

< 논문 >

공압 서보실린더의 신경회로망 결합형 적응제어

조 승 호[†] · 장 윤 성^{*}

(2004년 8월 3일 접수, 2004년 11월 10일 심사완료)

Adaptive Control Incorporating Neural Network for a Pneumatic Servo Cylinder

Seung Ho Cho and Yun Seong Jang

Key Words: Model Reference Adaptive Control(모델기준 적응제어), Neural Network(신경회로망), Pneumatic Servocylinder(공압 서보실린더), Trajectory Tracking Control(궤적추적제어)

Abstract

This paper presents a design scheme of model reference adaptive control incorporating a Neural Network for a pneumatic servo system. The parameters of discrete-time model of plant are estimated by using the recursive least square method. Neural Network is utilized in order to compensate the nonlinear nature of plant such as compressibility of air and frictions present in cylinder. The experiment of a trajectory tracking control using the proposed control scheme has been performed and its effectiveness has been proved by comparing with the results of a model reference adaptive control.

1. 서 론

공압 서보시스템은 대기의 온도와 습도, 부하 등 플랜트 주위 환경의 영향으로 작동특성이 변화하기 쉽다. 더욱이 공기의 압축성에 기인한 저항성과 압력응답 지연, 가동부의 마찰력변동 등, 시스템 제어성능에 악영향을 미치는 비선형인자가 내재되어 있어, 선형제어만으로는 양호한 성능을 보장하기 어렵다. 최근 로봇틱스, 메카트로닉스의 현저한 발전 가운데 공압시스템의 고기능화, 고성능화가 요망되어, 각종 제어방식이 개발되었다.^(1,2) PID제어와 최적제어는 플랜트의 특성 변동 때문에 고정도의 위치제어에 충분한 제어성능을 얻을 수 없는 문제점이 있으므로, 이에 대응

하여 제어기를 적응적으로 구성하는 적응제어가 공압서보 시스템에 응용되어, 제어성능을 향상시키려는 시도가 이루어졌다.⁽³⁾ 그러나 적응제어는 미지의 플랜트 파라미터 값들을 추정할 수 있는 장점이 있는 반면에, 선형 플랜트를 대상으로 알고리즘이 유도되었으므로 내재된 비선형성과 외란을 보상하는 대책이 필요하다. 따라서 여기에 신경회로망(Neural Network ; NN)을 결합시켜 제어성능을 개선하려는 시도들이 행하여 졌다.⁽⁴⁻⁶⁾ 신경회로망은 모든 종류의 비선형 요소를 맵핑(mapping)할 수 있는 능력이 있으므로 시스템의 모델링과 검증, 고장 파악, 제어 등에서 활발하게 이용되고 있다.⁽⁷⁾

본 연구에서는 부하가 가해진 상태에서 비례제어밸브의 유량특성을 구하여 플랜트에 내재된 비선형성 정도를 나타내었다. 아울러 신경회로망의 연산부담을 줄이기 위하여 간략화된 플랜트 모델식에 기초하여 기준모델 적응제어 시스템을 설계하였다. 그리고 플랜트에 내재된 비선형성들을 보상하기 위하여 신경회로망을 결합하였다. 적응제어 피드백보상기 설계를 위하여 디오판턴

[†] 책임저자, 회원, 홍익대학교 기계·시스템디자인공학과
E-mail : shcho@wow.hongik.ac.kr

TEL : (02)320-1682 FAX : (02)322-7003

^{*} 홍익대학교 대학원 정밀기계공학과

(Diophantine Equation)방정식⁽⁸⁾을 사용하였다. 기준모델 적응제어의 내재된 비선형성에 대한 강인성을 증가시키기 위하여 신경회로망을 결합시킨 다음, 실험을 통하여 기준모델 적응제어와 신경회로망을 결합한 기준모델 적응제어의 성능을 비교하였다.

