W}^T \sigma(\widehat{V}^T x) + \varepsilon + T_d \quad (18)$$

이다.  $W^T \widehat{\sigma}$ 를 가감하면

$$\dot{J}r = -(K_f + B)r + \widetilde{W}^T \widehat{\sigma} - \widehat{W}^T \widetilde{\sigma} + \varepsilon + T_d \quad (19)$$

이다.  $\widehat{W}^T \widetilde{\sigma}$ 를 가감하면

$$\dot{J}r = -(K_f + B)r + \widetilde{W}^T \widehat{\sigma} + \widetilde{W}^T \widetilde{\sigma} + \widetilde{W}^T \widetilde{\sigma} + \varepsilon + T_d \quad (20)$$

이다.  $\widetilde{\sigma}$ 에 대한 테일러 급수를 대입하면 추적오차 방정식은

$$\dot{J}r = -(K_f + B)r + \widetilde{W}^T \widehat{\sigma} + \widetilde{W}^T \widetilde{\sigma} \widetilde{V}^T x + \delta + \varepsilon + T_d \quad (21)$$

이고

$$\delta = \widetilde{W}^T \widehat{\sigma} \widetilde{V}^T x + W^T O(\widetilde{V}^T x) \quad (22)$$

이다. 추적오차 방정식에서 고차항  $\delta$ 는 상수  $\delta_N$ 에 의해 한정된다. 즉  $|\delta| < \delta_N$ 이다. 식 (21)을 살펴보면 신경회로망 구조에 의한 오차  $\varepsilon$ 과 시스템으로 들어오는 외란  $T_d$ 와 고차항  $\delta$ 는 오차방정식에서 외란으로 작용함을 볼 수 있다. 페루프 시스템의 추적성능을 향상시키기 위하여 추적오차가 유계되게 하는 신경회로망 학습법칙이 필요함을 알 수 있다.

다음 정리는 추적오차의 범위에 관한 내용이다.

정리 1 : 기준신호가 유계이고 식(3)으로 표현되는 시스템에서, 추적제어기를 (17)로 하고 신경망 가중치 갱신규칙을

$$\dot{\widehat{W}} = \widehat{\sigma} r \quad (23)$$

$$\dot{\widehat{V}} = x(\widehat{\sigma} \widehat{W} r)^T \quad (24)$$

로 하면 추적오차의 실제적인 유계

$$|r| \leq \frac{\delta_N + \varepsilon_N + \tau_d}{K_f + B} \quad (25)$$

를 가진다.

증명 : 오차 다이내믹스 (8)의 리아프노프 함수(Lyapunov function)를 정의하면

$$L = \frac{1}{2} J r^2 + \frac{1}{2} \widetilde{W}^T \widetilde{W} + \frac{1}{2} \text{tr}(\widetilde{V}^T \widetilde{V}). \quad (26)$$

가 되고, 식 (26)를 미분하면

$$\dot{L} = J \dot{r} r + \frac{1}{2} J r^2 + \widetilde{W}^T \dot{\widetilde{W}} + \widetilde{V}^T \dot{\widetilde{V}} \quad (27)$$

이다. 따라서 (21)식을 대입하면

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -(K_f + B)r^2 + \frac{1}{2} J r^2 \\ & + \widetilde{W}^T (\widetilde{W} + \widehat{\sigma} r) + \text{tr}[\widetilde{V}^T (\widetilde{V} + x r \widehat{W}^T \widehat{\sigma})] + r(\delta + \varepsilon + T_d) \end{aligned} \quad (28)$$

가 된다. 여기서  $\dot{\widetilde{W}} = -\widetilde{W}$  이고, 동조알고리즘 (23)-(24), 가정  $|\dot{J}| = 0$  를 대입하면

$$\dot{L} = -(K_f + B)r^2 + |r|(\delta + \varepsilon + T_d) \quad (29)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -(K_f + B)r^2 + |r|(\delta_N + \varepsilon_N + \tau_d) \\ = & -|r|[(K_f + B)|r| - (\delta_N + \varepsilon_N + \tau_d)] \end{aligned} \quad (30)$$

