

# 신경 회로망을 이용한 압전구동기의 정밀위치제어

김해석\*, 이병룡\*\*, 박규열\*\*

## Precision Position Control of a Piezoelectric Actuator Using Neural Network

Hae-Seok Kim\*, Byung-Ryong Lee\*\*, Kyu-Youl Park\*\*

### ABSTRACT

A piezoelectric actuator is widely used in precision positioning applications due to its excellent positioning resolution. However, the piezoelectric actuator lacks in repeatability because of its inherently high hysteresis characteristic between voltage and displacement.

In this paper, a controller is proposed to compensate the hysteresis nonlinearity. The controller is composed of a PID and a neural network part in parallel manner. The output of the PID controller is used to teach the neural network controller by the unsupervised learning method. In addition, the PID controller stabilizes the piezoelectric actuator in the begining of the learning process, when the neural network controller is not learned. However, after the learning process the piezoelectric actuator is mainly controlled by the neural netwok controller.

In this paper, the excellent tracking performance of the proposed controller was verified by experiments and was compared with the classical PID controller.

**Key Words :** Piezoelectric actuator(압전구동기), Neural network(신경회로망), PID controller(PID제어기),  
Precision position control(정밀위치제어), Hysteresis(히스테리시스), LVDT(차동변압기)

### 1. 서론

일반적으로 초정밀 가공기는 극히 높은 운동정도를 갖지만, 가공정도에 따라서는 기계고유의 운동정도를 넘는 정도가 요구되는 경우가 존재하게 된다. 이와 같은 경우에는 가공 중에 기계요소의 미소한 진직도 및 진원도의 오차를 보정하여야 한다. 기계공구에 극히 미소한 절입량의 설정이 필요한 경우, 또는 가공 중에 극히 미소한 절입의 변화

를 부가하여 미세한 형상가공을 실행하게 되는 초정밀 가공기계에는 높은 정도를 갖는 미세 절입 장치가 필수 불가결한 요소가 된다. 그러나 이와 같은 미소 절입장치는 수 밀리론 정도의 스트로크에 나노메터 정도의 분해능을 요구하며, 또 주파수 응답특성이 우수하고 재어가 용이하여야 하므로 기계테이블과 주축 등의 통상적인 직선운동 기구와는 별도로 부가적인 구동장치를 설치하는 것이 일반적인 방법이다.

\* 울산대학교 대학원 기계공학과  
\*\* 울산대학교 기계자동차공학부

비선형입장자와 구동장자로 주로 사용하는 것이 압전구동기(piezoelectric actuator)인데 압전 구동기는 구동력과 전압의 세이에 의한 높은 분해능을 얻을 수 있고, 또한 구동력이 크며 주파수 응답특성이 양호하다는 이점이 있으나, 진압과 변위의 비선형 특성으로 인하여 동일 운동의 반복 실행시에 히스테리시스(hysteresis) 무프가 발생하므로 높은 운동정도를 얻기 위해서는 이를 보정하여야 한다. 압전 구동기의 응용주변에서 히스테리시스 비선형성을 줄이기 위해 이제까지 많은 노력이 있어왔는데, 기존의 히스테리시스 모델링 기법들은 압전구동기의 이력현상에 의한 비선형 특성만을 주로 고려하여 위치정밀도의 향상을 꾀하였다.

