

〈 논문 〉

공압 NC축의 신경회로망 결합형 PID제어

조 승 호[†] · 박 래 서*

(2005년 1월 27일 접수, 2006년 1월 4일 심사완료)

Neural Network Based PID Control for Pneumatic NC Axes

Seung Ho Cho and Lae Seo Park

Key Words: Neural Network(신경회로망), Rodless Pneumatic Cylinder(무로드 공압실린더), Reference Model(기준모델), Self-tuning PID Algorithm(자동 계수조정 PID알고리즘)

Abstract

This paper describes a Neural Network based PID control scheme for pneumatic NC axes. Pneumatic systems have inherent nonlinearities such as compressibility of air and nonlinear frictions present in cylinder. The conventional PID controller is limited in some applications where the affection of nonlinear factor is dominant. A self-excited oscillation method is applied to derive the dynamic design parameters of linear model. The gains of PID controller are determined using a self tuning scheme. The experiments of a trajectory tracking control using the proposed control scheme are performed and a significant reduction in tracking error is achieved by comparing with those of a PID control.

1. 서 론

공압 액추에이터는 저비용, 경량, 소형 등의 이점을 갖고 있으므로 다양한 분야에서 각종 자동 기계의 조작부로서 광범위하게 사용된다. 그러나 공압 시스템에는 공기의 압축성에 기인한 저장성과 압력응답 지연, 가동부의 마찰력변동 등, 제어 성능에 악영향을 미치는 비선형인자가 내재되어 있어, 선형제어만으로는 양호한 성능을 보장하기 어렵다. 최근 로보틱스, 메카트로닉스의 현저한 발전 가운데 공압시스템의 고기능화, 고성능화가 요망되어, 각종 제어방식이 개발되었다.^(1,2) 그 가운데 PID제어와 최적제어는 플랜트의 특성변동

때문에 고정도의 위치제어에 충분한 제어성능을 얻을 수 없는 문제점이 있다. 적응제어는 미지의 플랜트 파라미터 값들을 추정할 수 있는 장점이 있는 반면에, 선형 플랜트를 대상으로 알고리즘이 유도되었으므로 내재된 비선형성과 외란을 보상하는 대책이 필요하다.⁽³⁾ 신경회로망은 모든 종류의 비선형 요소를 맵핑(mapping)할 수 있는 능력이 있으므로 시스템의 모델링과 검증, 고장 파악, 제어 등에서 활발하게 이용되고 있다.

본 연구에서는 PID제어기의 강인성을 증가시킬 목적으로 선형제어만으로 한계가 있는 내재된 비선형성들을 학습 보상하기 위하여, PID제어기에 신경회로망(Neural Network ; NN)을 결합하였다. 아울러 이를 공압 서보방식으로 구동되는 NC축 제어에 적용하여 궤적 추적제어성능 향상을 도모하였다. 부하가 가해진 상태에서 비례제어밸브의 유량특성 선도를 구하여 플랜트에 내재된 비선형성 정도를 나타내었다. 아울러 신경회로망의 연산부담을 줄이기 위하여 간략화된 플랜트 모델식

[†] 책임저자, 회원, 홍익대학교 기계·시스템디자인공학과
E-mail : shcho@wow.hongik.ac.kr
TEL : (02)320-1682

* 홍익대학교 대학원 기계공학과

에 기초하여 기준모델을 설정하였다. 공압 서보 시스템의 설계 파라미터를 추출하는 과정에서, 자려진동법⁽⁴⁾을 사용하여 선형 2차 동적모델을 유도하였다. 자동 계수조정(Self-tuning) PID 알고리즘^(5,6)을 이용하여 PID제어기 계인을 설정한 다음, 내제된 비선형성을 학습 보상하기 위하여 신경회로망을 결합시킨 PID-NN제어기를 설계하였다. 아울러 실험을 통하여 PID제어와 PID-NN제어의 성능을 비교하였다.

