

신경회로망을 이용한 공압서보 XY-플로터의 운동제어

황운규* · 조승호*

(2003년 9월 29일 접수, 2004년 2월 18일 심사완료)

Motion Control of a Pneumatic Servo XY-Plotter using Neural Network

Un Kyoo Hwang and Seung Ho Cho

Key Words: Neural Network(신경회로망), Pneumatic Rodless Cylinder(공압 무로드 실린더), Self-excited Oscillation(자력진동), Trajectory Tracking Control(궤적추적제어),

Abstract

This paper deals with the issue of Neural Network-based control for a rodless pneumatic cylinder system which is utilized for a pneumatic XY-plotter. In order to identify the system design parameters, the open loop response of a pneumatic rodless cylinder controlled by a pneumatic servovalve is investigated by applying a self-excited oscillation method. Based on the system design parameters, the PD feedback compensator is designed and then Neural Network is incorporated with it. The experiment of a trajectory tracking control using a PD-NN has been performed and proved its excellent performance by comparing with that of a PD feedback compensator.

기호설명

ζ, ζ_d : 감쇠계수, 원하는 감쇠계수
 ω_n, ω_{nd} : 고유진동수, 원하는 고유진동수
 K_p, K_f : 위치, 속도피드백 게인
 K_d, K_o : 변위변환기 게인, 개루프 게인
 e_a : 비선형요소의 설정값
 ω_s : 자력진동파형의 주파수
 V_a : 자력진동파형의 진폭
 τ : 등가 시상수
 u_{n1} : 비례제어 보상을 위한 신경회로망 목표값
 u_{n2} : 미분제어 보상을 위한 신경회로망 목표값

u_{n2} : 미분제어 보상을 위한 신경회로망 목표
 u_{n1} : 비례제어 보상을 위한 신경회로망 출력값
 u_{n2} : 미분제어 보상을 위한 신경회로망 출력값
 y_r, y : 목표값, 플랜트 출력값

1. 서론

공압 액추에이터는 저비용, 경량, 소형 등의 이점을 갖고 있으므로 다양한 분야에서 각종 자동기계의 조작용으로서 광범위하게 사용된다. 그러나 공압 시스템에는 공기의 압축성에 기인한 저장성과 압력 응답 지연, 가동부의 마찰력변동 등, 시스템 제어 성능에 악영향을 미치는 비선형인자가 내재되어 있어, 지금까지 대부분은 간단한 작업을 담당하였다.

최근 로봇릭스, 메카트로닉스의 현저한 발전 가운데 공압시스템의 고기능화, 고성능화가 요망되어, 각종 제어방식이 개발되었다.⁽¹⁻³⁾ 신경회로망(Neural Network ; NN)은 모든 종류의 비선형 요소를 맵핑(mapping)할 수 있는 능력이 있으므로

† 책임저자, 회원, 홍익대학교 대학원 기계공학과

E-mail : system07@hanafos.com

TEL : (02)6734-5038

* 홍익대학교 기계·시스템디자인공학과

시스템의 모델링과 검증, 고장 파악, 제어 등에서 활발하게 이용되고 있다. 본 연구에서는 이를 공압 서보방식으로 구동되는 XY플로터에 적용하여 제어성능 향상을 도모한다. 선형화된 플랜트 전달함수에 기초하여 신경회로망 피드백 제어 시스템을 설계하고, 온라인 훈련에 의하여 단일 위치 제어 계획에서 압력변화에 의한 특성과 정상상태 오차 개선을 시도하였다. 우선 공압 서보시스템의 설계파라미터를 추출하기 위하여, 자려진동법⁽⁴⁾을 사용하여 선형 2차 동적모델을 유도하였다. 그리고 이를 기초로 PD피드백 보상기를 설계한 다음, 내재된 비선형성을 제어하기 위하여 신경회로망을 결합시킨 PD-NN제어를 유도하였다. 아울러 실험을 통하여 PD피드백 보상제어와 PD-NN제어의 성능을 비교하였다.