가 된다. 이것은 팔호 항이 양이면 전체는 음이 된다. 이러한 조건을 만족하기 위해 완전제곱에서  $L$  이 식(31)을 만족하면 전체적으로 음이 된다.

$$|r| > \frac{\delta_N + \varepsilon_N + \tau_d}{(K_f + B)} \quad (31)$$

리아프노프 정리에 따라서, 오차가 (31)식의 오른쪽 항보다 크면 추적 오차는 감소한다(그림4). 이는 식(32)에서 실질적으로 추적 오차가 유계됨을 의미한다.

$$|r| \leq \frac{\delta_N + \varepsilon_N + \tau_d}{(K_f + B)} \quad (32)$$

또한 신경망 구조에 기인하는 오차  $\varepsilon$ , 외란  $T_d$ , 고차항  $\delta$  는 추적오차  $|r|$ 를 증가시킴을 볼 수 있다. 그러나 추적 오차는 신경망 구조의 선택에 의해  $\varepsilon_N$ , 신경망 학습에 의해  $\delta_N$ 를 줄일 수 있다. PD 제어기에서,  $K_f$ 는 PD 제어기 설계에 의해 결정되고, 크기도 마음대로 늘릴 수 없다. 하지만, PD 제어기가 전체 시스템의 안정성을 유지하는 범위 내에서  $K_f$ 의 증가는 추적오차의 범위를 감소시킬 수 있다.

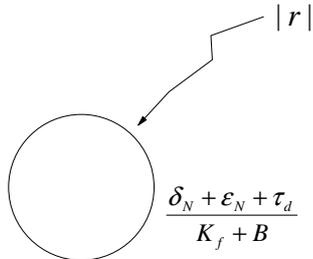


그림 4. 추적오차의 범위  
Fig. 4. Bound on tracking error.

#### 4. 시뮬레이션 및 실험

컴퓨터 시뮬레이션과 실험으로 XY 테이블의 신경망 제어기의 유효성을 설명한다 [17]. 실험에 관한 구조는 그림 5에 보여진다. 위치테이블의 Y축은 X축 위에 위치한다. XY 위치 테이블의 구동기는 DC모터 두개이다. 각각 모터는 같은 서보제어기에 의해 독립적으로 제어된다. 불나사 못은 모터에 연결하며 테이블이 움직일 수 있게 하고 IBM PC는 A/D와 D/A변환기를 통해 XY 위치 테이블을 연결한다. 주 제어 알고리즘은 486DX-66 마이크로프로세서가 장착된 IBM PC를 경유하는 100Hz 샘플링 비로 실행한다. 제안된 알고리즘은 C언어로 쓴다.

XY 위치 테이블의 파라미터는 X축 Y축 각각

$$J_1 = 0.00143[kg \cdot m^2] \text{ and } B_1 = 0.945[N \cdot m]$$

$$J_2 = 0.00135[kg \cdot m^2] \text{ and } B_2 = 0.927[N \cdot m] \quad (33)$$

이다. XY 위치 테이블의 이동 가능한 범위는 25[cm]이다. 먼저, XY 위치테이블에서 PD 제어기를 이용하여 시뮬레이션 한다. 원하는 궤도는

$$q_{1d}(t) = \begin{cases} 2 & 0 < t \leq 1 \\ 2 \cos \frac{\pi(t-1)}{2} & 1 < t \leq 5 \\ 2 & 5 < t < 6 \end{cases}$$

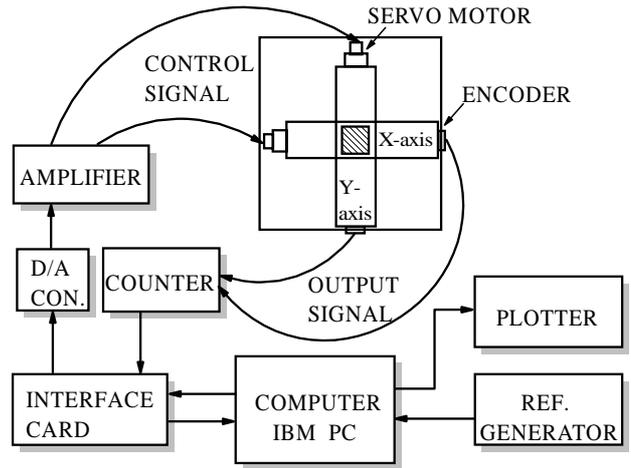


그림 5. 실험장치  
Fig. 5. Experimental setup.