2. 공압 서보시스템 구성

2.1 실험장치 구성

본 연구에서 사용된 공압 서보시스템의 회로도 Fig. 1에 도시되어 있다. Fig. 2에는 사용된 공압 NC축 외형도가 나타나있다. 실린더가 비례방향 제어밸브에 의하여 구동되며, 안내봉(guide bar)을 따라 이동하는 슬라이드 블록(block)을 포함한 어태치먼트(attachment)가 부하로서 작용한다. X, Y 축의 스트로크는 각각 200mm, 300mm, 또한 변위가 포텐시오메타(potentiometer)에 의하여 측정되며, 64비트 PC가 제어기로서 사용된다. 본 연구에 사용된 3위치 5포트 방향제어 밸브에 대하여 공급압력을 변화시키면서, 입력전압 대 유량을 측정하여 도식화한 것이 Fig. 3에 나타나있다. 영점 부근에서의 데드존과 아울러 포화현상이 나타나고 있다. 이러한 내제된 비선형특성에 대해 신경회로망의 학습능력이 제어성능을 어느 정도 개선할 수 있는지가 본 연구의 주요 관심사이다.

2.2 제어대상의 모델링

공압시스템의 수학적 모델링은 크게 오리피스 유동방정식, 실린더 각 챔버에 대한 에너지 방정식 그리고 부하방정식의 세 부분으로 나뉘어진다. 그러나 공기의 압축성, 공기유동 특성 그리고 누설 등 고유의 비선형성이 내제되어 있고, 또한 제어설계 관점에서 실제 시스템과 정확히 일치하는 모델 설계 파라미터 값을 얻는 것이 어렵다.

따라서 본 연구에서는 전기-공압 서보시스템의 전달함수를 식 (1)과 같은 3차 시스템으로 이상화시킨 다음, 자려식 진동방법⁽⁴⁾을 도입하여 설계 파라미터값들을 구하였다. 자려식 진동방법을 표

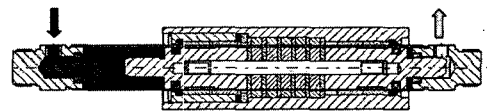
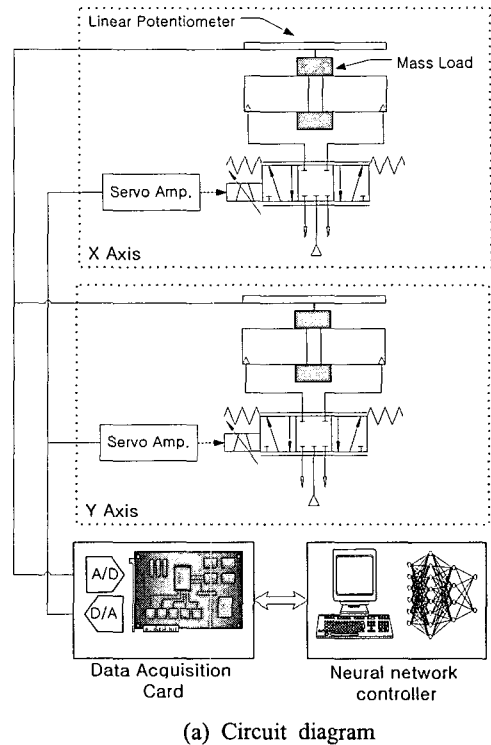


Fig. 1 Servo cylinder drive with Neural Network

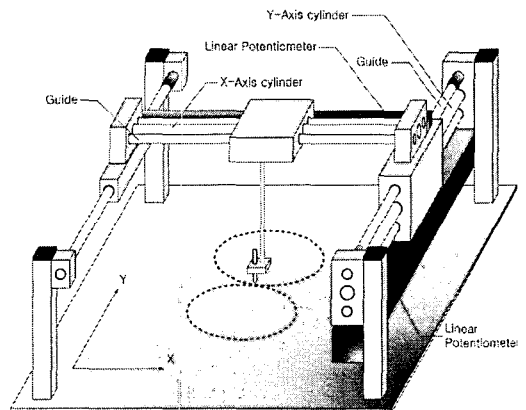


Fig. 2 Pneumatic NC axes

현하는 블록선도와 이를 이용하여 구한 출력파형의 한 예가 Fig. 4(a), (b)에 각각 도시되어 있다. 블록선도의 출력, 즉 자려진동파형의 진폭전압 V_a 와 주파수 ω_s 를 이용하여 고유진동수 ω_n 와 감쇠비 ζ 를 구하였다.⁽⁴⁾

$$\frac{y(s)}{V_i(s)} = \frac{K_o \omega_n^2}{s(s^2 + 2\zeta \omega_n s + \omega_n^2)} \quad (1)$$

