

신경회로망을 이용한 공압 서보실린더의 운동제어

조승호[#]

Motion Control of Pneumatic Servo Cylinder Using Neural Network

Seung Ho Cho[#]

ABSTRACT

This paper describes a Neural Network based PD control scheme for motion control of pneumatic servo cylinder. Pneumatic systems have inherent nonlinearities such as compressibility of air and nonlinear frictions present in cylinder. The conventional linear 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. Based on the parameters thus identified, a PD feedback compensator is designed first and then a neural network is incorporated. 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 PD control.

Key Words : Neural Network (신경회로망), Pneumatic Servo Cylinder (공압 서보실린더), Reference Model (기준모델), Self-excited Oscillation Method (자려식 진동방법), Equivalent Time Constant (등가시상수)

기호설명

ζ_d : desired damping ratio
 ω_{nd} : desired natural frequency
 K_f : velocity feedback gain
 K_d : displacement transducer gain
 K_o : open loop gain
 K_p : proportional gain
 e_n : amplitude of nonlinear element
 ω_s : frequency of self-excited oscillation wave

τ : equivalent time constant
 P_s : supply pressure
 V_i : input voltage
 u_{i1}, u_{i2} : desired values of neural network for compensating proportional control and derivative control
 u_{n1}, u_{n2} : output values of neural network for compensating proportional control and derivative control
 y_r, y_m : reference model input and output

접수일: 2007년 6월 18일; 게재승인일: 2007년 12월 28일

교신저자: 홍익대학교 기계·시스템디자인공학과

E-mail: shcho@wow.hongik.ac.kr Tel. (02) 320-1682

1. 서론

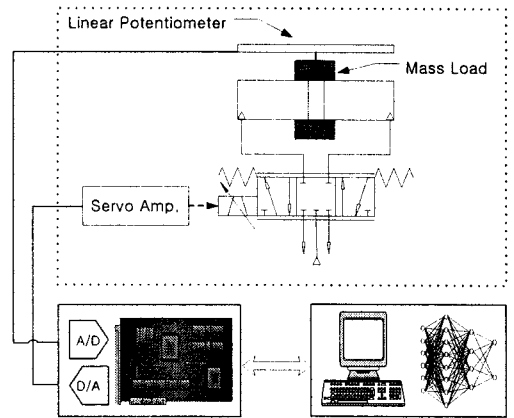
신경회로망은 모든 종류의 비선형 요소를 사상(mapping)할 수 있는 능력이 있으므로 시스템의 모델링과 검증, 고장 파악, 제어 등에서 활발하게 이용되고 있다. 신경회로망을 이용한 제어방법은 기존의 선형제어기와 함께 사용이 가능하고, 비선형 사상을 통하여 비선형 함수를 학습할 수 있기 때문에 순수 선형제어 성능을 향상하는 데 널리 이용되고 있다. 공압 서보 시스템은 공장 자동화를 비롯하여 로봇 구동에도 많은 응용이 되고 있으며, 제어기술 발달 추세에 따라 그 응용 폭은 보다 확대될 것으로 기대된다. 그러나, 공압시스템의 경우 유체 압축성, 비선형마찰, 그리고 작동기의 누설 등에 기인한 고유의 비선형 특성 때문에 선형제어만으로는 제어성능 향상에 한계가 따른다.^{1,3} 국내 연구 동향으로는 공압피스톤의 미소변위 이송방법 및 혼합제어알고리즘 개발, 리커런트 신경회로망을 이용한 공압 로드레스 실린더의 정밀 위치제어, 그리고 온-오프밸브를 이용한 공압실린더의 지능제어가 그동안 수행되었다.^{4,6} 본 연구에서는 PD선형제어기에 신경회로망을 결합시켜 제어성능 향상을 도모한다. 제어대상 플랜트로서 비례 방향제어 밸브와 공압실린더로 구성된 위치 제어시스템을 선정하였다. 그리고 공급압력의 변화, 미지의 비선형 마찰, 그리고 모델링오차 등에 대한 강인성을 실험을 통하여 검토하였다. 수학적 모델링 과정에서는 자력식 진동방법^{7,9}에 대한 실제 실험을 통하여 선형 모델의 동적 파라미터들을 구하였다. 우선 설계된 신경회로망 제어기의 성능을 점검하기 위하여 시뮬레이션을 수행하고, 여기에서 추출된 설계 파라미터들을 실험 초기값 설정에 사용하였다. 전체 시스템의 형태는 기준모델을 설정하고, 플랜트 출력이 기준모델의 출력을 추종하는 구조로 이루어져 있다. 우선 PD제어실험을 수행한 다음, 그 결과를 PD 제어기에 신경회로망을 결합시킨 PD-NN제어실험 결과와 비교하였다.