S. Jung 과 S. Kim<sup>(1)</sup>은 압전구동기의 비선형특성이 크게 전기적 비선형 특성과 이력현상에 의해 좌우되는 것으로 보고 먼저 하드웨어로 압전구동기의 전기적 비선형 특성을 억제하여 입력조건에 따라 비선형 특성이 변하는 것을 억제한 후 이력현상의 모형기법을 시도하였다. Newcomb과 Flinn<sup>(2)</sup>은 변위를 일으키는 제어입력으로 전압대신에 전하(charge)를 이용한다면 압전 구동기의 비선형 특성을 없애고 선형적으로 제어할 수 있다고 제안하였다. 전압대신 전하를 제어입력으로 이용하기 위해서는 특별히 고안된 전하구동증폭기(charge drive amplifier)와 같이 하드웨어적인 요구사항이 많아지게 되고 변위의 감도가 떨어지게 되는 단점이 있다. 이 방법을 이용할 경우에 선형 제어이론을 이용할 수 있어 제어기는 단순해지는 반면에 하드웨어가 복잡해지게 된다. Kaizuka와 Sui<sup>(3)</sup>는 압전 구동기의 히스테리시스 현상을 줄이는 간단한 방법을 제안하였다. 이 방법은 구동기와 직렬로 캐패시터(capacitor)를 연결함으로써 전압을 이용하여 선형적으로 구동기를 제어할 수 있다는 것이다. 하지만 이 방법을 이용할 경우에는 같은 변위 출력을 위해 상대적으로 매우 높은 전압을 가해야 한다는 단점이 있다. 또 다른 방법으로 페루프 제어기를 이용한 것이다.<sup>(4)</sup> 이 방법은 제어기에 압전 구동기의 히스테리시스 현상이 포함되어 있지 않으며 시스템의 불안정성을 야기시킬 수 있고 정밀도에도 한계가 있다. 그리고 앞먹임 제어방법(feedforward control)이 제안되었는데 이 방법은 히스테리시스 현상에 대한 모형을 만들고 기준 입력과 모형을 이용하여 입력을 미리 예상하여 시스템에 가해주는 것이다. 예를 들면 Ge와 Jouaneh<sup>(5)</sup>는 Classical Preisach 모형을 이용하여 구동기의 히스테리시스 현

상을 모형화하고 이를 시스템에 적용하여 성능의 향상을 보았다. 하지만 제안된 모형은 크기가 일정한 주기 신호만을 주종할 수 있다는 단점을 가지고 있다. 이와 같이 기존의 제어기를 이용하여 압전구동기를 제어하기 위해서는 히스테리시스 같은 비선형 특성을 수식으로 모델링 하거나 또는 전체 구동시스템의 동적 특성을 실험적으로 해석하여 극사적인 동작식을 구한 다음에 제어알고리즘을 적용하는 것이 일반적인 추세이다.

이에 반하여 신경회로망 제어기는 동적 모형이 필요하지 않고 간단한 수식으로 표현되며, 시스템의 변수가 계속 변해도 학습으로 인해 지속적으로 제어가 가능하다. 이러한 특성으로 신경제어방식은 복잡한 시스템이나 비선형 제어에 많이 적용되고 있다.<sup>(6)(7)</sup>

본 연구에서는 신경회로망 제어기와 PID제어기의 장점을 이용한 신경회로망-PID 병렬제어기를 이용하여 압전구동시스템의 동적 모형이나 히스테리시스 모델을 구해야 하는 과정을 생략하였고, 전체 구동시스템의 동특성을 실시간적으로 자가학습(self-learning) 시켜서 히스테리시스와 같은 비선형문제를 보상하도록 하였다. 그리고, 실제실험을 통하여 제안된 신경회로망-PID 제어기가 만족할만한 성능을 보임을 검증하였으며 기존의 PID제어기와도 그 성능을 비교하였다.

## 2. 신경회로망-PID 병렬 제어기

본 논문에서는 신경회로망 제어기와 PID제어기를 병렬 형태로 연결한 이른바 신경회로망-PID제어기를 이용하여 압전구동시스템의 위치제어를 수행하였다. Fig.1은 병렬제어기의 구조이다.