2. 공압 서보시스템 구성

2.1 실험장치 구성

신경회로망 결합형 적응제어기에 의하여 제어되는 공압 서보시스템의 개략도가 Fig. 1에 도시되어 있다. 그리고 실험에 사용된 공압 서보시스템의 외형도가 Fig. 2에 도시되어 있다. 비례방향 제어밸브에 의하여 구동되는 공압실린더는 무로드(rodless) 형태로서, 스트로크는 300mm이고, 안내봉(guide bar)를 따라 이동하는 슬라이드 블록(block)을 포함한 일련의 어태치먼트(attachment)가 부하로서 작용한다. 출력변위가 포텐시오테타(potentiometer)에 의하여 측정되며, 64비트 PC가 제어기로서 사용되었다. 본 연구에서 사용된 3위치 5포트 비례방향 제어밸브에 대하여 공급압력을 변화시키면서, 입력전압 대 유량을 측정하여 도식화한 것이 Fig. 3에 나타나 있다. 영점 부근에서의 데드존과 아울러 포화현상이 나타나고 있다. 이러한 내재된 비선형특성에 대하여 신경회로망의 학습능력이 제어성능을 어느 정도 개선할 수 있는지가 본 연구에서의 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 선형화된 이산시간 전달함수를 식 (1)과 같이 가정하고 신경회로망 결합형 적응제어시스템을 설계하였다. 식 (1)에서 $y(k), u(k)$ 는 이산시간 k 에서 플랜트 입력과 출력을 나타내며, z^{-1} 은 지연연산자를 나타낸다.

$$y(k) = \frac{z^{-1}B(z^{-1})}{A(z^{-1})}u(k) \quad (1)$$

여기에서

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1z^{-1} \end{aligned} \quad (2)$$

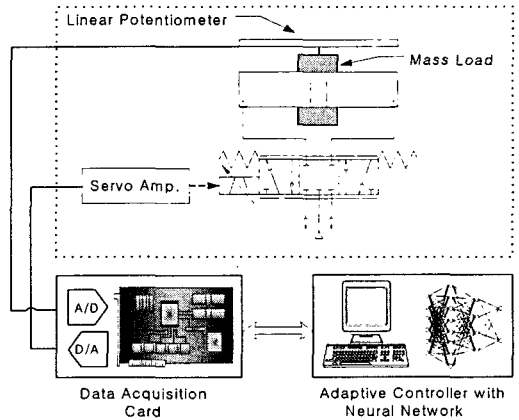


Fig. 1 Schematics of experimental setup

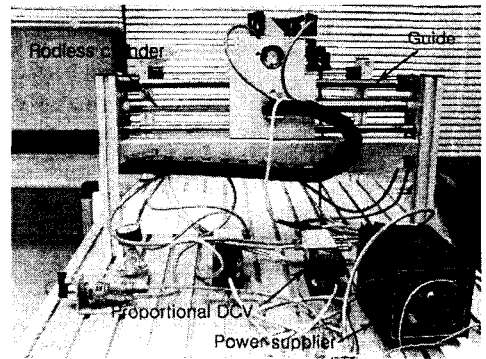


Fig. 2 Rodless cylinder-load system

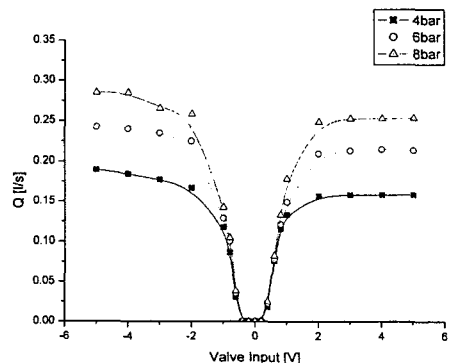


Fig. 3 Flow rate versus control valve input

3. 신경회로망 결합형 적응제어

3.1 적응제어시스템 구성

적응제어시스템 구성을 위한 기준모델을 식 (3)과 같이 설정하고, 이를 추종하기 위하여 폐회로 극점설정을 하였다.

$$y_M(k) = \frac{z^{-1}B_M(z^{-1})}{A_M(z^{-1})}r(k) \quad (3)$$

여기에서

$$\begin{aligned} A_M(z^{-1}) &= 1 + a_{M1}z^{-1} + a_{M2}z^{-2} \\ B_M(z^{-1}) &= b_{M0} + b_{M1}z^{-1} \end{aligned} \quad (4)$$