2. 공압 서보시스템 구성

2.1 실험장치 구성

신경회로망을 이용한 공압 서보시스템의 개략도가 Fig.1에 도시되어 있다. 그리고 실험에 사용된 공압 XY-플로터의 외형도가 Fig.2에 도시되어 있다. 비례제어밸브에 의하여 제어되는 공압실린더 2개가 플로터 구동장치로서 사용되었으며, 아울러 실린더 위치를 측정하기 위한 변위변환기(이하 LVDT)와 제어기로서 64비트 PC가 사용되었다. 공압실린더는 무로드(rodless) 형태로서, 스트로크는 각각 200mm(X축), 300mm(Y축)이고, 안내면(guide) 상에서 운동하는 블록(block)이 질량부하로서 작용한다. 사용된 3위치 5포트 공압 서보밸브에 대하여 공급압력을 변화시키면서, 입력 전압 대 유량을 측정하여 도식화한 것이 Fig.3에 나타나있다. 두개의 그래프가 일치하지 않는 것은 X축과 Y축의 부하특성이 다르기 때문이다. 이러한 비선형특성에 대하여 신경회로망의 학습능력이 제어성능을 어느 정도 개선할 수 있는지가 본 연구에서의 주요 관심사이다.

2.2 시스템 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 내재되어 있고, 또한

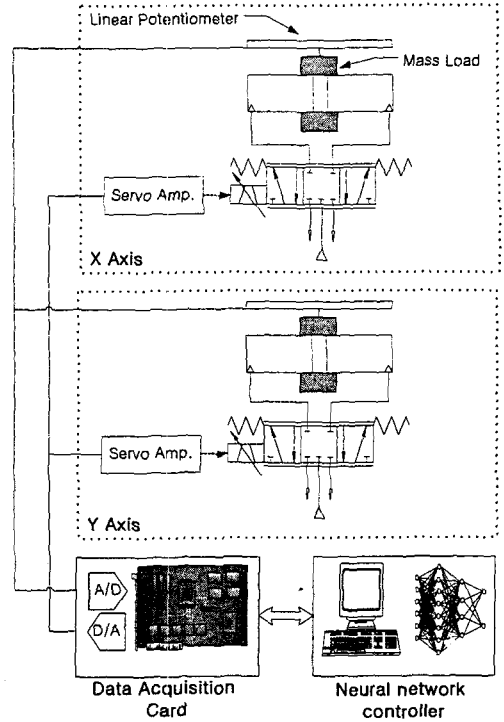


Fig. 1 Electro-pneumatic servo cylinder drive with Neural Network.

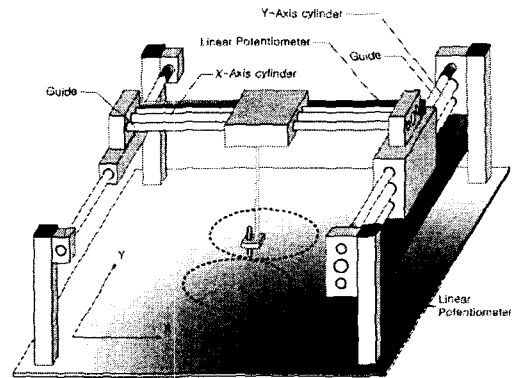


Fig. 2 Overall structure of a pneumatic servo XY-plotter

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 선형화시킨 다음, Fig. 4에 도시된 자려식 진동방법⁽⁴⁾을 도입하여 동특성 파라미터값들을 구하였다.