2. 하드웨어 구성 및 모델링

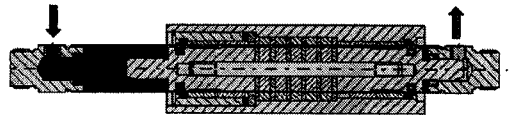
2.1 하드웨어 구성

본 연구에서 사용된 공압 서보시스템의 회로도가 로드레스(rodless)공압실린더의 상세도면과 함께 Fig.1에 도시되어 있다. Fig. 2에는 사용된 공압 실

린더-부하계의 외형도가 나타나있다. 슬라이드 블록(block)을 포함한 부속장치(attachment)가 안내봉(guide bar)을 따라 이동하며 부하로서 작용한다. 변위가 전위차계(potentiometer)에 의하여 측정되며 스트로크는 200mm 이다. 본 연구에 사용된 비례 방향제어 밸브에 대하여 공급압력을 변화시키면서, 입력전압 대 유량을 측정하여 도식화한 것이 Fig.3에 나타나있다. 영점 부근에서의 데드존과



a) Circuit diagram



b) Detailed features of a rodless cylinder

Fig. 1 Servo cylinder drive with Neural Network

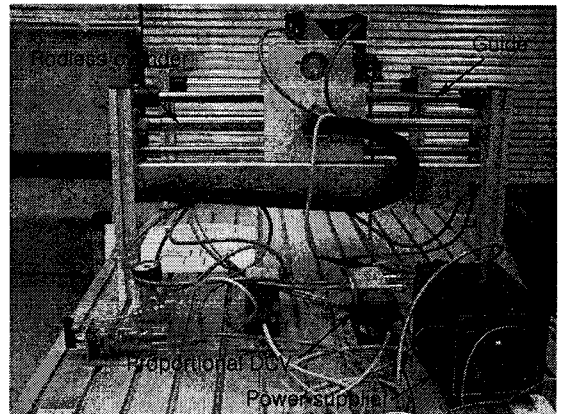


Fig. 2 Rodless cylinder-load system

아울러 포화현상이 나타나고 있다. 신경회로망의 학습능력이 이러한 내재된 비선형특성에 대하여 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 나누어진다. 그러나 공기의 압축성, 공기유동 특성 그리고 누설 등 고유의 비선형성이 내재되어 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,⁹ 자려식 진동방법^{7,9} 을 도입하여 설계 파라미터값들을 구하였다. 자려식 진동방법을 표현하는 블록선도와 이를 이용하여 구한 출력파형의 한 예가 Fig. 4a, 4b에 각각 도시되어 있다. 블록선도의 출력, 즉 자려진동파형의 진폭전압 V_a 와 주파수 ω_s 를 이용하여 고유진동수 ω_n 와 감쇠비 ζ 를 구하였다.