이를 위하여 식 (5)를 만족시키는 디오판팅 방정식을 도입하여 다항식 $R(z^{-1})$ 과 $S(z^{-1})$ 를 구하였다.

$$A_M(z^{-1}) = A(z^{-1})R(z^{-1}) + z^{-1}S(z^{-1}) \quad (5)$$

여기에서

$$R(z^{-1}) = 1, S(z^{-1}) = s_0 + s_1z^{-1} \quad (6)$$

따라서,

$$s_0 = a_{M1} - a_1, s_1 = a_{M2} - a_2 \quad (7)$$

식 (5)의 양변에 $y(k)$ 를 각각 곱하고, 그 결과 식의 좌변에 있는 $y(k)$ 을 $y_M(k)$ 로 대체하여 식을 전개하면 식 (8)로 된다. 이로부터 $u(k)$ 를 구하면 식 (9)와 같다.

$$B(z^{-1})R(z^{-1})u(k) = B_M(z^{-1})r(k) - S(z^{-1})y(k) \quad (8)$$

$$u(k) = [r_{BM}(k) - \beta_1u(k-1) - s_0y(k) - s_1y(k-1)]/\beta_0 \quad (9)$$

여기에서

$$\begin{aligned} r_{BM} &= b_{M0}r(k) + b_{M1}r(k-1), \\ \beta_0 &= b_0, \beta_1 = b_1. \end{aligned} \quad (10)$$

다음에는 미지의 플랜트 파라미터들을 추정하는 과정으로서, 식 (1)을 식 (11)로 변환한다.⁽⁸⁾ 아울러 추정모델을 식 (12)로 설정하였다.

$$y(k) = \theta^T \zeta(k) \quad (11)$$

여기에서

$$\begin{aligned} \theta &= [a_1, a_2, b_0, b_1]^T \\ \zeta(k) &= [-y(k-1), -y(k-2), u(k-1), u(k-2)]^T \end{aligned}$$

$$\hat{y}(k) = \hat{\theta}^T(k)\zeta(k) \quad (12)$$

여기에서

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= [\hat{a}_1(k), \hat{a}_2(k), \hat{b}_0(k), \hat{b}_1(k)]^T \\ \zeta(k) &= [-y(k-1), -y(k-2), u(k-1), u(k-2)]^T \end{aligned}$$

추정오차를 식 (13)으로 정의하고, 파라미터 추정 알고리즘으로서 식 (14)로 표현되는 반복 최소자승(Recursive Least Square)법⁽⁸⁾을 사용하였다. 따라서 추정된 파라미터를 사용하여 제어입력을 구성하면 식 (15)로 된다.

$$\epsilon(k) = \hat{y}(k) - y(k) \quad (13)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) - \frac{\Gamma(k-1)\zeta(k)\epsilon(k)}{1 + \zeta^T(k)\Gamma(k-1)\zeta(k)} \quad (14a)$$

$$\begin{aligned} \hat{\Gamma}(k-1) &= \Gamma(k-1) \\ &\quad - \frac{\Gamma(k-1)\zeta(k)\zeta^T(k)\Gamma(k-1)}{1 + \zeta^T(k)\Gamma(k-1)\zeta(k)} \end{aligned} \quad (14b)$$

$$\lambda(k) = \frac{\text{tr}\hat{\Gamma}(k-1)}{\text{tr}\Gamma(0)}, \Gamma(k) = \frac{\hat{\Gamma}(k-1)}{\lambda(k)} \quad (14c)$$

$$\begin{aligned} u(k) &= [r_{BM}(k) - \hat{\beta}_1u(k-1) - \hat{s}_0(k)y(k) \\ &\quad - \hat{s}_1(k)y(k-1)]/\hat{\beta}_0(k) \end{aligned} \quad (15)$$

여기에서

$$\begin{aligned} r_{BM} &= b_{M0}r(k) + b_{M1}r(k-1), \\ \hat{\beta}_0(k) &= \hat{b}_0(k), \hat{\beta}_1(k) = \hat{b}_1(k), \\ \hat{s}_0 &= a_{M1} - a_1, \hat{s}_1 = a_{M2} - a_2. \end{aligned} \quad (16)$$