$$\omega_n = \frac{\omega_s}{\zeta} \quad (2)$$

$$\zeta = \frac{RK_o K_d e_a}{2V_a \omega_n} \quad (3)$$

여기에서 ζ 은 자려진동파형의 주파수와 안정한계점에서의 주파수의 비, 즉 $\zeta = \omega_s / \omega_c$ 이다. 그리고 R 은 자려진동파형의 진폭전압 (V_a)과 안정한계점에서의 오차전압 (e_c)의 비, 즉 $R = V_a / e_c$ 이다. 또한 K_o 와 K_d 는 각각 개회로게인, LVDT계인을 나타낸다. Fig. 4(b)로부터 비선형요소의 설정전압 $e_a = 2\text{Volt}$ 일 때, 출력파형의 진폭 $V_a = 1.4\text{ Volt}$, 주파수 $\omega_s = 4.7\text{rad/s}$ 임을 알 수 있다. 아울러 모델링 과정에서 $\omega_c = 5.9\text{rad/s}$, $e_c = 0.78\text{ Volt}$ 를 사용하였다. 해석결과 감쇠비가 0.9보다 크므로 식 (1)을 등가시상수 τ 를 사용하여 간략화 하였다.

$$\frac{y(s)}{V_i(s)} = \frac{K_o}{s(\tau s + 1)}, \quad \tau = \frac{2\zeta}{\omega_n} \quad (4)$$

이로부터 $P_s = 6\text{bar}$ 일 때, X축에 대하여 등가시상수 $\tau = 0.93\text{ sec}$, 개루프 게인 $K_o = 394.65\text{ mm/V}$, 그리고 Y축에 대하여 $\tau = 1.53\text{ sec}$, 개루프 게인 $K_o = 318.22\text{ mm/V}$ 로 설정하고 신경회로망 제어기 설계에 사용하였다. 식 (4)에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하고, 개회로실험 ($P_s = 6\text{bar}$, $V_i = 5\text{Volt}$)결과와 비교한 것이 Fig. 5에 도시되어 있다. 실험결과와 초기응답에서 공압 시스템의 특징인 지연현상이 나타나고 있다. 그러나 전달함수의 시상수가 충분히 커서 이러한 지연현상은 근사적으로 나타내고 있다.

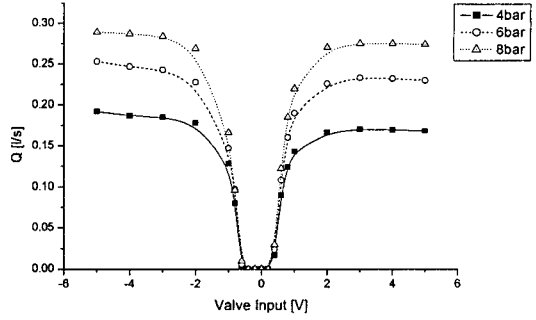
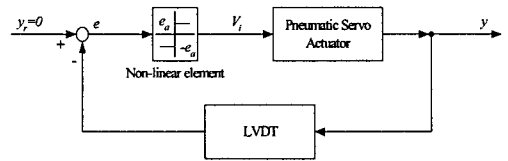
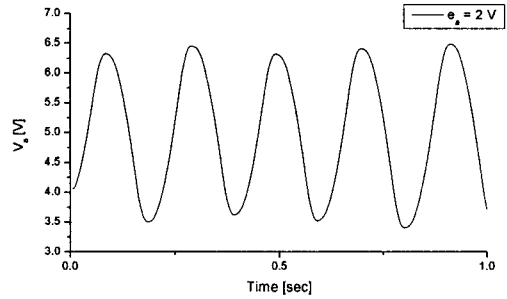


Fig. 3 Flow rate versus control valve input



(a) Block diagram



(b) Self-excited oscillation wave

Fig. 4 Self-excited oscillation system

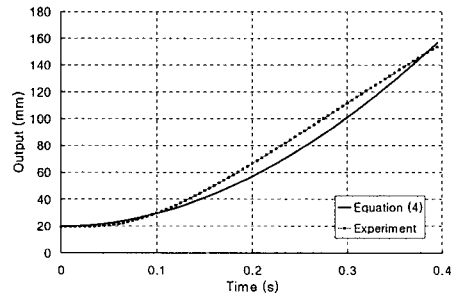


Fig. 5 Validation of linear model ($\tau = 0.93$, $K_o = 394.65$)