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

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

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

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

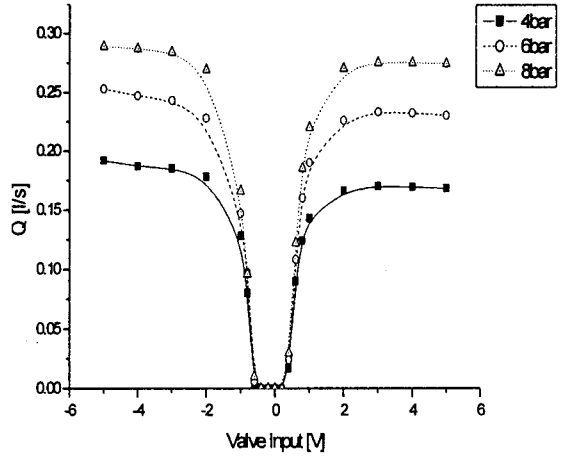
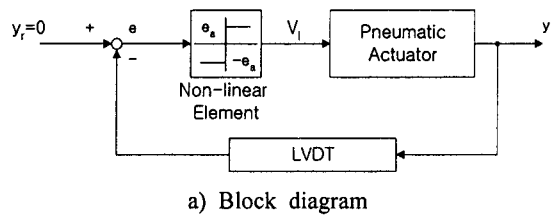
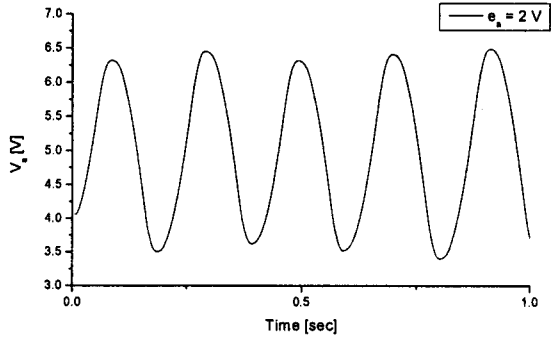


Fig. 3 Flow characteristics of proportional directional control valve



a) Block diagram



b) Self-excited oscillation wave

Fig. 4 Self-excited oscillation system

여기에서 R 은 자려진동파형의 진폭전압(V_a)과 안정한계점에서의 오차전압(e_c)의 비, 즉 $R = V_a/e_c$ 이다. Fig. 4b로부터 비선형요소의 설정전압 $e_a = 2$ Volt 일 때, 출력파형의 진폭 $V_a = 1.4$ Volt, 주파수 $\omega_s = 4.7$ rad/s임을 알 수 있다.

아울러 모델링 과정에서 $\omega_c = 5.9$ rad/s, $e_c = 0.78$ Volt를 사용하였다. 해석결과 감쇠비가 0.9보다 크므로 식(1)을 등가시상수를 사용하여 간략화하였다.⁸ 이로부터 $P_s = 6$ bar일 때, 등가시상수 $\tau = 0.93$ sec, 개루프 게인 $K_o = 394.65$ mm/V로 설정하고

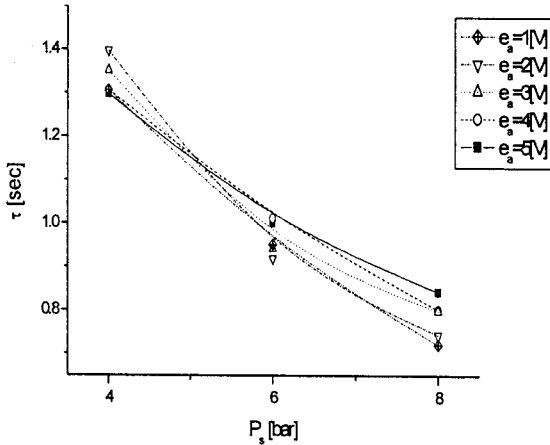


Fig. 5 Equivalent time constant

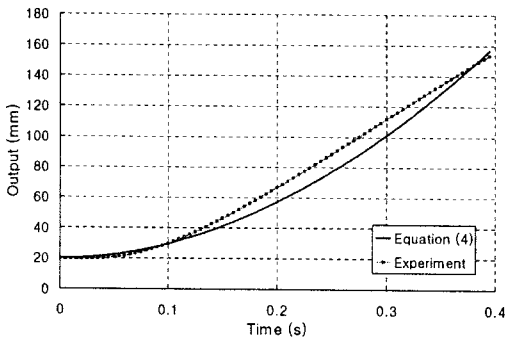


Fig. 6 Validation of linear model ($\tau = 0.93, K_o = 394.65$)