3.2 신경회로망 구성

적응제어에 결합되어 사용되는 신경회로망의 구성방식은 다음과 같다. 실제의 공압 서보시스템에서는 공기의 압축성과 각종 마찰의 영향으로 플랜트는 식 (17)과 같은 비선형 시스템으로 나타내진다. 여기에서 $f(\cdot)$ 는 비선형 함수를 의미하고, 식 (17)은 다음 식 (18)과 같이 다른 형태로 표현할 수 있다. 또한 $g(\cdot)$ 의 역함수 $h(\cdot)$ 를 사용하여, 플랜트입력에 대한 표현으로 바꾸면 다음 식 (19)와 같다.

$$\begin{aligned} y(k) &= f(u(k-1), u(k-2), y(k-1), \\ &\quad y(k-2)). \end{aligned} \quad (17)$$

$$y(k) = g(u(k-1), u(k-2), y(k-2)),$$

$$y(k-3)) \quad (18)$$

$$u(k-1) = h(y(k), u(k-2), y(k-2), y(k-3)) \quad (19)$$

식 (19)로 표현되는 비선형플랜트에 신경회로망을 적용한 기준모델 적응제어시스템 구성도가 Fig. 5에 나타나 있다. 기준모델의 출력 y_M 과 플랜트 출력 y 사이의 오차가 신경회로망으로 입력되고, 출력신호 u_N 를 보정하기 위하여 역전과 알고리즘이 사용되어 각 뉴런의 가중 값과 바이어스가 조정된다. 성능지수로서는 플랜트출력과 모델출력 사이의 오차를 이용한 IES(Integral of Error- Squared)가 사용된다. 제어입력 $u(k)$ 는 신경회로망의 출력 $u_N(k)$ 과 적응제어기의 출력 $u_M(k)$ 의 합으로 구성된다. 식 (19)로부터 플랜트출력 $y(k)$ 가 기준모델출력 $y_M(k)$ 에 추종하도록 하는 제어입력 $u_M(k)$ 는 식 (21)로 나타내진다. 식 (20)과 식 (21)로부터 신경회로망 출력 $u_N(k)$ 는 식 (22)와 같이 표현된다.

$$u(k) = u_N(k) + u_M(k) \quad (20)$$

$$u_M(k) = h(y_M(k+1), u(k-1), y(k-1), y(k-2)) \quad (21)$$

$$u_N(k) = u(k) - u_M(k) = h_f(u_M(k), y_M(k+1), u(k-1), y(k-1), y(k-2)) \quad (22)$$

신경회로망의 설계는 실질적으로 맵핑, 오프라인 훈련의 수렴성, 그리고 실시간 시스템에서의 수행시간 효율 등을 고려하여 결정되어야 한다. 본 논문에서의 신경회로망 구성은 S상 결장 (sigmoid)비선형 뉴런을 사용하여 [5,9,1] 형태로 하였다. 입력층은 5개 단위 $x_i(k)(i=1\sim 5)$, 은닉층 뉴런개수는 9개로 구성되어 있고, 출력층은 유일하게 $u_N(k)$ 이다. 이때 식 (22)의 우변은 식 (24)처럼 표현될 수 있다.

$$\{x_i(k)\} = \{u_M(k), y_M(k+1), u(k-1), y(k-1), y(k-2)\} \quad (i=1\sim 5) \quad (23)$$