$$q_{2d}(t) = \begin{cases} 2 & 0 < t \leq 1 \\ 2 \sin \frac{\pi(t-1)}{2} & 1 < t \leq 5 \\ 2 & 5 < t < 6 \end{cases} \quad (34)$$

이다. X축에 대해서 마찰은  $a_0 = 0.06$  과  $a_1 = 0.01$ ,  $a_2 = 3.0$  이고 Y축에 대해서  $a_0 = 0.062$ ,  $a_1 = 0.011$ ,  $a_2 = 3.0$  로 한다. 이것들은 실제로 XY 위치 테이블에서 실행하기 위해 근사적으로 측정된 값이다. 그림 6(a)의 궤도 (i)에서 비선형 마찰력에 의해 성능이 저하됨을 볼 수 있다. 따라서 비선형 마찰 효과를 보상하기 위해서 신경망 제어기를 이용한다. XY 위치 테이블의 신경망제어기에 의한 결과는 그림 6(a)의 궤도 (ii)에서 보여 진다. 각 축의 궤적도 그림 6(b)에서 볼 수 있다. 실험 결과는 그림 7에서 보여진다. 실험 및 시뮬레이션 결과가 유사함을 볼 수 있다. 이는 제안된 방법이 궤적과 궤도응답 비교에서 PD 제어기보다 개선되었음을 보여준다.

아래와 같이 변형시킨 원에도 모의실험 및 실험을 행하였다.

$$q_{1d}(t) = \begin{cases} 2.4 & 0 < t \leq 1 \\ 2 \cos \left[ \frac{\pi(t-1)}{2} \right] + \frac{2}{5} \left[ \cos \frac{5\pi(t-1)}{2} \right] & 1 < t \leq 5 \\ 2.4 & 5 < t < 6 \end{cases}$$

$$q_{2d}(t) = \begin{cases} 0 & 0 < t \leq 1 \\ 2 \sin \left[ \frac{\pi(t-1)}{2} \right] + \frac{2}{5} \left[ \sin \frac{5\pi(t-1)}{2} \right] & 1 < t \leq 5 \\ 0 & 5 < t < 6 \end{cases} \quad (35)$$

그림 8의 실험에는 변형된 원의 결과를 보여준다. 보상이 없는 PD 제어기의 궤적은 마찰력 효과 때문에 원하는 궤도와는 차이가 있음을 알 수 있다. 그렇지만 제안된 방법의 궤도는 원하는 궤도를 거의 가까이 추적하므로, 이는 제안된 방법이 비선형 효과를 보상했음을 의미한다. 제안된 신경망 제어기의 결과는 원하는 궤도 점선을 근접하게 추적한다 점에서 PD 제어기보다 신경망제어기 방법이 우수하다고 판정 내릴 수 있다.