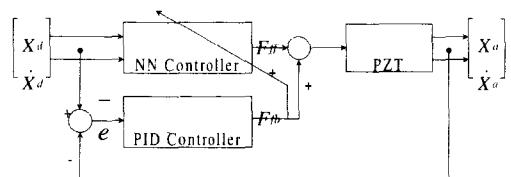


Fig. 1 Structure of PID-NN controller

Fig.1에서 병렬제어기의 입력은 압전구동기의 변위와 속도로 주어지고 변위오차 및 속도오차에 의해 PID제어기가 작동하여 피드백 힘  $F_{fb}$ 를 출력하게 된다. 신경회로망 제어기는 변위와 속도의 입력

만으로 무감독 학습방법으로 학습하게 되는데, 학습에 필요인 목적함수는 PID 제어기의 출력값인  $F_{fb}$  값의 2차 함수로 구성되며 이 값이 곡하 차운 값이 될 때까지 신경회로망 제어기는 실시간적으로 자가 학습(self-learning)을 하게 된다.

본 제어기에 사용된 신경회로망 제어기의 구조는 1개의 입력층과 1개 은닉층 그리고 1개의 출력층으로 구성된 다중 피드포어드 신경회로망(multilayer feedforward neural network)<sup>(8)</sup>을 사용하였다.

신경회로망 내의 은닉층과 출력층의 각 노드(node)는 Fig. 2와 같이 이전의 노드(node)로부터 각종 차가 곱해진 입력신호들은 바이어스(bias)값

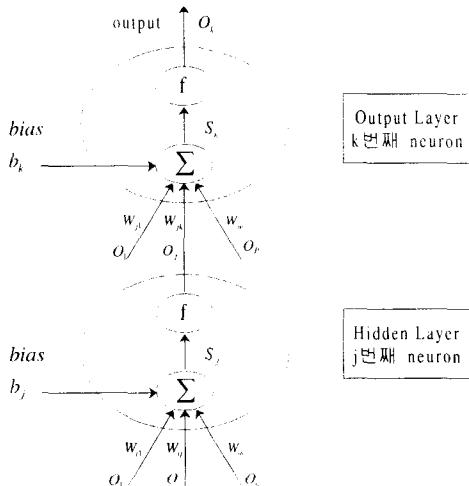


Fig. 2 Neuron of hidden and output layer

과 더해져서 활성함수(activation function)로 이동된다. 활성함수는 단조증가(monotonically increasing)하며 미분 가능한 함수를 사용하게 되는데 일반적으로 많이 사용하는 활성함수는 생물의 뉴런(neuron)처럼 작용하는 시그모이드 함수(sigmoid function)인데 다음과 같은 식으로 표시된다.

$$f(s_k) = \frac{1}{1 + e^{-s_k}} \quad (1)$$

PID제어기의 출력값을 신경회로망 제어기의 학습신호로 사용하고, 오차를 줄이는 새로운 가중치 값을 구하기 위해서 신경회로망 제어기를 설계해야 한다.

신경회로망 제어압전소자의 학습오차에 해당하는 목적함수  $E(t)$ 를 아래와 같이 정의 한다.

$$E(t) = \frac{1}{2} \| o_k(t) - y_k(t) \|^2 \quad (2)$$

여기서  $y_k(t)$ 는 t번째 스텝에서의 출력층 k번째 노드의 원하는 출력값이고,  $o_k(t)$ 는 t번째 스텝에서의 k번째 실제 출력값을 의미한다. 그러나 압전구동기를 수학적으로 정확하게 표현하기 어렵기 때문에 원하는 출력값  $y_k(t)$ 를 구할 수 없다. 출력층의 원하는 출력값은 감독 학습 방법에서 목적패턴을 의미하는데, 이 경우와 같이 목적 패턴을 구할 수 없을 때는 무감독 학습(unsupervised learning)방법으로 학습해야 한다.<sup>(9)</sup>

식 (2)에서  $y_k(t)$ 를 구할 수 없기 때문에 식 (2)의 목적함수를 다음과 같은 식으로 표현하였다.

$$E(t) = \frac{1}{2} \| F_{fb}(t) \|^2 \quad (3)$$

위 식에서  $F_{fb}(t)$ 는 다음과 같다.

$$F_{fb}(t) = K_p(X_d - X_a) + K_d(\dot{X}_d - \dot{X}_a) + K_i \int_0^t (X_d - X_a) \quad (4)$$

식 (4)에서  $X_d$ 와  $\dot{X}_d$ 는 압전소자의 원하는 위치와 속도를 나타내고,  $X_a$ 와  $\dot{X}_a$ 는 실제 압전구동기의 위치와 속도를 나타낸다.