$$u_N(k) = \sum_{j=1}^9 w_j^{(2)}(k)h_j(k) \quad (24a)$$

$$h_j(k) = f\left(\sum_{i=1}^5 x_i(k)w_{ij}^{(1)}(k)\right) \quad (24b)$$

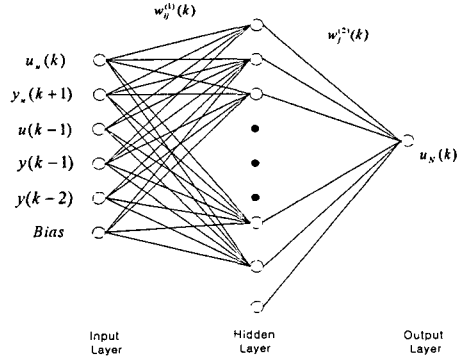


Fig. 4 Neural Network topology

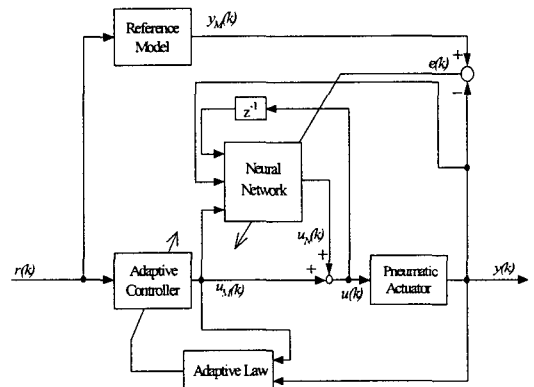


Fig. 5 Overall structure of control system

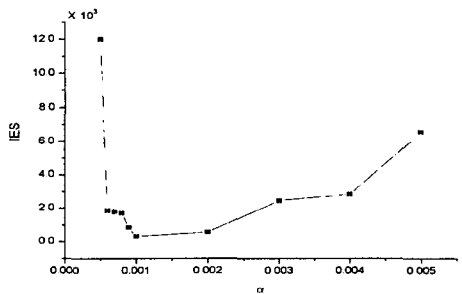


Fig. 6 IES according to learning rate

실험을 수행하기 전에, 학습률을 변화시키면서 300 epoch 동안 시뮬레이션으로 오프라인(off-line) 훈련을 수행하여, IES값을 구한 결과가 Fig. 6에 도시되어 있다. 이때 입력신호는 실린더의 다양한 전후진 운동이 가능하도록 구형파(square wave)의 조합으로 구성하였고, 플랜트모델의 파라미터 값들은 $a_1 = a_2 = b_1 = 0, b_0 = 0.034$ 로 놓고 시

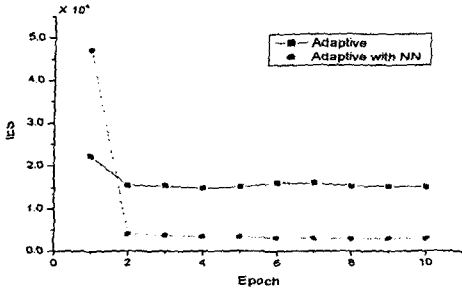


Fig. 7 Comparison of IES

물레이션 하였다. 이를 기초로 학습률 $\alpha = 0.001$ 을 선택하였다.

4. 실험결과 및 고찰

제안한 신경회로망을 결합한 적응제어의 유효성을 검증하기 위하여 실험을 수행하였다. 실험에서 사용한 공급압력은 $P_s = 8$ bar이고, 샘플링 주기는 $T=1$ msec이다. 제어알고리즘 구성에 필요한 기준모델의 동특성 파라미터를 $\zeta_d=1.0$, $\omega_{nd} = 3$ rad/s 로 설정한 후, 기준모델 전달함수를 식 (25)와 같이 표현하였다. 이를 이산시간 전달함수로 변환하면 식 (26)과 같다.

$$\frac{y_M(s)}{r(s)} = \frac{9}{s^2 + 6s + 9} \quad (25)$$

$$y_M(k) = \frac{z^{-1}(b_{M0} + b_{M1}z^{-1})}{1 + a_{M1}z^{-1} + a_{M2}z^{-2}} r(k) \quad (26)$$