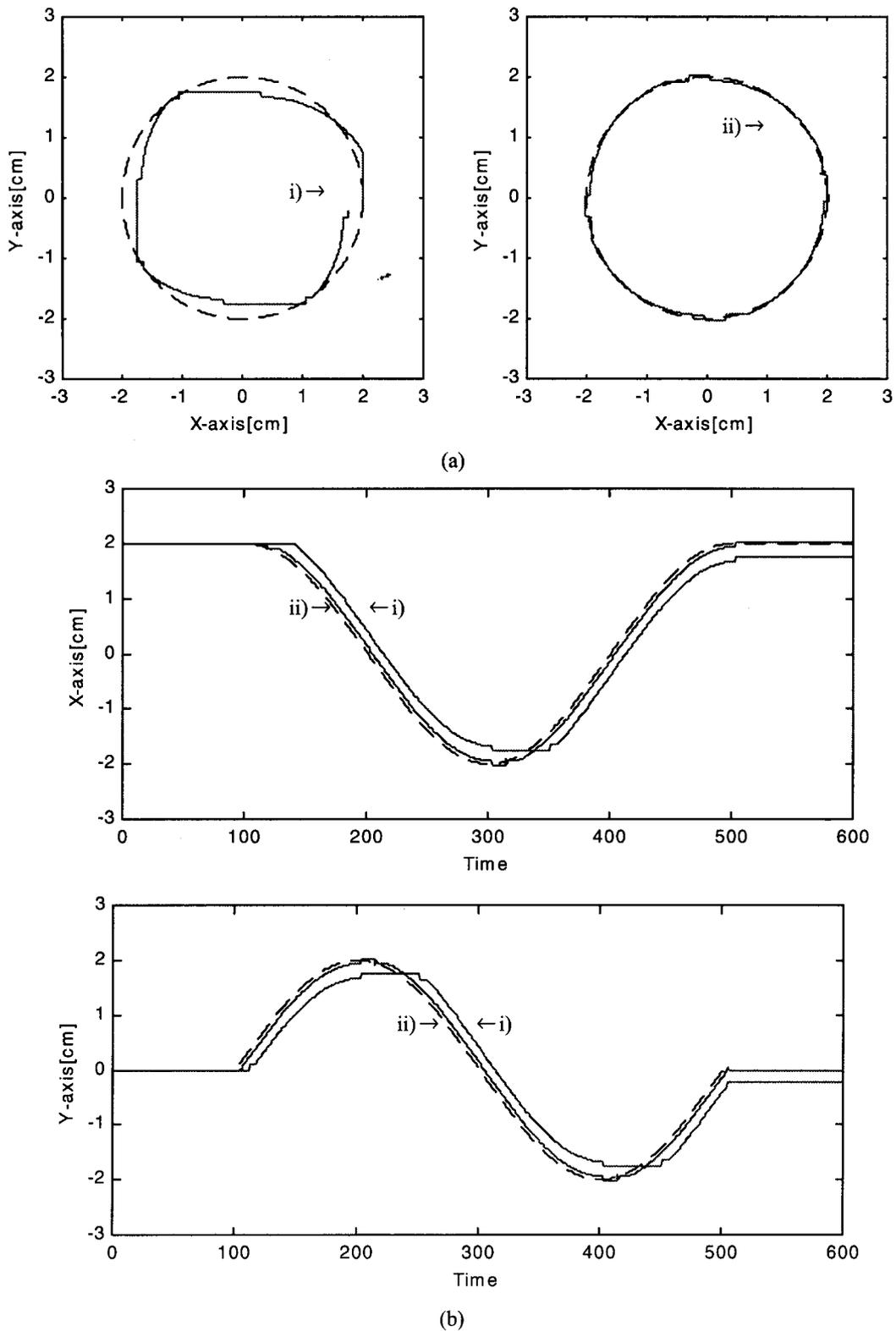


그림 6. 시뮬레이션-원, (a) 궤도, (b) 궤적. (점선: 기준값, i) PD 제어기, ii) 신경망제어기)  
 Fig. 6. Simulation results for the circle (a) locus and (b) trajectory.  
 (dotted line: desired, i) PD controller, ii) neuro-controller)