식 (2)와 식 (3)은 같은 속성을 갖는다. 즉 식 (2)에서 학습 오차가 0으로 접근한다는 것은 시스템의 위치오차가 0으로 줄어든다는 것을 의미한다. 따라서, 압전 구동기의 위치오차 및 속도오차가 줄어들게 되면  $F_{fb}(t)$ 도 0의 값으로 접근하게 되므로 식 (3)으로 식 (2)를 대체할 수 있다. 학습과정 동안에 목적함수  $E(t)$ 를 최소화 하기 위하여 경사하강법(gradient descent method)을 이용한 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 신경회로망의 가중치  $w$ 를 다음과 같은 방법으로 계속적으로 조정하게 된다.

식 (3)의 목적함수를 이용하여 가중치에 대한 목적함수의 변화량을 구하면 다음과 같다.

출력층 노드에 대하여

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial s_k} \frac{\partial s_k}{\partial w_{kj}} \quad (5)$$

과 같고, 식 (5)에서

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial s_k} &= \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial s_k} \\ &= (o_k - y_k) o_k (1 - o_k) \end{aligned} \quad (6)$$

과 같다. 따라서

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial s_k} = o_k(1-o_k)(y_k - o_k) \quad (7)$$

와 같다. 식 (7)에서  $y_k - o_k$ 는 신경회로망의 학습오차이므로,  $y_k - o_k$ 는 피드백 힘인  $F_{fb}$ 에 비례한다고 볼 수 있다. 학습이 잘 진행되면 진행될수록 시스템의 위치오차는 0으로 줄어들고,  $F_{fb}$ 도 0으로 침울하기 때문이다.

따라서, 식 (7)은 다음과 같이 바꾸어 표현할 수 있으며,

$$\delta_k = o_k(1-o_k)F_{fb} \quad (8)$$

다음 샘플링 단계에서 가중치의 변화량과 새로운 가중치의 값은 다음과 같은 식으로 표시된다.

$$\Delta w_{kj}(t+1) = \eta \delta_k o_j + \alpha \Delta w_{kj}(t) \quad (9)$$

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}(t+1) \quad (10)$$

위 식에서  $\eta$ 는 학습율이고  $\alpha$ 는 모멘텀율이다. 마찬가지로, 은닉층의 노드에서 가중치에 대한 학습오차의 변화량은 다음과 같이 구해진다.

$$\delta_j = \sum_{k=1}^m [\delta_k w_{kj}] o_j (1-o_j) \quad (11)$$

그리고, 다음 샘플링 단계에서 가중치의 변화량과 새로운 가중치의 값은 다음과 같다.

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(t) \quad (12)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t+1) \quad (13)$$

### 3. 실험 장치의 구성

실험 장치에 사용된 압전구동기는 PI사의 P-245.20 모델을 사용하였고, 압전구동기의 변위량을 측정하기 위한 위치센서는 LVDT로서 SENSOTEK 사의 S5 모델을 사용하였다. 압전구동기와 LVDT의 자세한 사양은 Table. 1에 나타나 있다.

Fig. 3은 본 연구에서 구성한 실험장치의 구성도이다. PC에서는 추종하고자 하는 궤적의 위치정보를 D/A 변환기를 거쳐 압전증폭기를 통하여 압전구동기를 구동시키며 압전구동기의 변위량은 압전구동기의 선단부의 판을 통하여 차동변압기(LVDT)로 전달된다. 차동변압기는 변위량을 전기적인 신호로 변환하고 센서보드에서 증폭되어 A/D보드를 통하여 실제 움직임 변위량을 PC로 전달하게 된다.