신경회로망 제어기 설계에 사용하였다. 식(4)에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하고, 개회로실험 ($P_s=6\text{bar}, V_f=5\text{Volt}$)결과와 비교한 것이 Fig. 6에 도시되어 있다. 실험결과의 초기응답에서 공압 시스템의 특징인 지연현상이 나타나고 있다. 그러나 전달함수의 시상수가 충분히 커서 이러한 지연현상을 근사적으로 나타내고 있다.

3. 피드백 보상기와 신경 회로망 설계

본 연구에서는 일반적으로 피드백 보상기에 많이 사용되는 PD피드백 제어방식과, 신경회로망과 PD제어기를 결합시킨PD-NN제어방식을 비교하였다. 각각에 대한 블록선도가 Fig. 7과 Fig. 9에 도시되어있다. Fig. 7에서 피드백 게인값은 공압 액츄

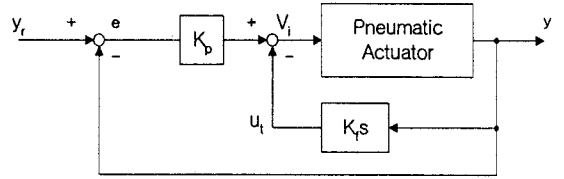


Fig. 7 Feedback control system structure

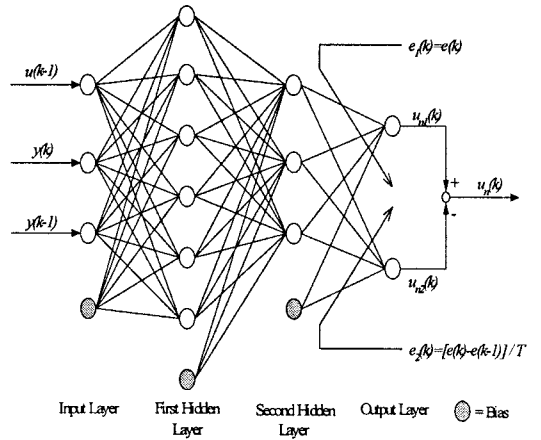


Fig. 8 Neural Network topology

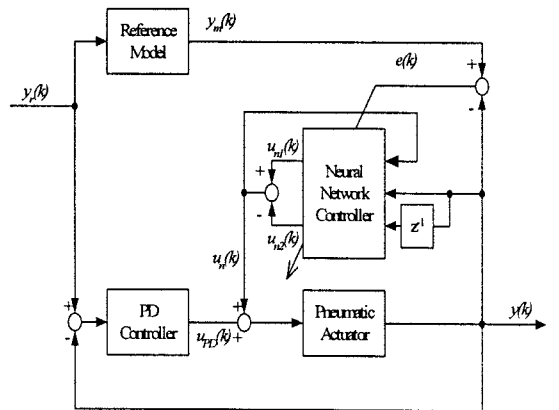


Fig. 9 Overall structure of PD-NN control

$$\frac{y(s)}{y_r(s)} = \frac{\omega_{nd}^2}{s^2 + 2\zeta_d \omega_{nd} s + \omega_{nd}^2} \quad (5)$$