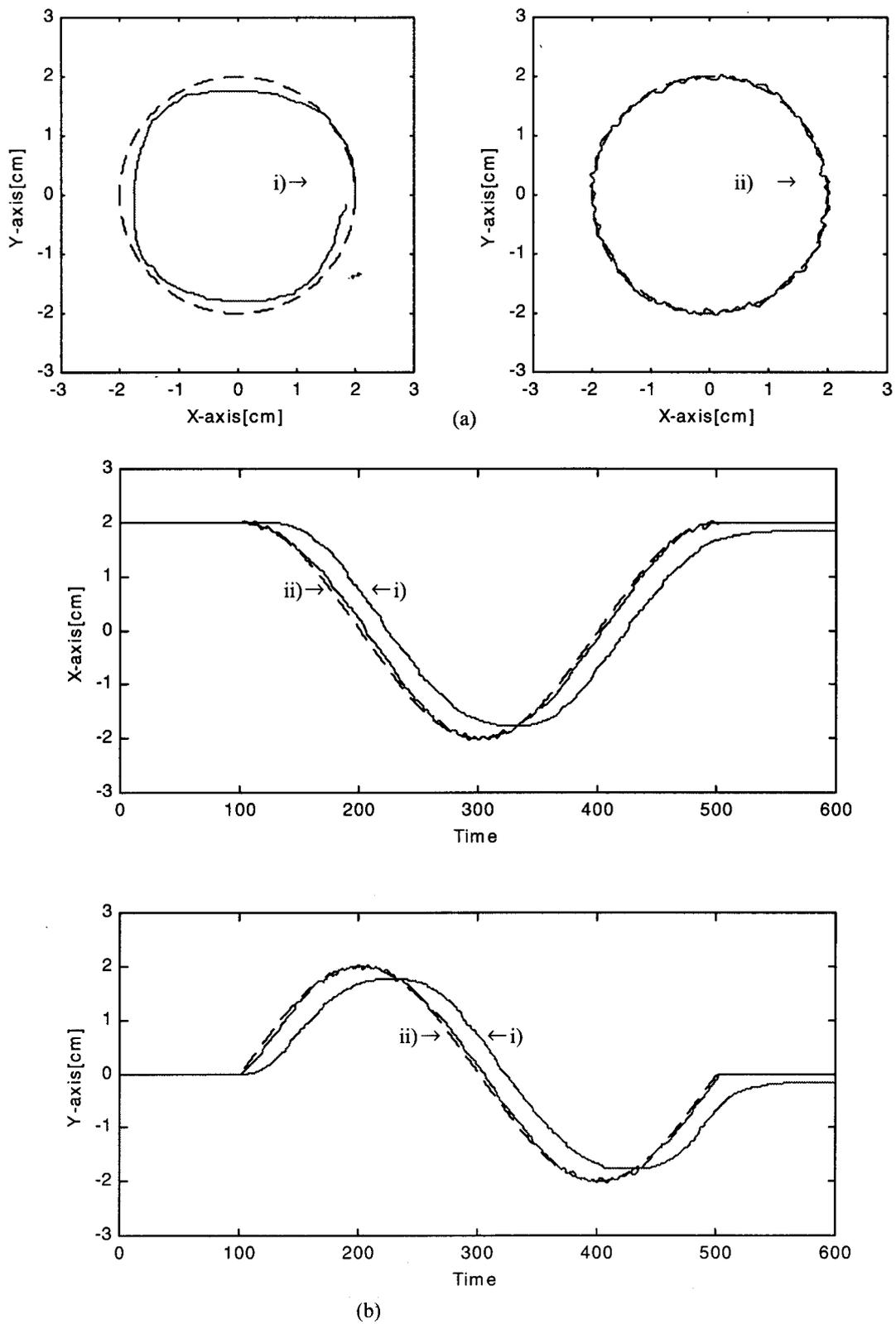


그림 7. 실험결과-원, (a) 궤도 (b) 궤적. (점선: 기준값, i) PD 제어기, ii) 신경망제어기)  
 Fig. 7. Experimental results for the circle (a) locus and (b) trajectory.  
 (dotted line: desired, i) PD controller, ii) neuro-controller)