여기에서

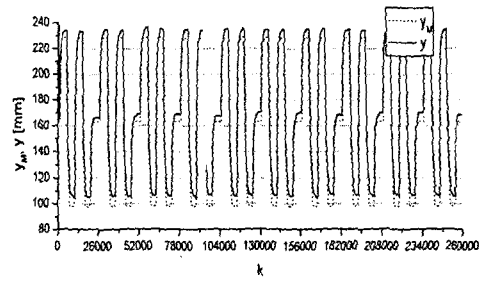
$$a_{M1} = -1.994, \quad a_{M2} = 0.994,$$

$$b_{M0} = 0.000004491, \quad b_{M1} = 0.000004482.$$

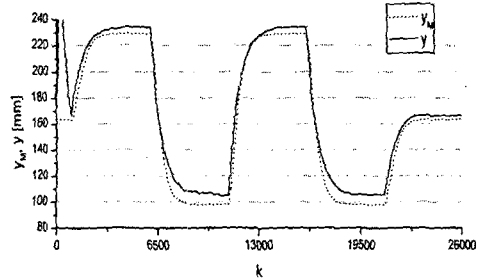
적응제어에서 파라미터 추정알고리즘(Parameter Adaptation Algorithm)의 수행을 위한 파라미터들의 초기값은 다음과 같이 설정하였다.

$$\hat{a}_1(0) = \hat{a}_2(0) = \hat{b}_1(0) = 0, \hat{b}_0(0) = 0.034$$

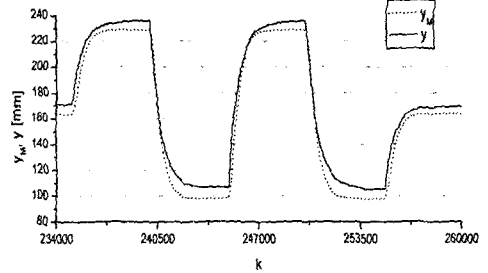
목표입력 $r(k)$ 는 구형파를 기초로 형성되었으며, 1 이파치(Epoch)가 26초이다. 적응제어 결과가 Fig. 8에, 그리고 신경회로망을 사용한 적응제어 결과가 Fig. 9에 도시되어 있다. Fig. 8(a)는 10 이파치 동안의 응답이다. 1회째의 응답이 Fig. 8(b)에, 아울러 10회째의 응답이 Fig. 8(c)에 각



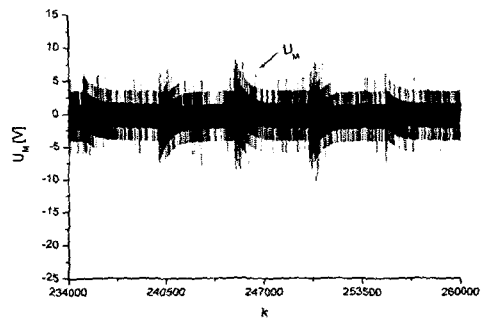
(a) 1st-10th Epoch



(b) 1st Epoch



(c) 10th Epoch



(d) Control input

Fig. 8 Adaptive control results

각 도시되어 있다. Fig. 8(a)에서 초기부분의 과도한 오차는 이산시간 전달함수 파라미터들의 초기값이 실제의 값으로부터 많이 벗어나게 설정되었