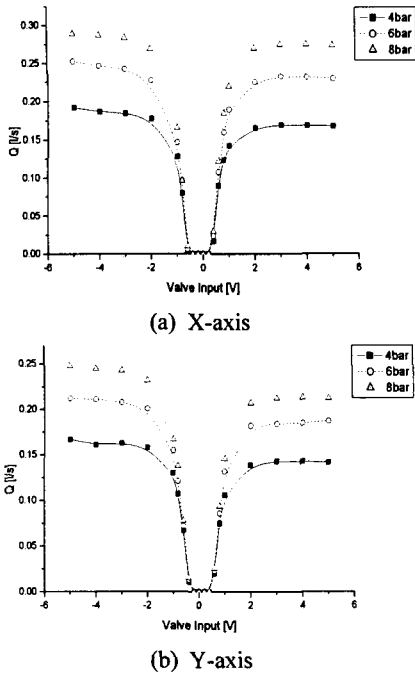


Fig. 3 Flow characteristics of proportional directional control valve

Fig. 4의 회로로부터 발생되는 자력진동 출력파형의 진폭 V_a 와 주파수 ω_s 를 이용하여 고유진동수와 감쇠비를 구하였다.⁽⁴⁾

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

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

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

여기에서 ξ 은 자력진동파형의 주파수와 안정한계점에서의 주파수의 비, 즉 $\xi = \omega_s / \omega_c$ 로이며, R 은 자력진동파형의 진폭전압과 안정한계점에서의 편차전압의 비, 즉 $R = V_a / e_c$ 이다. K_o 는 밸브입력전압에 따른 실린더 변위차이다. K_d 는 LVDT 이득이며 본 논문에서는 1이다. 이때, 공압 X-Y플로터 파형의 진폭의 변화량이 5% 이내

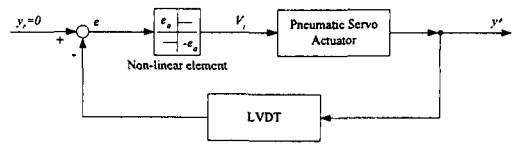


Fig. 4 Self-excited oscillation system of pneumatic servo cylinder system

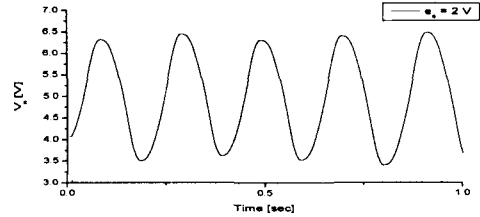
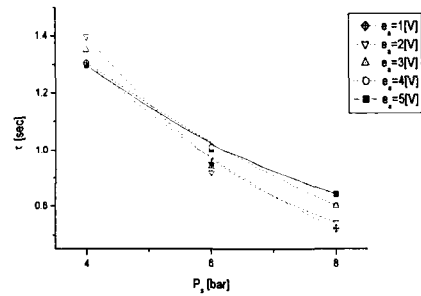
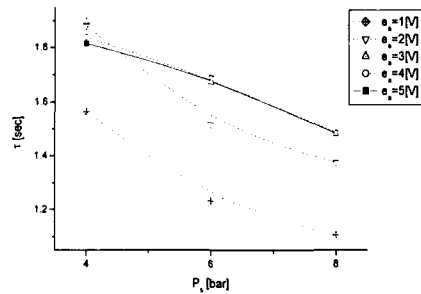


Fig. 5 Typical self-excited oscillation wave



(a) Equivalent time constant of X-axis



(b) Equivalent time constant of Y-axis

Fig. 6 Identified parameters by self-excited oscillation method

로 수렴하는 지점을 안정한계점으로 설정하였다. 감쇠비가 0.9보다 크면, 위의 식 (1)은 등가시상수 τ 를 사용한 간략화된 전달함수식 (4)로 표현가능하다. Fig. 4에 도시된 자력식 진동방법을 이용하여 구한 출력파형이 Fig. 5에 도시되어 있다.

이로부터

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

비선형요소의 설정전압 $e_a=2$ Volt 일때, 출력과 형의 진폭 $V_a=1.4$ Volt, 주파수 $\omega_s=4.7$ rad/s임을 알 수 있다. 공급압력 P_s 와 비선형요소의 설정전압 e_a 를 변화시키면서 XY축에 대한 등가시상수를 구한 결과가 Fig.6에 도시되어 있다. 이로부터 $P_s=6$ bar일 때 X축에 대하여 등가 시상수 $\tau=0.93$ sec, 게루프 게인 $K_o=394.65$ mm/V, 그리고 Y축에 대하여 $\tau=1.53$ sec, 게루프 게인 $K_o=318.22$ mm/V로 설정 하고 신경회로망 제어기 설계에 사용하였다.

3. 피드백 보상기와 신경회로망 설계

본 연구에서는 일반적으로 피드백 보상기에 많이 사용되는 PD피드백 제어방식과 신경회로망을 결합시키는 PD-NN제어방식을 비교하였다. 각각에 대한 블록선도가 Fig.7과 Fig.9에 도시되어 있다. Fig.7에서 피드백 게인값은 공압 액추에이터의 동특성을 식(4)로 놓고, 입출력 신호사이의 원하는 폐회로 전달함수를 식(5)로 설정한 상태에서 구하였다.