$$K_p = \frac{\tau \omega_{nd}^2}{K_o K_d} \quad (6)$$

$$K_f = \frac{2\tau\zeta_d\omega_{nd} - 1}{K_o K_d} \quad (7)$$

에이터의 동특성을 식(4)로 놓고, 입출력 신호 사이의 원하는 폐회로 전달함수를 식(5)로 설정한 상태에서 구하였다. 식(5)로 나타내지는 기준모델에서 동적 파라미터 값들을 $\zeta_d=1.0$, $\omega_{nd}=3.0$ rad/s로 설정하였다. 제 2장의 실험결과를 이용하여, 피드백 게인 값들을 각각 $K_p=1.0883$, $K_f=0.6485$ 으로 설정하였다. Fig. 7에 도시되어있는 제어전략에 대하여 식(6), (7)로 표현되는 피드백 게인을 사용하는 것은 제어대상 플랜트가 선형일 경우에 한하여 성립한다. 비선형성이 내재된 공압 서보시스템의 제어성능을 보장하는 데는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 Fig. 8에 도시되어 있는 신경회로망을 도입하였다. 회로망은 S상 결장(sigmoidal) 비선형을 가지는 뉴런이 첫 번째 히든 레이어(hidden layer)에 6개, 두 번째 히든 레이어에 3개를 가지도록 구성하였다. 신경회로망을 결합시킨 PD-NN 제어방식의 전체 블록선도가 Fig. 9에 도시되어있다. PD제어기와 공압 액츄에이터로 구성된 피드백시스템 출력 $y(k)$ 가 기준모델출력 $y_m(k)$ 을 추종하도록 구성되었다. 여기에서 신경회로망 출력 $u_{ni(i=1,2)}$ 는 각각 PD제어기의 P제어와 D제어를 보상하는 역할을 수행한다. 피드백 보상기와 신경회로망 설계과정에서 파라미터들을 무차원화 하였으며, 아울러 작동기의 포화를 방지하기 위해 출력범위 값의 범위를 60mm~160mm (8V에서 2V)사이에서 사용하였다. 역전파(Back Propagation)알고리즘¹⁰ 을 사용하여, 각 뉴런들 사이의 가중치와 바이어스가 목표값 $u_{ni(i=1,2)}$ 와 신경회로망 출력값 $u_{ni(i=1,2)}$ 사이의 오차를 최소화하도록 변화하게 하였다. 실험을 수행하기 전에 시뮬레이션으로 오프라인(off-line)훈련을 수행한 결과가 Fig. 10에 도시되어있다. Fig. 10은 최종훈련을 마쳤을 때, 즉 300회(epoch)를 학습한 이후의 응답을 나타낸다.

이 때 학습율은 $\alpha=0.0005$ 와 0.003 사이에서 변화시켜 학습하도록 하였다. 300회의 데이터 학습으로 RMS(Root Mean Square) 오차값이 수렴되었고, 이때의 IES값은 10435에 도달했다. 학습율에 따른 IES값이 Fig. 11에 도시되어있다. Fig. 10으로부터 출력값 y , $u_{ni(i=1,2)}$ 이 각각 목표값 y_m , $u_{ni(i=1,2)}$ 에 잘 추종하는 것을 알 수 있다.