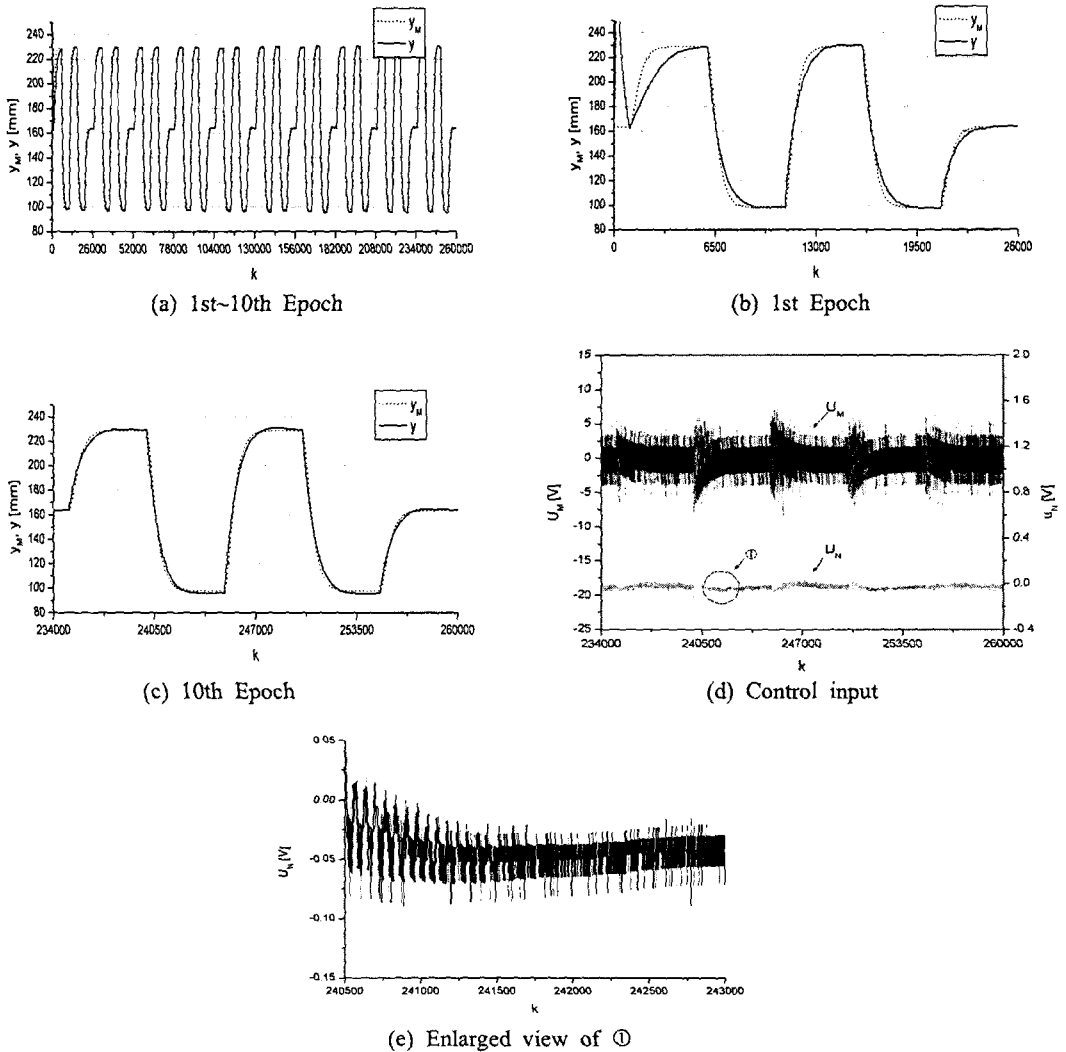


Fig. 9 Adaptive control results with NN

음을 시사하는 것으로서, 시간이 경과함에 따라 오차가 감소하는 것은 적응제어의 결과로 파라미터 값들이 실제의 값으로 수렴함을 나타낸다. 그리고 플랜트출력의 기준모델 추적성능을 고찰하면, Fig. 7에 도시되어 있듯이 10회째와 2회째가 거의 동일함을 알 수 있다. 이는 이산시간 파라미터 a_1, a_2, b_0, b_1 가 적응제어의 결과로 일정한 값에 수렴하였음을 시사한다. 정지상태에서의 위치오차는 일종의 비선형마찰에 기인하는 것으로 사료된다. Fig. 9(a)는 신경회로망을 결합한 적응제어의 10 이파치 동안의 응답이다. 1회째의 응

답이 Fig. 9(b)에, 아울러 10회째의 응답이 Fig. 9(c)에 각각 도시되어 있다. Fig. 9(a)에서 첫 번째 구형파입력에 대하여 플랜트출력과 기준모델 출력사이에 지연성 오차가 발생하는 이유는 신경회로망이 플랜트에 내재된 비선형성을 학습하고 보상하는 데 시간이 걸리기 때문으로 사료된다. 10회째에서 기준모델 추적성능이 향상됨을 알 수 있다. 이는 오랜 반복 시간이 경과할수록 실시간 시스템에서 신경 회로망 제어기의 적응능력이 내재된 비선형이나 시스템 파라미터 변화에 대하여 충분히 강인함을 보여준다. Fig. 8(d) 와 Fig. 9(d)