3. 신경회로망 결합형 PID제어기 설계

제어대상 시스템이 주위환경, 부하변동, 그리고 내재된 비선형성 등으로 인하여 정확한 특성 파악이 어려운 경우, 실제로 제어기 설계에 이용된 수학적 모델의 파라미터 값에 오차가 따르게 된다. 본 연구에서는 자동계수조정(Self-tuning) PID 알고리즘^(5,6)을 적용하여 플랜트 모델식과 기준모델식이 다르게 설정된 상태에서 플랜트 출력이 기준모델 출력에 추종하도록 PID 게인값들을 구하였다. 이와같이 구한 PID제어기에 신경회로망을 결합시켜 PID-NN 제어기를 설계하였다. 신경회로망을 이용하여 제어하는 PID-NN방식의 전체시스템 블록선도가 Fig. 6에 도시되어있다. 본 연구에서는 Fig. 7에 도시되어 있는 신경회로망을 도입하였으며, 회로망은 S상 결합(sigmoidal) 비선형성을 가지는 뉴런이 히든 레이어(hidden layer)에 9개를 가지도록 구성하였다. Fig. 6에서 e 는 모델오차, 그리고 e_p, e_d, e_i 는 각각 제어오차 신호를 나타내며, 신경회로망의 출력이 PID제어기를 보상하는 역할을 수행한다. 제어기와 신경회로망 설계에서 파라미터들은 무차원화 되었으며, 액추에이터 포화를 방지하기 위해 출력변위 값의 범위를 60mm에서 160mm(8V에서 2V)에서 사용하였다. 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 이용하여, 각 뉴런들 사이에 가중치와 바이어스가 목표값과 신경회로망 출력값 사이의 오차를 최소화하도록 점진적으로 변화하도록 하였다. 제어알고리즘 구성에 필요한 기준모델의 동특성 파라미터를 $\zeta_d=1.0, \omega_{nd}=3 \text{ rad/s}$ 로 설정하였다. 자동 계수조정 알고리즘은 식 (5)로 표현되며, 여기에서 E는 성능지수 IES(Integral of Error Squared)를 나타낸다. 아울러 η 는 학습율을 나타내며, 본 연구에서는 동일하게 0.001을 적용하였다. 이를 이용하여 구한 XY축에 대한 PID 게인값들을 구한 다음, 이들을 사용하여 Fig. 6의 PID제어부만을 대상으로 궤적추적 시뮬레이션 수행결과가 Fig. 8에 도시되어있다. 플랜트 출력이 기준모델 출력을 비교적 정확하게 추종하고 있다.