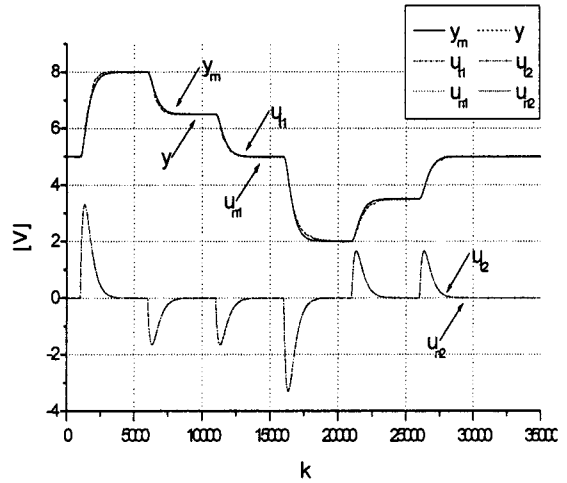


Fig. 10 Training data sets

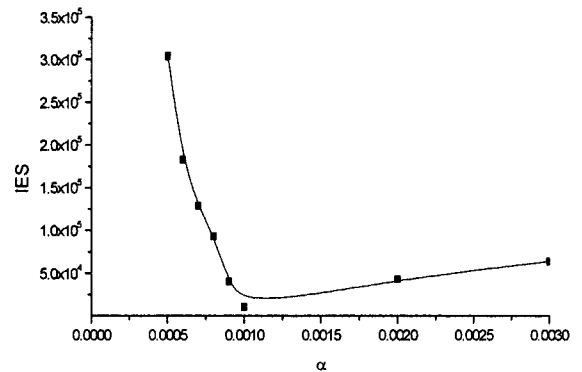
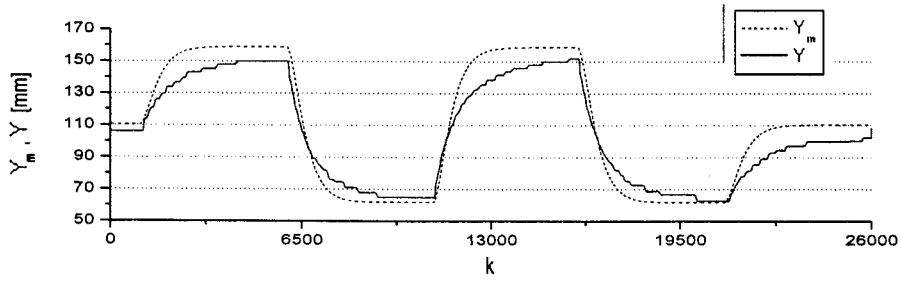


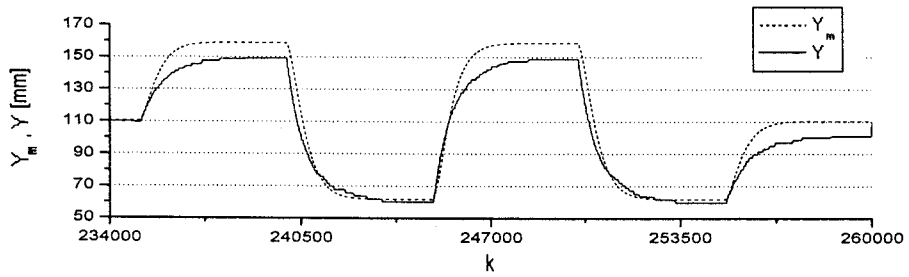
Fig. 11 IES according to learning rate

4. 실험결과 및 고찰

따라서 Fig. 9에 도시된 전체 제어구조에 따라 우선 PD-NN 제어실험을 수행하고, 그 결과를 PD피드백 제어와 비교하였다. 기준모델의 회망 감쇠비와 고유진동수는 각각 $\zeta_d=1.0$, $\omega_{nd}=3.0$ rad/s, 그리고 샘플링 주기는 비례제어밸브의 대역폭을 고려하여 $T=1.0$ msec로 설정하였다. 공급압력이 6.0bar인 상태에서 입력신호로서 진폭65mm의 구형파(square wave)를 사용하여 실험하였다. PD피드백 제어 결과와 PD-NN 제어결과가 각각 Fig. 12와 Fig. 13에 도시되어 있다. PD피드백 제어 결과 1회째 응답에서 상당한 추적오차가 발생하고 있으며, 10회째 응답에서도 추적오차가 크게 개선되지 않고 있다. 역시 선형제어의 한계성을 보여주고 있다.