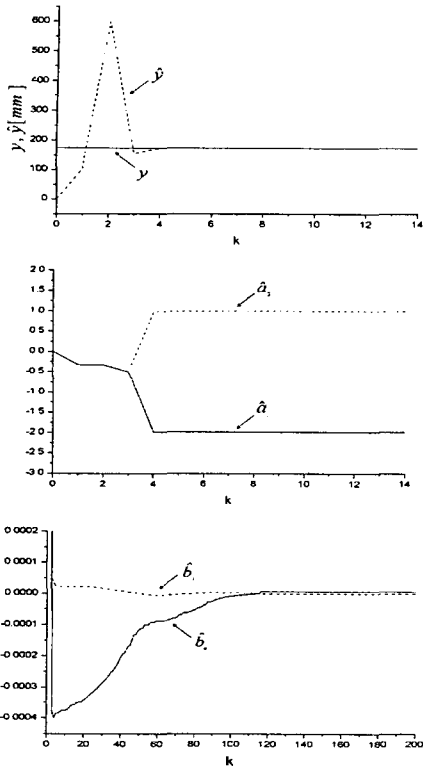


Fig. 10 Estimated output and parameters

는 각각의 경우에 대한 제어입력을 나타내는 것으로서, 특히 Fig. 9(d)에서 신호 u_N 의 일부분을 확대시켜 나타낸 것이 Fig. 9(e)에 도시되어 있다. 그 크기는 대략 u_M 의 0.01배 정도로서 슬라이드 블록이 안내 봉(guide bar)상에서 가동될 때, 비선형 마찰의 일종인 스틱션(stiction) 발생을 방지해주는 디더 신호(dither signal)로서의 역할을 수행한 것으로 사료된다. 신경회로망을 결합한 적응 제어에서 출력과 파라미터들의 추정결과가 Fig. 10에 도시되어 있다. 네 번째 샘플링에서 출력들이 일치하고, 일부 파라미터들이 수렴하고 있다.

5. 결론

공압 서보실린더의 궤적추적운동을 적응제어방식으로 수행하고, 신경회로망의 결합에 의하여 궤적추적 성능 향상을 도모하였다. 그 과정에서 디오판틴 방정식을 이용하여 기준모델의 동특성을 구현하고, 플랜트 출력이 기준모델 출력에 추

종하도록 적응제어시스템을 구성하였다.

실험결과를 이용하여 구한 IES값의 비교를 통하여 제어성능을 고찰한 결과, 본 논문에서 제안된 신경회로망 결합형 적응제어기는 단순 적응제어방식보다 정상상태에서 약 4배 정도 우수한 성능을 보여주었다. 더욱이 10회째 실험결과가 1회째 실험결과 성능보다 우수함을 보임으로써, 신경회로망의 공압 서보시스템에의 실용화 가능성을 증진시켰다. 본 연구에서의 신경회로망 결합형 적응제어기는 실험을 통하여 방향제어밸브의 비선형 유량특성, 데드존, 공기의 압축성, 그리고 비선형마찰과 같은 내재된 비선형성에 충분히 강한 성능을 보여주었다.

후 기

이 논문은 2003년도 홍익대학교 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음.

참고문헌

- (1) 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.
- (2) 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.
- (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) Fujiwara, A., Katsumata, K. and Ishida, Y., 1995, "Neural Network Based Adaptive I-PD Controller for Pneumatic Cylinder," *Proceedings of the 34th SICE Annual Conference, International Session Papers*, pp. 1281~1284.
- (5) Gross, D.C. and Rattan, K.S., 1998, "An Adaptive Multilayer Neural Network for Trajectory Tracking Control of a Pneumatic Cylinder," *IEEE International Conference on Systems, Man, and*

- Cybernetics*, Vol. 2, pp. 1662~1667.
- (6) Yamada, Y., Tanaka, K. and Uchikado, S., 2000, "Adaptive Pole-Placement Control with Multi-Rate Type Neural Network for Pneumatic Servo System," *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*, pp. 190~195.
- (7) Narendra, K.S. and Panhsrathy, K., 1990, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, pp. 4~27.
- (8) Landau, I.D., 1990, *System Identification and Control Design*, Prentice Hall.