$$K^{(t+1)} = K^{(t)} - \eta \frac{\partial E}{\partial K} \quad (5)$$

X축: $K_p=1.8408, K_i=0.0679, K_d=1.4010$

Y축: $K_p=2.3141, K_i=0.0895, K_d=1.2162$

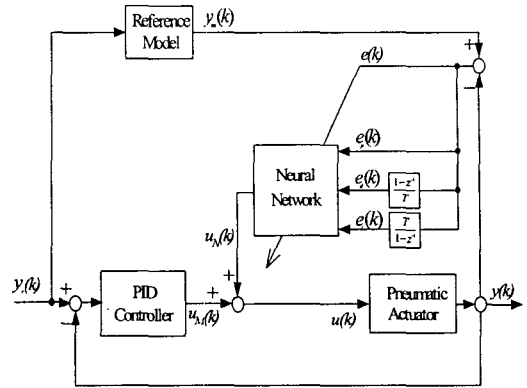


Fig. 6 Overall structure of PID-NN control

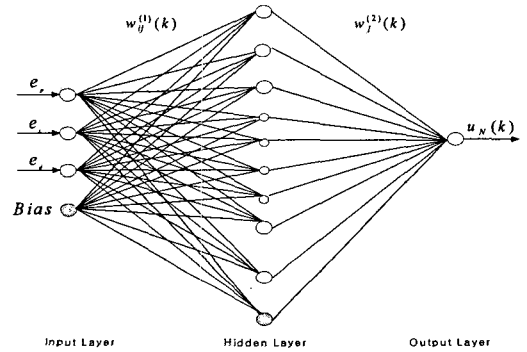


Fig. 7 Neural Network topology

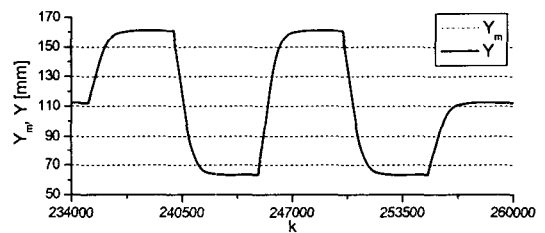
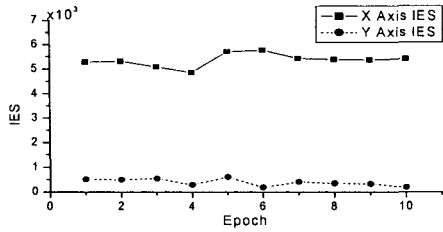


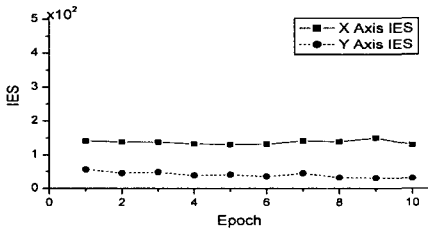
Fig. 8 Simulation result of PID control

4. 궤적추적제어 실험 및 고찰

본 장에서는 PID제어기와 PID-NN제어기를 사용하여, 샘플링주기 $T=1 \text{ ms}$ 로 타원형 모양의 궤적추적 실험을 수행하고 성능을 비교하였다. 추적성능을 IES관점에서 비교한 것이 Fig. 9에 도시되어 있다. PID-NN제어성능이 PID제어보다 대략



(a) PID Control



(b) PID-NN Control

Fig. 9 Comparison of IES

10배 정도 우수하게 나타난다. PID제어에서 X축의 IES가 Y축보다 크게 나타나는 것은 실제 플랜트에서 X축 슬라이드 블록과 안내 봉(guide bar)사이의 마찰조건이 Y축에 비하여 열악함을 시사한다. 이에 비하여 PID-NN제어에서 X축과 Y축의 제어성능이 비교적 근접하게 나타나는 것은, 신경회로망이 내재된 비선형성, 즉 비선형마찰 등을 보상하여 플랜트 동특성을 기준모델의 동특성을 추종하는 수준으로 향상시켰기 때문으로 사료된다.

1회째 이포크(Epoch)의 실험결과가 Fig. 10, Fig. 11에 도시되어 있다. PID제어의 경우 XY축 시간응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 비교적 크게 나타나며, 결국 원하는 도형의 궤적추적성능이 크게 떨어지고 있다. 아울러 10회째 이포크의 실험결과가 Fig. 12, Fig. 13에 도시되어 있다. PID제어의 경우 XY축 시간응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 개선되고, 원하는 도형의 궤적추적성능도 어느 정도 개선되었으나 만족할 한 수준에는 미치지 못하고 있다. 반면에 이 PID-NN제어의 경우 XY축 시간응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 크게 줄어들고, 아울러 원하는 도형의 궤적 추적성능이 PID제어보다 우수함을 알 수 있다. PID-NN제어실험에서 10회째의 성능이 1회째 성능보다 현저히 우수하게 보이지 않는 이유는, 신경회로망의 비선

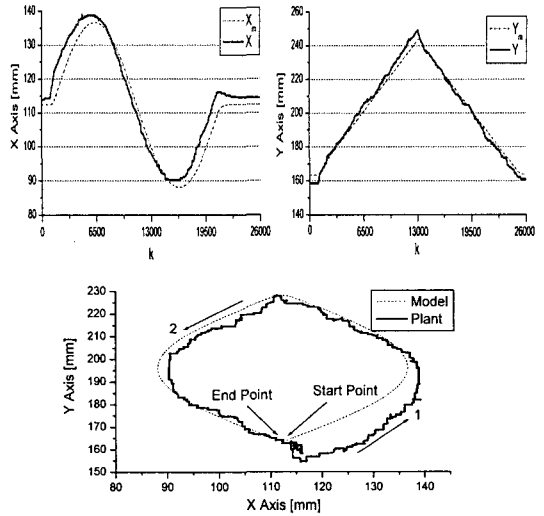


Fig. 10 Responses of 1st Epoch(PID)