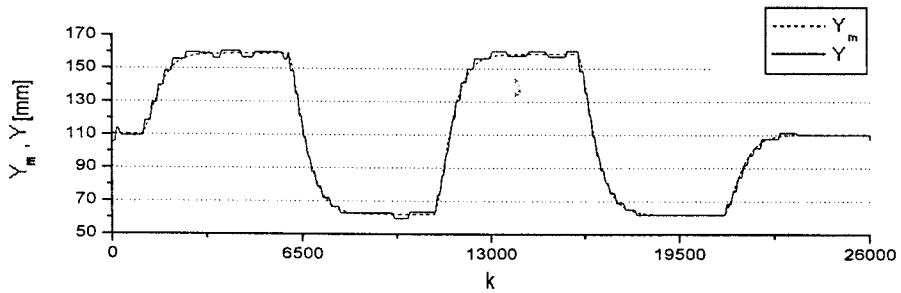


(a) 1st Epoch

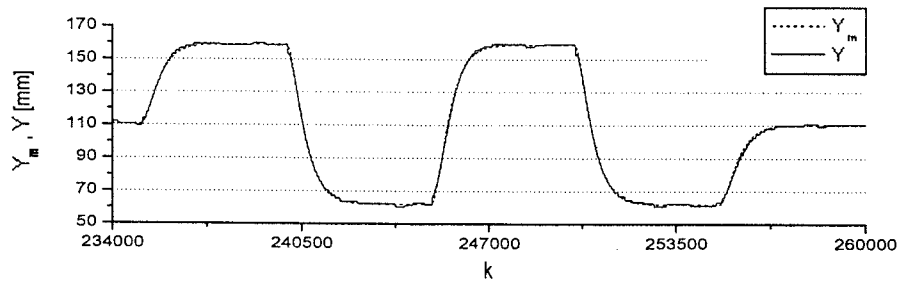


(b) 10th Epoch

Fig. 12 Responses under PD control



(a) 1st Epoch



(b) 10th Epoch

Fig. 13 Responses under PD-NN control

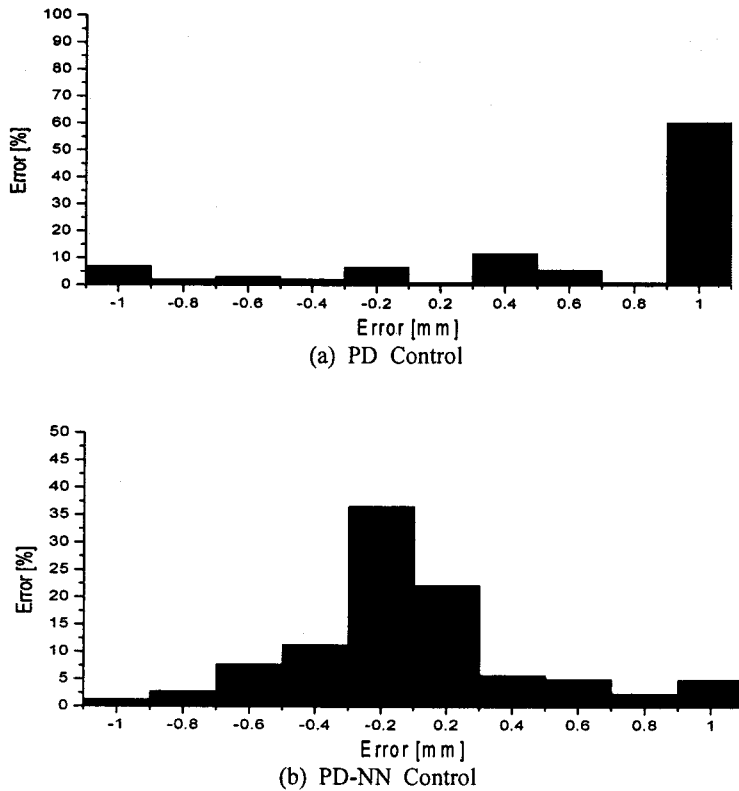


Fig. 14 Comparison of error distribution

반면에 PD-NN 제어 결과, 1회째 응답에서 약간의 추적오차가 발생하고 있으며, 10회째 응답에서는 추적오차가 현격하게 줄어들었다. 이는 신경회로망이 갖는 비선형성 학습 및 보상효과에 기인하는 것으로 사료된다. 아울러 PD피드백 제어와 PD-NN 제어에 대한 위치 추적오차 분포도가 Fig. 14에 도시되어 있다. PD피드백 제어 결과, 위치오차 분포에서 1.0mm 이상의 오차가 발생하는 빈도가 거의 대부분을 차지하고 있다. 반면에 PD-NN 제어결과, 위치오차 분포에서 1.0mm 이상의 오차가 발생하는 빈도가 현저히 감소하였고, 아울러 -0.2mm에서 오차발생 빈도가 현저히 증가하였다. 이는 PD-NN 제어가 PD피드백 제어보다 우수함을 입증한다. 온라인 훈련이 수행되는 동안 적당한 학습율 α 를 찾아내는 것은 중요하다. 높은 학습율을 선택하면 시스템이 불안정해진다. 이에 반하여, 낮은 학습율에서는 충분한 훈련 효과가 얻어질 수 없었다. 본 논문에서 학습율은 0.0005와 0.003사이에서 선택되었다. 실제로 신경회로망 제어에서 기준모델 추적오차는 반복횟수(epoch수)가 증가할수록 더욱 감소하였다.

이는 반복시간이 경과할수록 시스템에 내재된 비선형성에 대하여 신경회로망의 학습 및 적응능력이 우수함을 시사한다.

5. 결론

비선형성이 내재되어있는 공압서보 실린더-부하계의 강인한 운동제어를 위하여 PD제어기와 평행으로 결합된 신경회로망 제어기가 제시되었다. 개회로 전달함수의 설계 파라미터들을 추정하기 위하여 자려식 진동방법이 이용되었으며, 아울러 등가시상수를 가진 개회로 전달함수를 유도하였다. 이를 기초로 우선 PD 피드백 제어기를 설계하고 신경회로망을 결합하였다. 실제 실시간 실험에서의 가능성을 미리 검증하기 위하여 신경회로망을 오프라인 시뮬레이션으로 훈련하였다. 실험결과의 성능을 검증하기 위하여 IES값을 도입하여 제어기 성능을 비교하였다. 본 논문에서 제안된 PD-NN 제어기는 기준모델의 추적성능에 있어서 PD피드백 제어보다 우수한 성능을 보여주었다.

후 기

이 논문은 2006학년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음.

참고문헌

1. Tanaka, K., Sakamoto, M., Sakou, T., Kurigami, M. and Shimizu, A., "Improved design scheme of MRAC for pneumatic servo system with additive external forces," *Trans. of JSME*, Vol. 63, No. 613, pp. 144-150, 1997.