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

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

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

기준모델의 설계파라미터를 $\zeta_d=1.0$, $\omega_{nd}=3$ rad/s로 설정하고, 앞장 Fig.6의 실험데이터들을 이용하여 각각의 축에 대한 피드백 게인값들을 구하면 다음과 같다.

X축 : $K_p=0.5297$, $K_f=0.2992$

Y축 : $K_p=1.0883$, $K_f=0.6485$

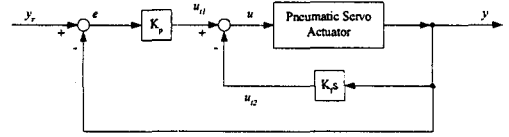


Fig.7 Position control system of pneumatic servo actuator.

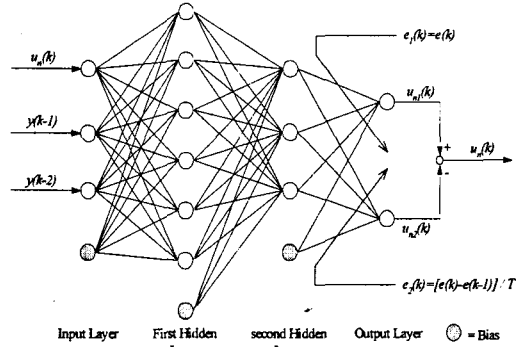


Fig.8 Neural Network topology

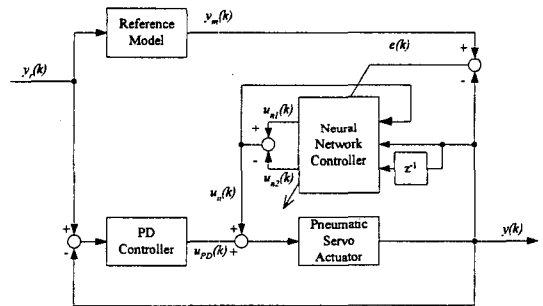


Fig.9 Overall structure of PD-NN control

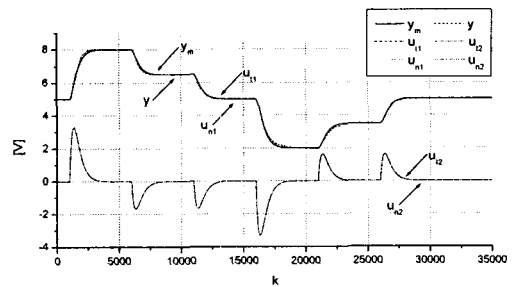
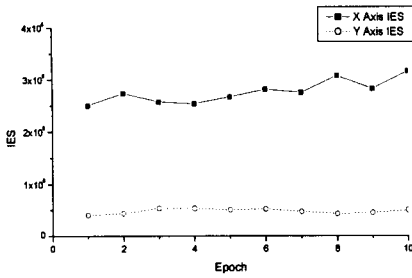
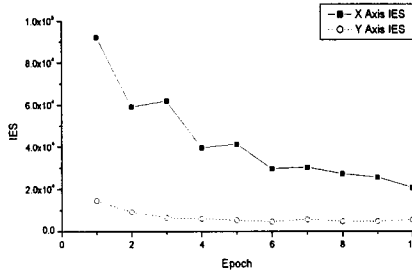