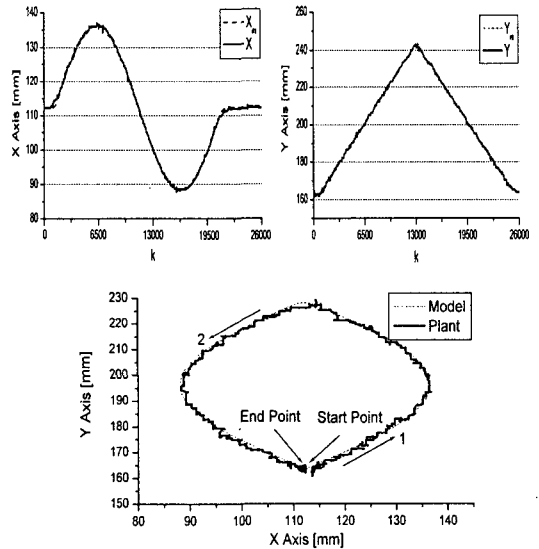


Fig. 11 Responses of 1st Epoch(PID-NN)

형성 학습보상효과가 1회째에 어느 정도 충분한 효과를 발휘하였음을 시사한다. 각각의 제어방식에서 오차분포를 백분율로 나타낸 막대선도가 Fig. 14와 Fig. 15에 도시되어 있다. PID제어의 경우 XY축 오차분포가 0 ~ ±1.0 mm사이에서 넓게 퍼진 형태로 나타난다. 반면에 PID-NN제어의 경우 XY축 오차분포가 0 ~ ±0.2 mm 사이에 집중되어 있다. 이는 PID-NN제어의 경우 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 크게 줄어들고, 아울러 원하는 도형의 궤적 추적성능이 PID제어보다 우

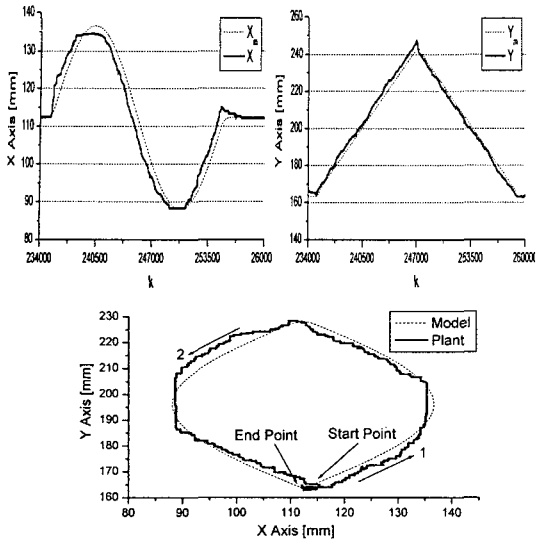


Fig. 12 Responses of 10th Epoch(PID)

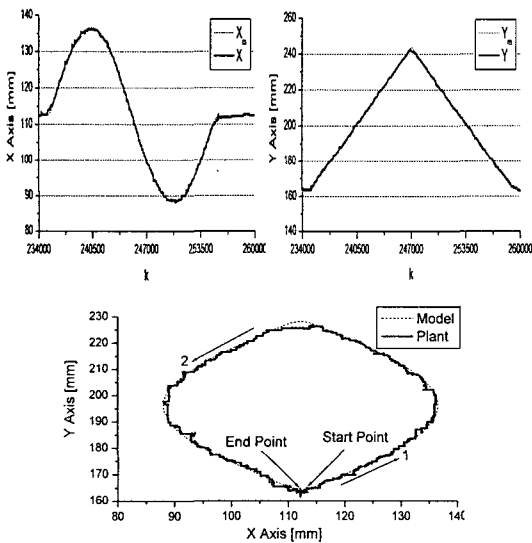
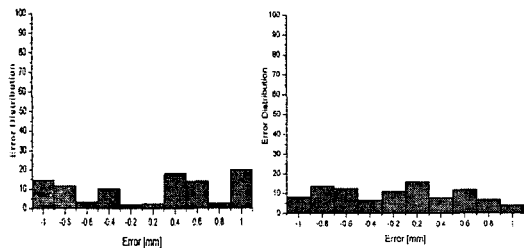
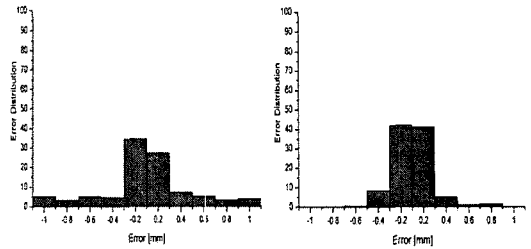