2. Drakunov, S., Hanchin, G. D., Su, W. C. and Ozguner, U., "Nonlinear control of a rodless pneumatic servoactuator, or sliding modes versus Coulomb friction," *Automatica*, Vol. 33, No. 7, pp. 1401-1408, 1997.
3. Shih, M. C. and Pai, K. R., "Development of the pneumatic servo control system," *Fifth JFPS International Symposium on Fluid Power*, Vol. 1, pp. 11-22, 2002.
4. Roh, C. H. and Kim, Y. S., "Development of the small-displacement-movement of pneumatic piston and the hybrid control algorithm for precision position control," *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, Vol. 18, No. 7, pp. 40-45, 2001.
5. Roh, C. H., Kim, Y. S. and Kim, S. H., "The precision position control of the pneumatic rodless cylinder using recurrent neural networks," *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, Vol. 20, No. 7, pp. 84-90, 2003.
6. Ahn, K. K., Pyo, S. M., Song, I. S., Lee, B. R. and Yang, S. Y., "Intelligent control of pneumatic actuator using on/off valve," *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, Vol. 20, No. 8, pp. 86-93, 2003.
7. Konami, S., Nishiumi, T. and Hata, K., "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, 1996.
8. Nishiumi, T. and Konami, S., "An application of the identification method using self excited oscillation to hydraulic motor/load system," *10th Bath International Fluid Power Workshop*, pp. 381-395, 1997.
9. Noskievic, P., "Identification of the pneumatic servo system using the self-excited oscillation," *Proceedings of the 6th JFPS International Symposium on Fluid Power*, pp. 7-10, 2005.
10. Fausett, L., "Fundamentals of Neural Networks," Prentice Hall, pp. 289-300, 1994.