Table 1 Main specification of experimental apparatus

	모델명	비고
압전구동기	PI (Physik Instrumente) P-245.20	최대변위량 : $20 \mu\text{m}$
압전구동기 앰프	PI E-471.00	0 ~ 1000 V
센서	SENSOTEK S5	
센서보드	SA-AC Card. AE325	Extation : 3volts RMS at 5KHz

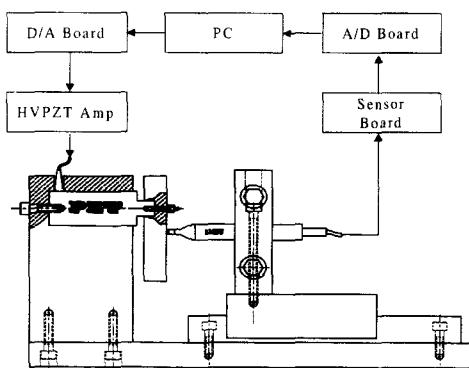


Fig. 3 Schematic diagram of experimental system

### 4. 실험 및 고찰

본 실험에서는, 먼저 압전구동기의 히스테리시스 특성을 파악하기 위하여 피드백 제어기를 사용하지 않고, 실험장치의 압전구동기에 전압을 0V에서 1000V까지 순차적으로 증가하고, 다시 1000V에서 0V까지 감소시키도록 하였다. Fig.4는 실험에서 사용한 압전구동기의 히스테리시스 특성을 보여주고 있다. 따라서, 히스테리시스에 의한 비선형오차를 보상하기 위하여 Fig.1과 같은 신경회로망-PID 병렬 제어기를 사용하였다. 신경회로망 제어기 부분은

PID제어기의 출력값에 대하여 히스테리시스를 포함한 압전구동기의 동적특성을 학습하게 된다. 학습을 위하여 주기가 3초이고 신폭이  $3\text{ }\mu\text{m}$  정현파를 주종 목표궤적으로 하여 신경회로망 제어기를 학습시켰다. 사용된 신경회로망의 제어기의 구조는 압력충·온·기울 및 출력충의 노드수가 각각 2개, 8개, 1개로 구성되어 있으며 샘플링주기는 0.005로서 정현파의 1 사이클을 600분할하여 각 샘플링에서 식(3)의 값을 최소화하기 위하여 신경회로망의 가중치를 각 샘플링주기마다 변경하도록 하였다. 학습오차를 가능한 줄이기 위하여 정현파 궤적을 약 200 번 정도 반복하였으며 학습오차율을 약 6% 정도로 줄였다.

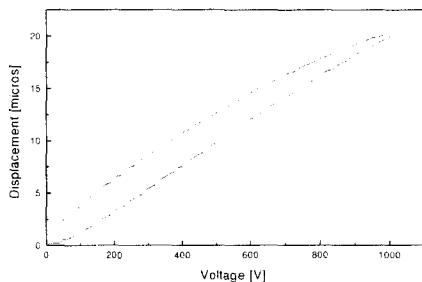
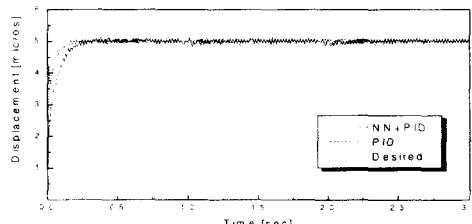


Fig. 4 Hysteresis characteristic of piezoactuator in experiment

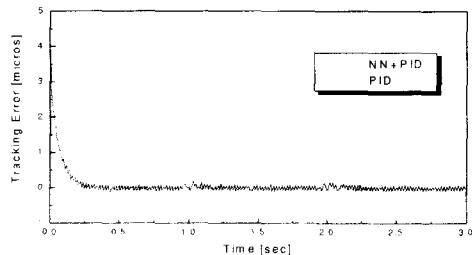
학습이 완료된 후 신경회로망-PID 병렬제어기의 계단함수 및 정현파 함수에 대한 추종성능을 조사하기 위한 실험을 수행하였으며 일반 PID제어기의 경우와 그 결과를 비교하였다. 두 제어기의 성능을 비교하는데 있어서 사용된 PID의 계인값은  $K_p=0.3$ ,  $K_d=0.0005$ , 그리고  $K_i=0.6$ 이다.