Fig. 10 Training data sets

Fig. 7에 도시되어 있는 제어전략에 대하여 식 (6), (7)로 표현되는 피드백 게인을 사용하는 것은 제어



(a) PD feedback compensation



(b) PD-NN control

Fig. 11 Comparison of IES

대상 플랜트가 선형일 경우에 한하여 성립하므로, 비선형성이 내재되어 있는 공압 서보시스템의 제어성을 보장하는 데는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 Fig. 8에 도시되어 있는 신경회로망을 도입하였으며, 회로망은 S상 결장(sigmoidal) 비선형성을 가지는 뉴런이 첫 번째 히든 레이어(hidden layer)에 6개, 두 번째 히든 레이어에 3개를 가지도록 구성하였다. 신경회로망을 이용하여 제어하는 PD-NN방식의 전체시스템 블록선도가 Fig. 9에 도시되어 있다. Fig. 9에서 신경회로망의 출력 u_{n1} , u_{n2} 는 각각 PD제어기의 P제어와 D제어를 보상하는 역할을 수행한다. 보상피드백 보상기와 신경회로망 설계에서 파라미터들은 무차원화 되었으며, 작동기의 포화상태를 방지하기 위해 출력변위값의 범위를 60mm에서 160mm(8V에서 2V)의 신호를 사용하였다. 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 이용하면, 각 뉴런들 사이에 가중치와 바이어스는 목표값 $u_{ii(i=1,2)}$ 와 신경 회로망 출력값 $u_{ni(i=1,2)}$ 사이의 오차를 최소화하도록 점진적으로 변화한다. 실험을 수행하기 전에 시뮬레이션으로 오프라인(off-line)훈련을 수행한 결과가 Fig. 10에 도시되어 있다. Fig. 10은 최종훈련을 마쳤을 때, 즉 300회(epoch)를 학습한 이후의 응답을 나타낸다. 이 때 학습율은 $\eta = 0.0001$ 과 0.001 사이에서 변화시켜 학습하도록

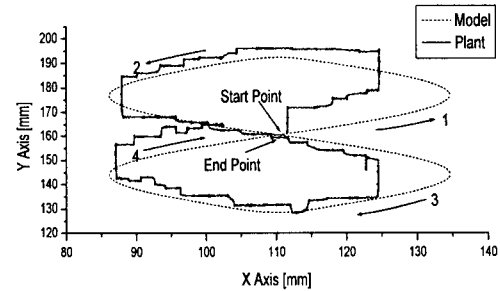
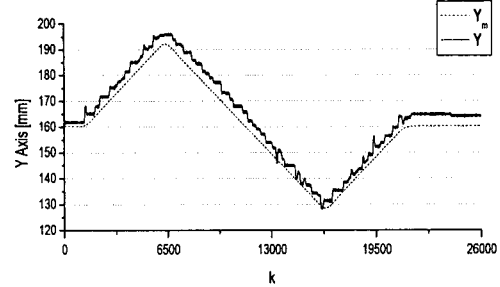
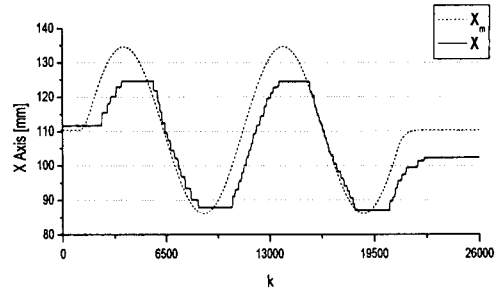


Fig. 12 Experimental results during first epoch (PD feedback compensation)

하였다. 300회의 데이터 학습으로 RMS(Root Mean Square) 오차값이 수렴되었고, 이때의 IES(Integral of Error-Squared)값은 4.9×10^4 에 도달했다. Fig. 10으로부터 출력값 y , $u_{ni(i=1,2)}$ 이 각각 목표값 y_m , $u_{ii(i=1,2)}$ 에 잘 추종하는 것을 알 수 있다.

4. 신경회로망을 이용한 궤적추적 실험

실험에서 사용한 기준모델(Fig. 9의 reference model)의 감쇠비와 고유진동수는 각각 $\zeta_d = 1.0$, $\omega_{nd} = 3$ rad/s로서 전달함수는 식 (5)를 사용하였다. 실험에서 사용한 공압압력은 $P_s = 6$ bar이고, 샘플링 주기는 $T=1$ msec이다. Fig.9에서 기준모델