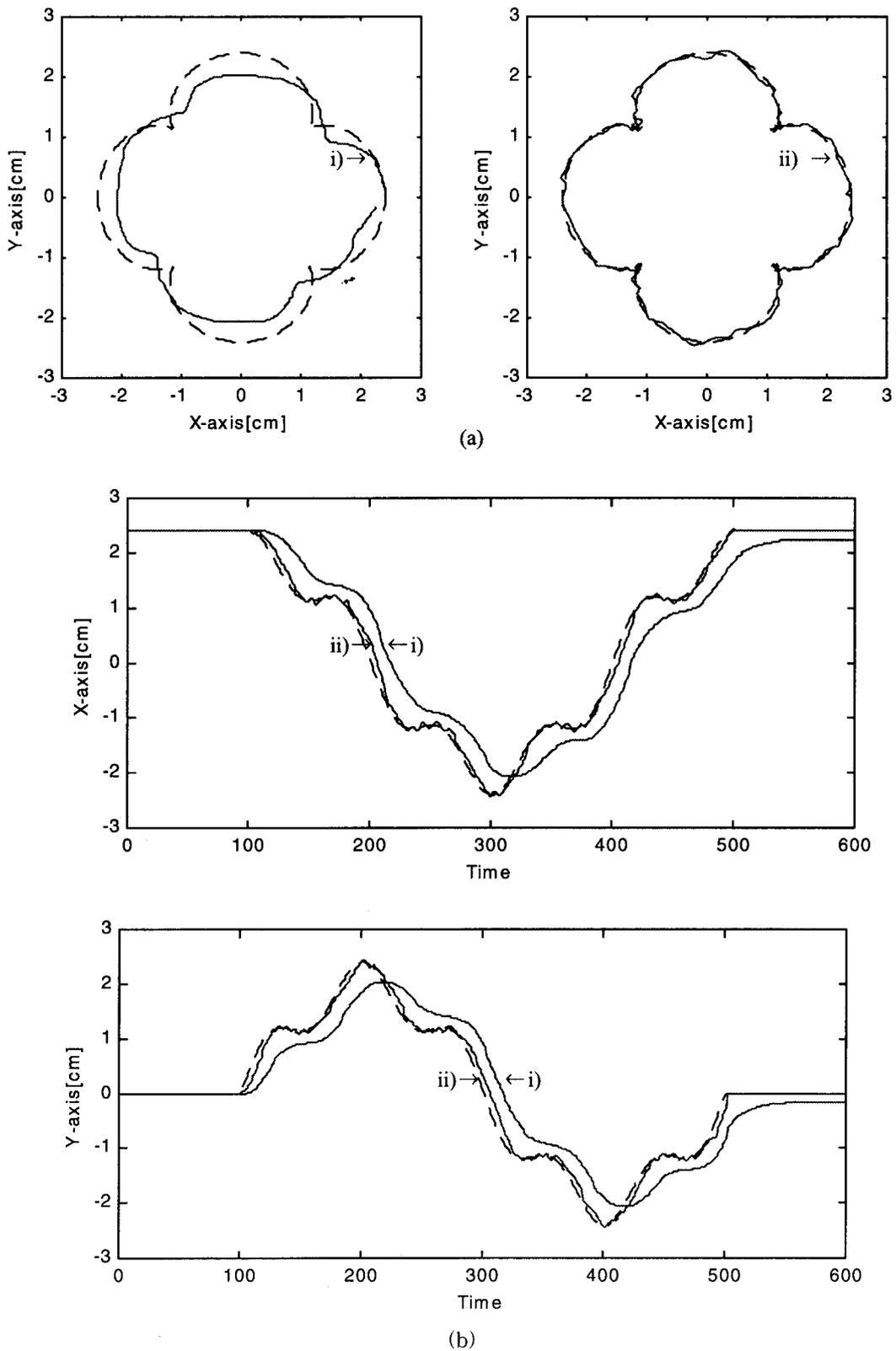


그림 8. 실험결과-변형된 원, (a) 궤도 (b) 궤적. (점선: 기준값, i) PD 제어기, ii) 신경망제어기)  
 Fig. 8. Experimental results for the modified circle (a) locus and (b) trajectory.  
 (dotted line: desired, i) PD controller, ii) neuro-controller)

## 5. 결 론

XY 테이블의 비선형 성분 보상을 위한 신경망 제어를 제안하였다. 신경망제어기는 시스템 안정화를 위한 PD 제어기와 시스템의 비선형성을 보상하기 위한 신경회로망으로 구성된다. 비선형 마찰력의 효과를 상쇄시키기 위하여 신경회로망을 온라인으로 학습시켜 적응적인 제어기가 되게 하였다. 비선형 증명 방법을 사용하며 추적 오차 방정식으로부터 추적 오차의 범위를 구하였고 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험을 통하여 제안한 방법의 타당성을 증명하였다. 제안한 신경망 제어기는 여타의 정밀위치 보상 기법에 확장 가능성이 충분함을 알 수 있다.