Fig. 5는 신경회로망-PID 병렬제어기와 일반 PID제어기의 계단함수 추종성능과 추종오차를 나타낸 것이다. PID제어기만을 사용했을 경우 응답속도는 신경회로망-PID 병렬제어기 보다 약간 빠른 특성을 보여주지만 초기 구간에서 채터링현상이 발생하였고, 전반적으로 볼 때 추종성능은 비슷하게 나타났다. 그 다음은 정현파 함수의 추종성능을 비교하기 위한 실험을 수행하였다. Fig. 6의 (a)는 신경회로망-PID 병렬제어기와 일반 PID제어기의 정현파 함수 추종성능을 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 사인함수 추종성능에서는 병렬제어기의 추

종성능이 일반 PID 제어기보다 훨씬 우수함을 보여주고 있다. Fig. 7에서는 신경회로망-PID 병렬제어기에서 신경회로망 제어기와 PID 제어기에서 나오는 출력성분 값을 비교하였다. 그림에서 보는 바와 같이, 압전구동기의 위치제어는 병렬제어기 내에서 신경회로망제어기의 출력힘에 의하여 이루어지는 것을 알 수 있다. 그러나, 외란 및 잡음등에 의하여 압전구동기의 동적특성이 변하게 되는 경우에 신경회로망제어기의 학습상태가 실제 시스템의 상태와 불일치, 즉 학습오차율이 증가하므로 궤적추종 능력이 떨어지게 되며 피드백 오차가 증가한다. 그러나, 이 때 PID 제어기의 출력성분이 상대적으로 증가하게 되어 오차를 감소시켜 주므로, 신경회로망-PID 병렬제어기는 외란 잡음이 존재하는 경우에도 궤적 추종능력이 떨어지지 않게 되는 특성을 갖는다<sup>(10)</sup>. Fig. 8은 주기가 0.5초인 정현파를 추종목표 궤적으로 설정한 경우의 추종성능을 나타낸 것이다. 병렬제어기가 비교적 빠른 주기에서도 추종성능이 우수함을 알 수 있다.