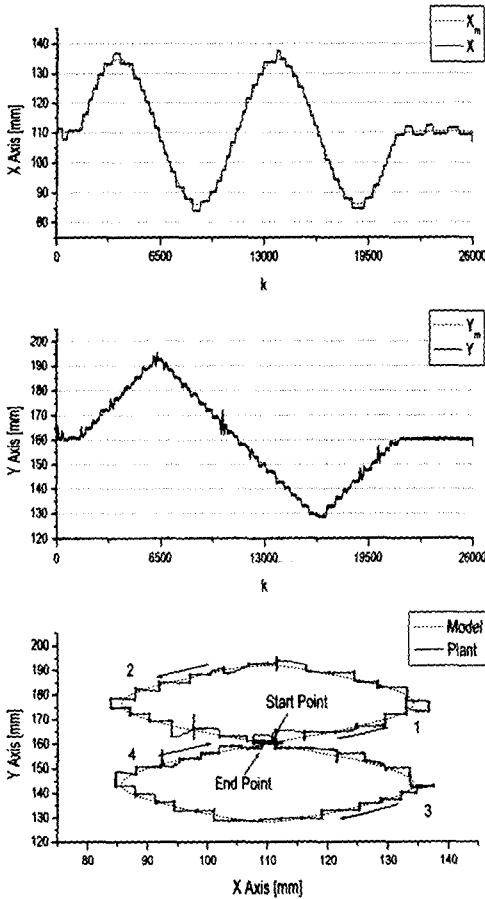


Fig. 13 Experimental results during first epoch (PD-NN control)

의 출력 y_m 과 플랜트 출력 y 사이의 오차는 신경회로망으로 입력되어지고, 출력 신호 $u_{mi}(i=1,2)$ 를 보정하기 위하여 신경회로망을 구성하는 각 뉴런의 가중 값과 바이어스가 조정된다. 여기에는 역전파 알고리즘이 사용되어 부하변동, 작동 상태, 관성부하, 마찰저항 그리고 공급 압력변화 등에 강인한 제어성능을 부여하고 있다. 역전파 알고리즘에서 오차신호는 일반적으로 신경회로망 출력과 희망신호 사이의 차이가 되나, Fig. 9에 제안된 제어개념에서는 출력신호 즉, 실린더 위치 y 가 신경 회로망 입력신호 및 오차신호에 이용된다. 학습률의 선택에 있어서는 높은 학습률의 선택은 약간의 불안정성을 야기한다. 이에 반하여 낮은 학습률에서는 충분한 훈련 효과가 얻어질 수 없다. 그러므로 학습률은 0.0001과 0.001

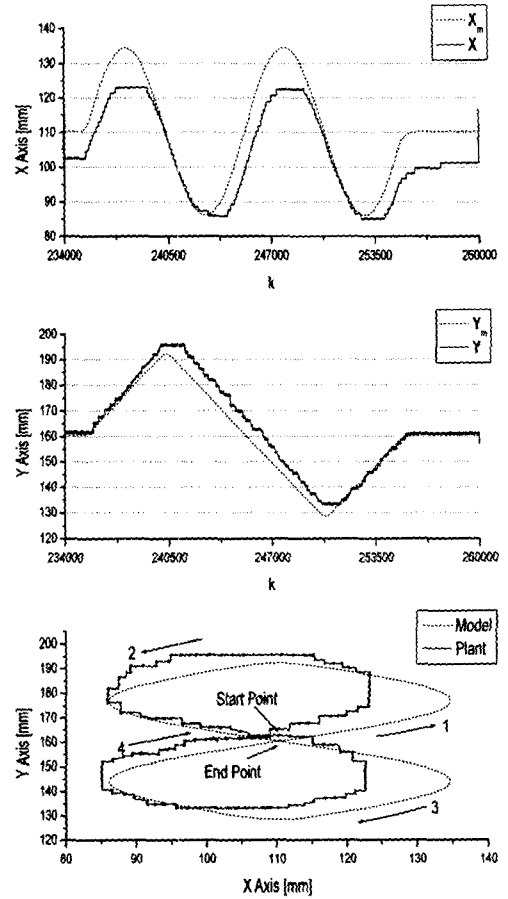


Fig. 14 Experimental results during 10th epoch (PD feedback compensation)

사이에서 변화하도록 설정되었다. Fig. 11에는 PD 피드백 보상결과와 PD-NN 제어결과를 이용한 IES값을 도시하였다. PD피드백 보상기 사용시 1회제 실험결과가 Fig. 12에, 그리고 PD-NN 제어기 사용시 1회제 실험결과를 Fig. 13에 도시하였다. 아울러 10회제 실험결과들을 Fig. 14, Fig. 15에 각각 도시하였다.