## 참 고 문 헌

[1] J. O. Jang and P. G. Lee, "Neuro-fuzzy control for DC motor friction compensation," in *Proc. IEEE Conf. Decision Contr.*, Sydney, Australia, Dec. 2000, pp. 3550-3555.

[2] J. O. Jang, P. G. Lee, S. B. Park, and I. S. Ahn, "Backlash compensation of systems using fuzzy logic," in *Proc. 2001 Amer. Contr. Conf.*, Arlington, VA, 24-27 June, 2001, pp.4788-4789.

[3] J. O. Jang, "A deadzone compensator of a DC motor system using fuzzy logic control," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybernet. C*, vol. 31, no. 1, pp. 42-48, 2001.

[4] H. S. Lee and M. Tomizuka, "Robust motion controller design for high-accuracy positioning systems," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 43, no. 1, pp. 48-55, 1996.

[5] K. Srinivasan and P. K. Kulkarni, "Cross coupled control of biaxial feed drive servomechanisms," *ASME J. Dynamic Syst. Measur. Contr.*, vol. 112, pp. 225-232, 1990.

[6] W. Li and X. Cheng, "Adaptive high-precision control of positioning tables-Theory and experiment," *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.*, vol. 2, pp. 265-270, 1994.

[7] K. S. Narendra, and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.

[8] G. Lightbody and G. W. Irwin, "Direct neural model reference adaptive control," *IEE Proc.-Control Theory and Applications*, vol. 142, pp. 31-43, 1995.

[9] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "A hierarchical model for voluntary movement and its application to robotics," *IEEE Contr. Syst. Mag.*, vol. 8, no. 4, pp. 8-15, 1988.

[10] F. L. Lewis, A. Yesildirek, and K. Liu, "Multilayer neural net robot controller with guaranteed tracking performance," *IEEE Trans. Neural networks*, vol. 7, no. 2, pp. 388-399, March 1996.

[11] X. Cui and K. G. Shin, "Direct control and coordination using neural networks," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, pp. 686-697, 1993.

[12] S. Goto, M. Nakamura, and N. Kyura, "Accurate contour control of mechatronic servo systems using Gaussian networks," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 43, no. 4, pp. 469-476, 1996.

[13] C. Canudas, P. Noel, A. Aubin, and B. Brogliato, "Adaptive friction compensation in robot manipulators: Low velocities," *Int. J. Robot Res.* vol. 10, no. 3, pp. 189-199. 1991.

[14] B. Friedland and Y. Park, "On adaptive friction compensation," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 37, no. 10, pp. 1069-1612, 1992.

[15] J. O. Jang and G. J. Jeon, "A parallel neuro-controller for DC motors containing nonlinear friction," *Neurocomputing*, vol. 30, no. 1-4, pp. 233-248, 2000.

[16] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and G. E. Williams, "Learning internal representations by error propagation," In Rumelhart D. E, & McClelland J.L., *Parallel Distributed Processing*, vol. 1 pp.318-362. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1986.

[17] J. O. Jang "Deadzone compensation of a XY positioning table using fuzzy logic," Submitted to *IEEE Trans. IE*, 2003.

## 저 자 소 개

### 장준오(Jun Oh Jang)

1988년 : 경북대학교 전자공학과 졸업

1992년 : 동 대학원 석사

1998년 : 동 대학원 박사

1999년~현재 위덕대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 조교수

관심분야 : 퍼지뉴럴제어시스템, 소프트웨어공학, 멀티미디어