Fig. 13 Responses of 10th Epoch(PID-NN)



(a) X-axis (b) Y-axis

Fig. 14 Error Distribution(PID)



(a) X-axis (b) Y-axis

Fig. 15 Error Distribution(PID-NN)

수함을 시사한다. 이로부터 신경회로망 제어가 실제 시스템에 내재된 비선형성들을 학습 보상하여 강인한 제어성능을 나타냄을 알 수 있다.

일반적으로 신경회로망 설계에서 뉴런과 레이어(layer)의 갯수, 사용된 학습 알고리즘과 스퀘싱(squashing)함수가 시스템 제어성능에 영향을 미친다. 정확성(accuracy)을 중시하다 보면 연산시간이 부담으로 작용할 수 있으므로 양자의 적절한 조화가 요구된다. 본 연구에서는 비교적 간단한 신경회로망 모델로 만족할만한 제어성능을 얻을 수 있었다. 기존의 최적제어나 모델기준적응제어(MRAC)는 선형플랜트를 대상으로 알고리즘이 유도되었으므로 내재된 비선형성과 외란을 보상하는 대책이 필요하다. 특히 단일 비선형이나 외란의 경우는 제어회로 내에서 보상이 비교적 용이하나, 이들이 복합적으로 존재할 때는 보상에 어려움이 있다. 이에 반하여 신경회로망은 모든 종류의 비선형 요소를 맵핑(mapping)할 수 있는 능력이 있으므로, 본 연구의 공압시스템 제어에 탁월한 효과를 보인 것으로 사료된다.

5. 결 론

공압 NC축을 제어대상 플랜트로 설정하고, 자동 계수조정 알고리즘에 의해 구해진 PID제어기와 여기에 신경회로망을 결합시킨 PID-NN제어기의 성능을 비교 검토하였다. 그 과정에서 자력식 진동을 이용한 모델링 방법을 비선형성이 내재되어있는 공압서보 시스템에 적용하여, 등가시상수를 갖는 전달함수를 유도하고 제어기 설계에 이용하였다. 유사 타원형 모양의 궤적을 추적하는 실험을 수행한 결과, PID제어의 경우 XY축 시간 응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 크게 나타나며, 결국 원하는 도형의 궤적추적성능

이 크게 떨어지게 나타났다. 반면에 PID-NN제어의 경우 XY축 시간응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 크게 줄어들고, 아울러 원하는 도형의 궤적 추적성능이 크게 향상되었다.

후 기

이 논문은 2004년도 홍익대학교 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음.

참고문헌

- (1) Shih, M. C. and Pai, K. R., 2002, "Development of the Pneumatic Servo Control System," *Fifth JFPS International Symposium on Fluid Power*, Nara, Vol. 1, pp. 11~22.
- (2) Drakunov, S., Hanchin, G. D., Su, W. C. and Ozguner, U., 1997, "Nonlinear Control of a Rodless Pneumatic Servoactuator, or Sliding Modes Versus Coulomb Friction," *Automatica*, Vol. 33, No. 7, pp. 1401~1408.
- (3) Tanaka, K., Sakamoto, M., Sakou, T., Kurigami, M. and Shimizu, A., 1997, "Improved Design Scheme of MRAC for Pneumatic Servo System with Additive External Forces," *Trans. of JSME*, Vol. 63, No. 613, pp. 144~150.
- (4) Konami, S., Nishiumi, T. and Hata, K., 1996, "Identification of Linearized Electro-Hydraulic Servovalve Dynamics by Analyzing Self-Excited Oscillations," *Journal of the Japan Hydraulics and Pneumatics Society*, Vol. 27, No. 4, pp. 143~149.
- (5) Gawthrop., 1996, "Self-tuning PID Control Structures," *IEE Colloquium on Getting the Best Out of PID in Machine Control, Digest No. 1996/287*, pp. 4/1~4/4.
- (6) Matsukuma, T., Fujiwara, A., Namba, M. and Ishida, Y., 1997 "Non-linear PID Controller Using Neural Networks," *International Conference on Neural Networks*, Vol. 2, pp. 811~814.