그림에서 보이듯이 PD피드백 보상의 경우 XY축 시간응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 크게 나타나며, 결국 원하는 도형의 궤적 추적성능이 크게 떨어지고 있다. 반면에 PD-NN 제어의 경우 XY축 시간응답에서 입출력신호 사이에 정상상태 오차가 크게 줄어들고, 아울러 원하는 도형의 궤적 추적성능이 크게 향상됨을 알 수 있다. Fig. 13과 Fig. 15을 비교하면, 10회 반복 후 실험 결과가 1회 반복 후 결과보다 현저히 상승함을 알 수 있으며, 이는 공기의 압축성이나 비

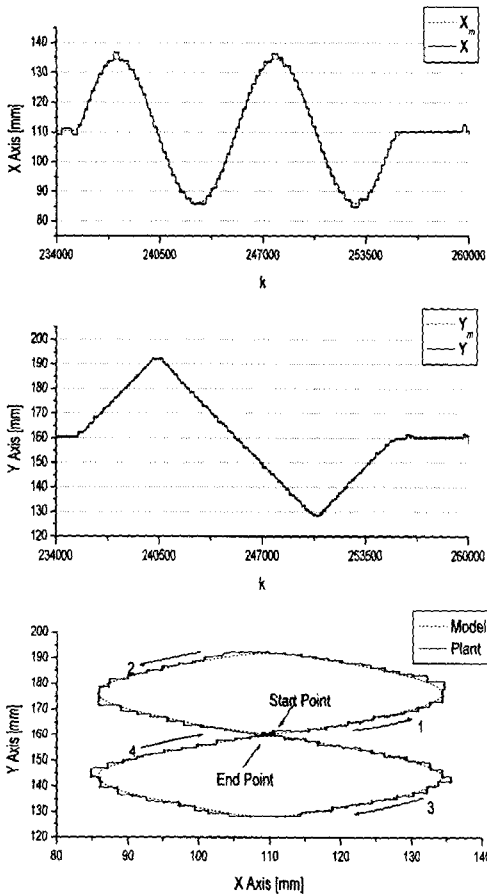


Fig. 15 Experimental results during 10th epoch (PD-NN control)

선형 마찰 등과 같은 내재된 비선형성에 대한 학습효과가 반복 횟수의 증가에 따라 증진됨을 보여준다. PD-NN 제어기에서는 오버슈트와 정상상태 오차는 4회 반복후면 대부분 없어졌다. 위의 그림들로부터 10회 반복 입력 후에는 PD-NN제어기의 경우가 PD 피드백 보상에 비하여 IES값이 약 10배 이상 더 작게 나타나며 기준모델의 신호를 거의 완벽하게 추종함을 알 수 있다. 이는 오랜 반복 시간이 경과할수록 실시간 시스템에서 신경회로망 제어기의 적응능력이 시스템 파라미터 변화에 대하여 충분히 강인함을 보여준다.

5. 결론

공압서보 XY-플로터의 궤적운동을 PD피드백 보상방식으로 수행하고, 신경회로망의 결합에 의하여

궤적추적 성능 향상을 도모하였다. 그 과정에서 자러식 진동을 이용한 모델링 방법을 비선형성이 내재되어 있는 공압서보시스템에 적용하여, 등가시상수를 갖는 전달함수를 유도하고 제어기 설계에 이용하였다. 1회제 실험결과보다 10회제 실험결과 성능이 월등히 우수함을 보임으로써, 신경회로망의 공압서보 시스템에의 실용화 가능성을 증진시켰다. 실험결과를 이용하여 구한 IES값의 비교를 통하여 신경회로망 제어기의 성능을 고찰한 결과, 본 논문에서 제안된 PD-NN 제어기는 PD피드백 보상방식보다 10배 이상 뛰어난 성능을 유지할 수 있었다. 본 연구에서의 PD-NN제어기는 실험을 통하여 공급압력이나 부하의 변동 또는 공기의 압축성, 비선형마찰과 같은 내재된 비선형성에 충분히 강인한 성능을 보여주었다. 출력파형에 나타나는 미소 리플(ripple)은 공급압력의 불균일, 공기압축성, 관로동특성, 그리고 밸브성능 등이 복합적으로 영향을 미친 것으로 사료되며 계속적인 검토가 필요하다.

참고문헌

- (1) 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.
- (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) 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.
- (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) Nishiumi, T., and Konami, S., 1997, "An Application of the Identification Method Using Self Excited Oscillation to Hydraulic Motor/Load System," *10th Bath International Fluid Power Workshop*, pp.381~395.