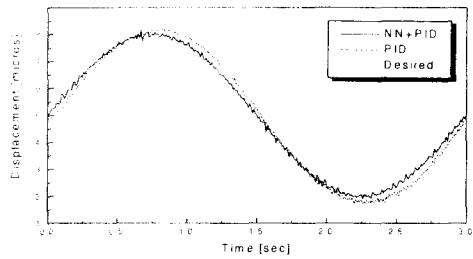


a) Displacement

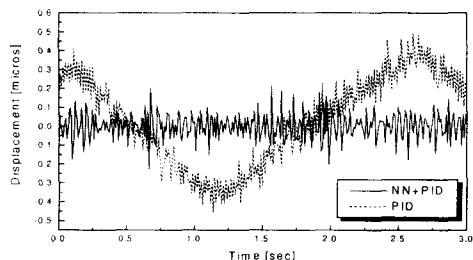


b) Tracking Error

Fig. 5 Tracking performance of PID and PID+NN for step function

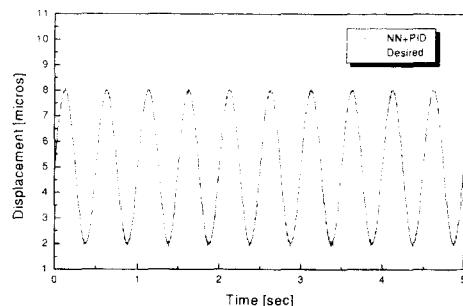


a) Displacement

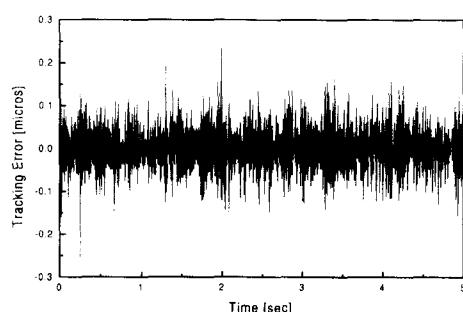


b) Tracking Error

Fig. 6 Tracking performances of PID and  
PID+NN for sinewave function



a) Displacement



b) Tracking Error

Fig. 8 Tracking performance of NN+PID for  
0.5-second-period sinewave function

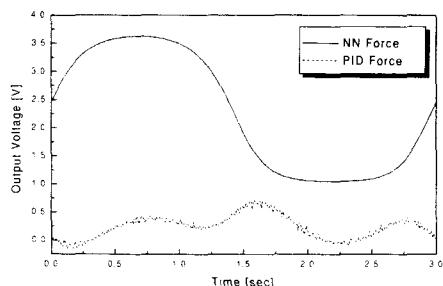


Fig. 7 Control output voltages of PID and  
NN parts in the PID+NN controller

## 5. 결론

본 연구에서는 신경회로망 제어기와 PID제어기의 장점을 이용한 신경회로망-PID 병렬제어기를 이용하여 압전구동시스템의 동적 모형이나 히스테리시스 모델을 구해야 하는 과정을 생략하였고, 전체 구동시스템의 동특성을 실시간적으로 자가학습(self-learning) 시켜서 히스테리시스와 같은 비선형문제를 보상하도록 하였다. 그리고, 실제실험을 통하여 제안된 신경회로망-PID 제어기가 PID 제어기만을 사용하였을 때 보다 성능이 향상됨을 보였다. 본 논문에서 압전구동기의 주종오차는 평균적으로

50nm 정도이다. 향후 보다 자동적인 학습알고리즘을 신경회로망에 적용시기고 실제 위치를 감지하는 위치센서를 LVDT에서 정전센서(capacity sensor)로 대체하여 주종오차를 10nm 이하로 향상시킬 예상이다.

## 후기

본 연구는 97년도 교육부 학술연구조성비(기계공학 ME97-E-24)에 의하여 연구되었으며 이에 감사드립니다.

## 참고문헌

1. S. Jung and S. Kim, "Improvement of Scanning Accuracy of PZT Piezoelectric Actuators by Feedforward Model-Reference Control," Precision Eng. P. Ge and M. Jouaneh, Vol. 16, No. 1, pp. 49~55, 1994.
2. C. V. Newcomb and I. Flinn, "Improving the Linearity of Piezoelectric Ceramic Actuators," Electronics Letters, Vol. 18, No. 11, May, pp. 442~444, 1982.
3. H. Kaizuka and B. Sui, "A Simple Way to Reduce Hysteresis and Creep When Using Piezoelectric Actuators," Japan J. Appl. Phys., Vol. 27, No. 5, pp. 773~776, 1988.
4. M. Tanaka, Z. W. Jiang and S. Chonan, "Force Control of a Flexible Finger with Distributed Force Sensors and Piezoelectric Actuators," Proceedings of the 1st International Workshop on Advanced Mechatronics, pp. 237~241, 1995.
5. P. Ge and M. Jouaneh, "Tracking Control of a Piezoceramic Actuator," IEEE transactions on control systems technology, Vol. 4, No. 3, 1996.
6. Q. H. Max Meng, "A Neural Network Adaptive Controller For Robots with Unknown Dynamics," Proceeding of 1993 International Joint Conference on Neural Networks.
7. T. Yabuta, and T. Yamada, "Possibility of Neural Networks Controller for Robot Manipulator," IEEE, 1990.
8. 이상원 "학습하는 기계 신경망," Ohm Company, 1995.
9. Jacek M. Zurada "Introduction to Artificial Neural Systems," West Publishing Company, 1992.
10. T. Yamada and T. Yabuta, "Application of Learning Type Feedforward Feedback Neural Network Controller to Dynamic Systems," Proceedings of the 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems.