

신경회로망을 이용한 서보 실린더의 운동제어

황운규[†] · 조승호^{*}

(2003년 9월 15일 접수, 2004년 5월 27일 심사완료)

Motion Control of Servo Cylinder Using Neural Network

Un-Kyoo Hwang and Seung-Ho Cho

Key Words : Neural Network(신경회로망), Servo Cylinder(서보 실린더), PD-NN Control(PD-NN 제어), Self-Excited Oscillation(자려진동)

In this paper, a neural network controller that can be implemented in parallel with a PD controller is suggested for motion control of a hydraulic servo cylinder. By applying a self-excited oscillation method, the system design parameters of open loop transfer function of servo cylinder system are identified. Based on system design parameters, the PD gains are determined for the desired closed loop characteristics. The Neural Network is incorporated with PD control in order to compensate the inherent nonlinearities of hydraulic servo system. As an application example, a motion control using PD-NN has been performed and proved its superior performance by comparing with that of a PD control.

기호설명

- K_d, K_o : LVDT 게인, 개회로 게인
- K_p, K_f : 위치, 속도피드백 게인
- R_{os} : 자려진동 매개변수
- u_{n1}, u_{n2} : 신경회로망 출력
- u_{t1}, u_{t2} : PD 제어기 출력
- v_a : 자려진동 진폭
- y : 실린더 변위
- y_m, y_r : 기준모델 출력, 기준 입력
- τ : 등가시상수
- ω_n, ω_{nd} : 고유진동수
- ω_s : 자려진동 주파수
- ξ : 자려진동 매개변수
- ζ, ζ_d : 감쇠비, 원하는 감쇠비

1. 서론

최근 시스템의 모델이 불확실하거나 비선형성이 큰 시스템을 모델링하기 위해 신경회로망(Neural Network)을 이용한 새로운 제어방법이 활발하게 연구되고 있다. 신경회로망은 다양한 시스템의 제어, 모델링과 검증, 그리고 고장 파악 등에서 활발하게 이용되고 있다.⁽¹⁻⁴⁾ 그 중 신경회로망을 이용한 제어 방법은 기존제어기와 함께 사용이 가능하고, 비선형 사상(mapping)을 통하여 비선형 함수를 학습할 수 있기 때문에 선형모델만으로 제어하기 어려운 시스템을 효과적으로 제어하는데 널리 이용되고 있다.

유압 서보 시스템은 무게당 동력비가 크므로 각종 건설기계를 비롯하여 공장자동화, 로봇구동 등에 많이 응용되고 있으며, 제어기술 발달 추세에 따라 그 응용 폭은 보다 확대될 것으로 기대된다. 그러나, 유압시스템의 경우 서보밸브의 유량 게인, 유체 압축성 그리고 작동기의 누설 등으로부터 야기되는 고유의 비선형성 등으로 인하여 정밀한 제어가 어려운 실정이다.^(1,3,4) 유압시스템 제어기 설계에 신경회로망을 이용함으로써 제어기의 동작영역을 효과적으로 확대할 수 있을 뿐만 아니라 강인성을 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 제

[†] 책임저자, 회원, 홍익대학교 대학원 기계공학과
E-mail: system07@hanafos.com
TEL: (02)6734-5038

^{*} 회원, 홍익대학교 기계시스템 디자인공학과

어대상 플랜트로서 서보밸브와 유압실린더로 구성된 위치 제어시스템을 선정하였다. 수학적모델링을 위한 기초실험으로서 자려진동법⁽⁹⁾을 도입하여 전달함수의 파라메타들을 구하였다. 이를 기초로 PD 제어기의 게인들을 결정하고, 내재된 비선형성들을 보상하기 위하여 신경회로망을 결합시킨 PD-NN 제어기를 설계하였다. 아울러 실험을 통하여 PD 제어와 PD-NN 제어의 성능을 비교하였다.

2. 서보시스템 구성

2.1 실험장치 구성

본 논문에서 사용된 전체시스템 구성도가 Fig.1에 나타나있다. 유압시스템은 유압펌프, 서보밸브, LVDT, 편로드 유압실린더로 구성되어 있다. 컴퓨터에서 제어알고리즘 계산이 수행된 후 서보증폭기를 거쳐 밸브에 입력신호가 가해지고, 측정된 실린더변위가 A/D컨버터를 통하여 피드백된다.

공급압력을 20bar 에서부터 60bar 까지 변화시키면서, 입력전압에 따른 서보밸브의 유량특성을 실험한 결과가 Fig.2 에 나타나있다.

2.2 시스템 모델링

전기-유압 서보 시스템에는 유압 작동유의 압축성, 누설, 그리고 서보밸브의 유량-압력특성 등 고

유의 비선형성이 내재되어 있으므로, 제어설계 관점에서 실제 시스템과 정확히 일치하는 동적 모델 설계 파라메터 값을 얻는 것이 어렵다. 따라서, 본 논문에서는 스프링부하가 작용하지 않고, 피스톤에서의 누설계수와 점성마찰계수, 그리고 밸브의 유량-압력계수가 무시할 수 있을 정도로 작다는 가정하에 전달함수를 식 (1)과 같은 3차시스템으로 설정한 후, Fig. 3에 도시된 자려식 진동방법⁽⁹⁾을 도입하여 파라메터값들을 구하였다. Fig. 3의 회로로부터 발생하는 자려진동과형의 진폭 v_a 와 주파수 ω_n 를 이용하여 고유진동수와 감쇠비를 구하였다. 감쇠비 ζ 가 0.9이상 이면, 식 (1)은 등가시상수 τ 를 사용하여 식 (3)의 간략화된 전달함수로 표현가능하다. 이를 관계를 이용하여 입력전압과 공급압력 변화에 따른 시스템의 등가시상수를 계산한 결과가 Fig.4에 나타나 있다.

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

$$\omega_n = \frac{\omega_s}{\xi}, \quad \zeta = \frac{R_{os} K_o K_d e_a}{2v_a \omega_n} \quad (2)$$

$$\frac{y(s)}{V_i(s)} = \frac{K_o}{s(\tau s + 1)}, \quad \tau = \frac{2\zeta}{\omega_n} \quad (3)$$

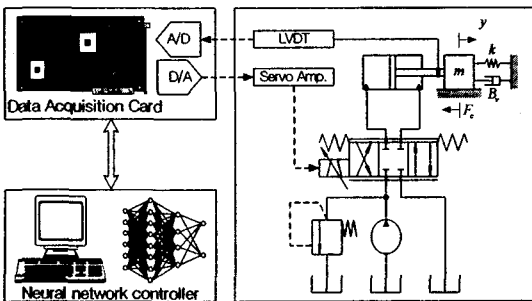


Fig. 1 Schematic diagram of overall system

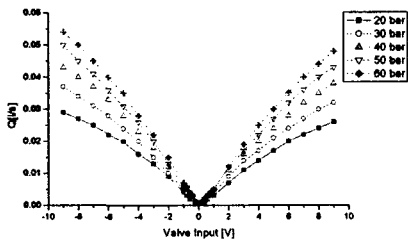


Fig. 2 Flow characteristics of servovalve according to supply pressure

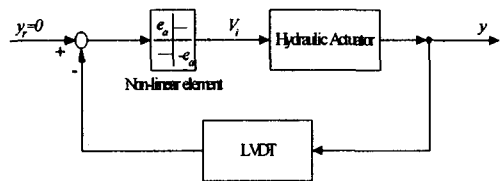


Fig. 3 Self-excited oscillation system of servo cylinder

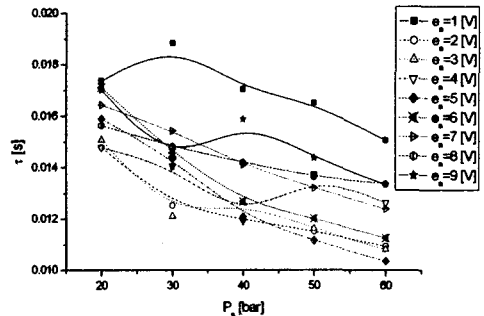


Fig. 4 Equivalent time constant identified by self-excited oscillation

3. 신경회로망 제어기 설계

3.1 PD 제어

본 연구에서는 PD 제어성능을 신경회로망을 사용하여 향상시키는 것이 궁극적인 목표이다. 우선 PD 제어계인을 구하는 과정으로서, 우선 Fig. 5 에서 유압액츄에이터 동특성을 식 (3)으로 놓고, 원하는 폐회로 전달함수를 식 (4)와 같이 설정하였다.

$$\frac{y(s)}{y_r(s)} = \frac{\omega_{nd}^2}{s^2 + 2\zeta_d \omega_{nd} s + \omega_{nd}^2} \quad (4)$$

폐회로 전달함수를 기초로 하여, 원하는 감쇠비 ζ_d 와 원하는 비감쇠 고유진동수 ω_{nd} 를 만족시키는 PD 제어계인 K_p 과 K_f 는 각각 다음과 같다.

$$K_p = \frac{\tau \omega_{nd}^2}{K_o K_d}, \quad K_f = \frac{2\tau \omega_{nd} - 1}{K_o K_d} \quad (5)$$

본 연구에서는 기준모델(reference model) 동특성을 $\zeta_d = 5.0$, $\omega_{nd} = 10$ rad/s 로 설정하고 제어계인을 구하였다.

$$K_p = 1.8468, \quad K_f = 0.4908$$

3.2 PD-NN 제어

신경회로망이 기존의 PD제어기와 병렬로 사용되어 PD제어기를 보강해 주는 역할을 수행한다. 시스템에 내재된 비선형성, 파라미터 변동, 그리고 외란을 보상할 수 있도록 역전파 알고리즘이 사용되었으며, 계측정보로서는 실린더 변위센서(LVDT) 정보가 이용되었다. 신경회로망의 기본구조는 Fig. 7에 도시되어 있듯이, 입력신호로서 $u(k-1)$, $y(k)$, $y(k-1)$ 가 사용된다. 신경회로망의 출력으로서 PD제어기의 출력 u_{11} , u_{12} 각각에 대응하는 2개의 출력 뉴런 u_{n1} , u_{n2} 를 설정하였다 Fig. 8에 제시되어 있는 제어개념에서는 실린더 변위 y 와 기준모델 출력 y_m 의 차이로 부터 오차신호가 계산되어 신경회로망의 역전파 알고리즘 계산에 이용된다. 신경회로망의 각 뉴런들 사이에 가중치와 바이어스는 목표값 y_m 과 출력값 y 사이의 오차를 최소화하기 위하여 점진적으로 변화한다. ⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾

이 때 피스톤 신호 y 가 모델 기준 신호 y_m 을 얼마나 잘 추종했는가를 평가하기 위해, IES

(Integral of Error-Squared)를 사용하였으며, 이는 다음과 같이 정의 된다.

$$IES = \int_0^{+\infty} \{y_m(t) - y(t)\}^2 dt \quad (6)$$

신경회로망 은닉층에 S상 결장(sigmoidal) 비선형 뉴런이 사용되었으며, 신경회로망 구성에 따른 제어성능을 비교 검토하기 위하여 첫 번째 은닉층의 뉴런을 4~10개, 두 번째 은닉층의 뉴런을 2~5개로 변화시켜 가면서 수행시간과 수렴특성을 고찰하였다. 이 결과가 Fig. 7에 나타나있다. 신경회로망의 계산 속도는 각 은닉층 구성에 관계 없이 신경회로망에 사용된 뉴런의 수가 작을수록 더 빠름을 알 수 있다. 구성형태에서 따라서 [3,4,2,2] 구성이 실행속도가 308초로 가장 빠르나, [3,6,3,2] 구성이 추종성능이 가장 좋고 실행속도에서도 310초 정도로 크게 차이가 나지 않으므로, 최종적으로 Fig. 6에 나타나 있는 형태를 선택하였다.

Fig. 8에서 기준모델의 동특성 설계파라미터는 원하는 전달함수 표현식 (4)를 기초로 $\zeta_d = 5$, $\omega_{nd} = 10$ rad/s로 설정하였다. 이와 같이 큰 감쇠비와 낮은 고유진동수를 설정한 이유는, 감쇠비를 이보다 작게 설정하였을 경우 서보밸브에서 공급되는 유량이 부족하여 목표계적(진폭 2.5cm의 구형파)에 훨씬 못 미치는 현상이 발생하였다. 이는 본 연구에서 사용한 서보밸브-실린더계의 개회로 속도계인이 작다는 것을 시사하는 것으로, 피스톤 직경이 보다 작은 실린더를 사용하면 $\zeta_d = 1.0$ 정도의 기준모델을 충분히 추종할 수 있을 것으로 사료된다.

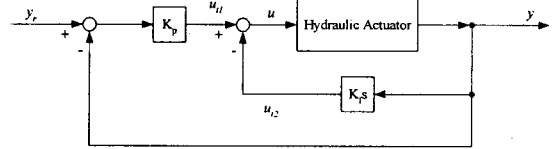


Fig. 5 PD control

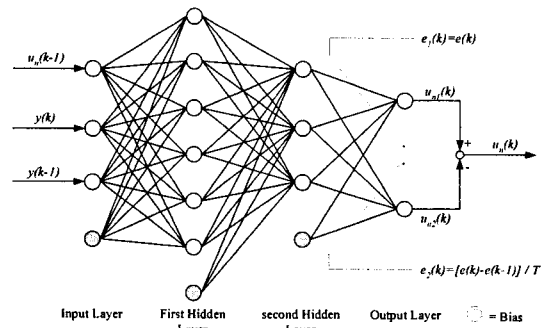


Fig. 6 Neural Network Topology

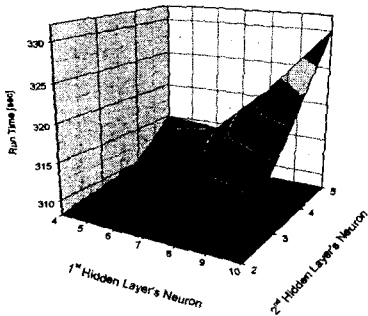
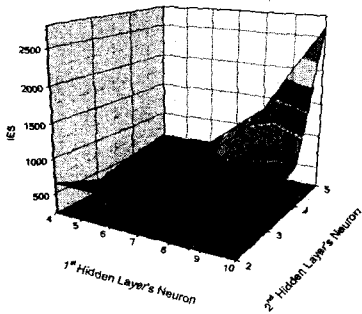


Fig. 7 IES and Run time according to NN construction

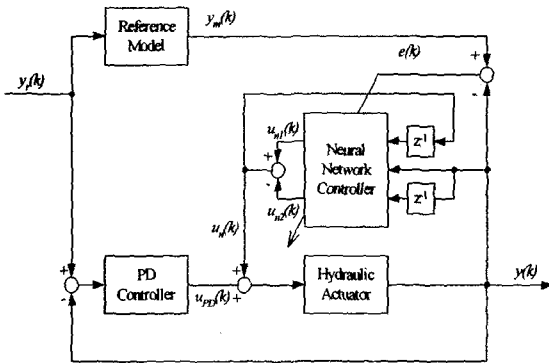


Fig. 8 PD-NN control

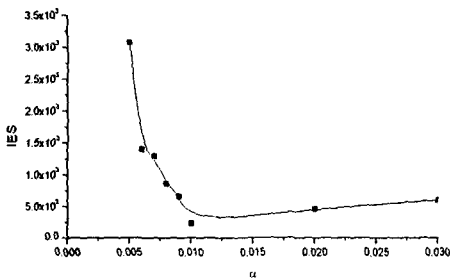


Fig. 9 IES according to learning rate

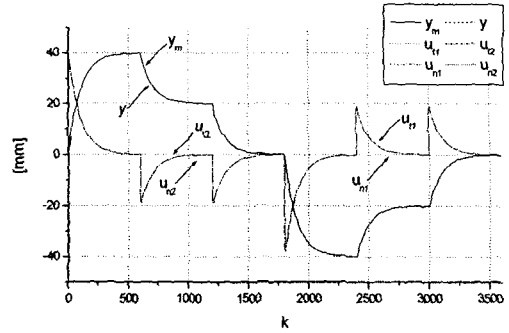


Fig. 10 Neural Network offline training

신경회로망의 학습에는 적절한 학습율이 중요하다. 학습율이 너무 적으면 학습의 효과가 떨어지며, 너무 크면 불안정성을 야기한다. 본 논문에서는 학습율 α 를 0.005에서부터 0.030까지 변화시켜 실험하였으며 이 때의 결과가 Fig. 9에 나타나 있다. 이로부터 학습율은 $\alpha=0.01$ 로 선정하였다. 약 200회(epoch)의 데이터 학습에서 IES 값이 성공적으로 수렴되었으며, 300회의 데이터 학습에서 IES 값은 229에 도달했다.

Fig. 10은 신경회로망 제어기의 오프-라인 학습을 최종마쳤을 때의 응답을 나타내는 것으로서 출력값과 목표값이 잘 일치하고 있다. 이로서 신경회로망 제어효과가 입증되었으며, 실제 실험에의 사용 가능성을 시사하는 결과이다.

4. 실험 및 고찰

지금까지 논의된 시뮬레이션 결과에 기초하여, 시뮬레이션에서 사용한 동일한 기준모델에 대해 샘플링 시간 $T=10\text{ ms}$ 를 사용하여 실험을 수행하였다. 실험장치 개략도는 Fig. 1에 도시되어 있다. 일반적으로 PD제어는 선형플랜트를 대상으로 어느 특정한 작동(부하) 조건하에서 제어게인값이 설정되므로 작동조건이 변했을 때 이를 학습하고, 동시에 시스템에 내재된 비선형성들에 대한 학습능력을 기대할 수 있는 신경회로망을 이용하여 보상신호를 만들어 결합시켰다.

기준공급압력 $P_s=40\text{ bar}$ 에서 질량부하에 변화를 주어(무부하 $\rightarrow 1.5\text{kg} \rightarrow 15\text{kg}$) 실험을 수행하였다. 이때 가한 입력파형은 진폭 25 mm의 구형파(square wave)이다. 아래에 도시되어 있는 실험결과들은 동일한 파형을 10회 반복하여 최종10회제 결과를 나타낸다. 이때 오차분포는 최종10회제 1200개의 샘플링타임에서 측정된 출력값과 기준모

델 출력과의 오차를 백분율로 나타낸 결과이다.

Fig. 11은 부하조건에 관계없이 PD제어기 계인을 $K_p=1.8468$ 와 $K_f=0.4908$ 으로 고정하여 제어한 결과이다. 무부하일때는 오차가 작게 나타나는 빈도가 약 30% 정도에 이르렀으나, 질량부하가 증가함에 따라 오차가 크게 나타나는 빈도수가 오히려 증가하고 있다. Fig. 12는 각 부하조건에 따라 2장에 서술된 자려 진동법을 이용하여 설계

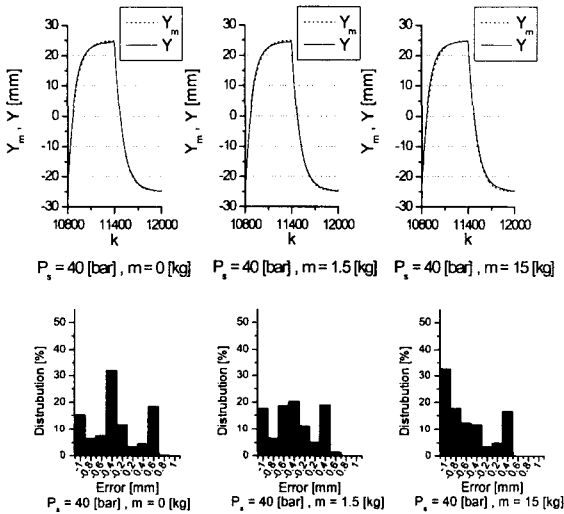


Fig. 11 Response and error distribution under PD control using fixed gains

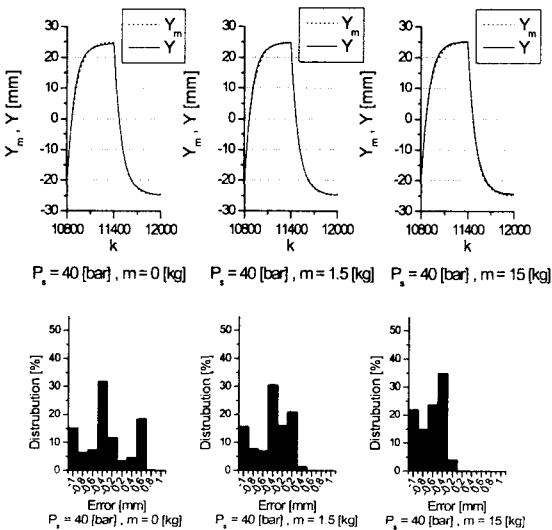


Fig. 12 Response and error distribution under PD control using different gains

파라미터를 추출한 후, 각 부하조건에 따라 최적화된 값으로 PD 제어기 계인을 설정하여 제어한 결과이다. 고정된 계인을 사용한 PD 제어 결과보다는 오차분포 특성이 중심(오차가 작은 밴드)에 집중됨을 알 수 있다.

Fig. 13은 PD-NN 제어기를 사용한 경우의 응답과 오차분포 특성을 나타내고 있다. 질량부하 변화와 관계없이 오차분포 특성이 유사하게 나타나고 있다. 이들 그림에서 보이듯이 PD제어에서는 출력의 지연효과로 인하여 정상상태 오차가 계속적으로 나타나며, 오차분포 특성에서도 오차가 크게 나타나는 경우가 PD-NN에 비하여 많음을 알 수 있다. PD-NN 제어에서는 플랜트 출력 y_m 가 시간이 경과함에 따라 기준모델 신호 y_m 에 상당히 잘 추종한다. 이는 반복시간이 오래 경과할 수록, 실시간 시스템에서 시스템 파라미터 변화에 대하여 신경회로망 제어기의 적응 능력이 충분히 양호하다는 것을 나타내는 것이다. 실제로 신경회로망 제어실험에서 지연효과와 오차는 4회 반복 이후면 거의 대부분 없어진다.

본 논문에서 학습율 α 는 1×10^{-3} 와 5×10^{-3} 사이에서 경험적으로 선택되었다. 실제 실험에서 공급압력의 변화가 많을수록 큰 α 값을 사용하는 경우가 IES값 특성에서 더 좋은 결과를 보여 주었다. 온라인 훈련의 알고리즘에서 매회 IES값은 이전의 값과 비교된다. 만약 새로운 값이 이전의 값보다 크다면 뉴런의 가중치와 바이어스를 이전의 값으로 환원시켜 갱신되지 않고 이전의 값을 계속 그대로 사용하도록 하였다.

진폭 25mm의 구형파를 입력으로하여, 공급압력

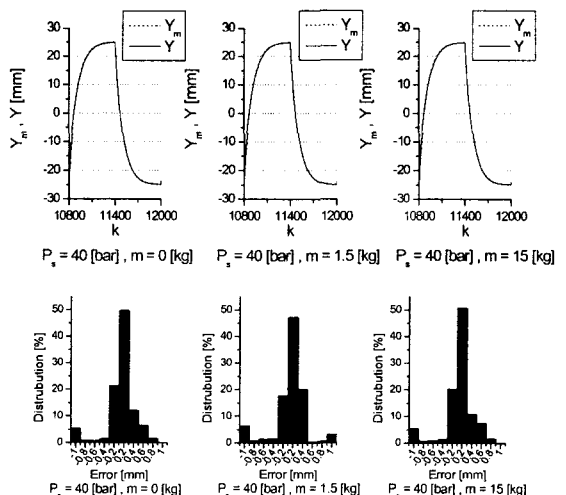


Fig. 13 Response and error distribution under PD-NN control

변화(20bar ~ 60bar)에 대하여 동시에 질량부하 조건 변화(무부하 → 1.5kg → 15kg)에 대하여 제어성능을 비교한 결과가 Fig. 14 ~ Fig.16에 도시되어 있다. 앞서서와 마찬가지로 고정게인을 사용한 PD제어, 부하조건에 따른 게인을 사용한 PD제어, 그리고 PD-NN제어를 IES관점에서 비교하였다. PD제어의 경우 공급압력의 변화가 IES값 거동에 영향을 미치고 있으며, 앞서서와 마찬가지로 PD제어 보다는 PD-NN제어가 전반적으로 제어성능이 뛰어난 것을 알 수 있다. 이 경우에도 마찬가지로 PD-NN제어는 4-5회 반복입력 이후에 IES값이 거의 수렴하였다.

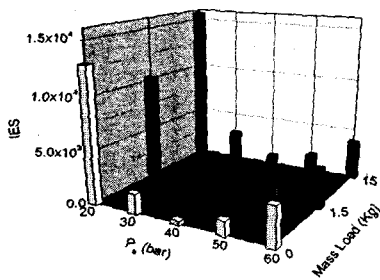


Fig. 14 Performance under PD control using fixed gains

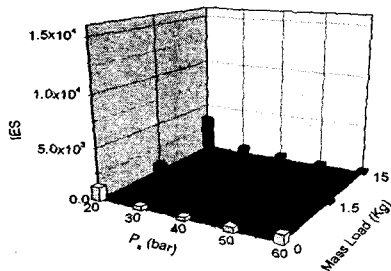


Fig. 15 Performance under PD control using different gains

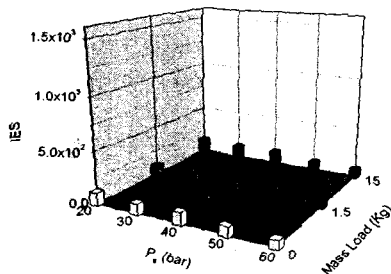


Fig. 16 Performance under PD-NN control

5. 결론

본 연구에서는 서보밸브, 유압실린더, 그리고 질량부하로 제어시스템의 강인한(robust) 운동제어를 위하여 기존의 PD 제어에 신경회로망을 병렬로 결합시킨 PD-NN 제어를 구축하였다. 비선형이 내재된 유압시스템의 선형모델을 유도하기 위하여 자려진동법을 사용하여 설계파라미터를 구하였다. 이를 기초로하여 PD 제어 게인들을 결정하고, 내재된 비선형성들을 보상하기 위하여 신경회로망을 결합시킨 PD-NN 제어를 설계하였다. 그과정에서 은닉층의 뉴런갯수에 따른 실행시간과 오차성능을 검토하고, 나아가 오프라인 훈련을 통하여 실제 실험의 가능성을 점검하였다.

실제 실험을 통하여 PD-NN 제어가 공급압력이나 질량부하 변동을 충분히 수용할 수 있는 적응성능을 보였으며 PD 제어보다 최소 2 배 이상 뛰어난 성능을 보여 주었다.

본 연구의 결과들은 감쇠비가 매우 큰(heavily damped) 저속운동에서 신경회로망을 사용하였을 때 작동조건이 변하여도 제어성능이 우수함을 보여주었다. 유압시스템 본래의 특징인 감쇠비가 매우 작은(lightly damped) 고속운동에서 신경회로망을 사용하여 제어성능을 규명하는 것이 앞으로의 과제이다.

참고문헌

- (1) Takao NISHIUMI, Hiroshi KATOH and Shizurou KONAMI, 2001, "Application of Neural Network for Hydraulic Motor/Load System," *Trans of JSME (C)*, Vol. 67-7, p. 659.
- (2) Konami,S., Nishiumi,T. and Hata,K., 1996, "Identification of Linearized Electro-Hydraulic Servo Valve Dynamics by Analyzing Self-Excited Oscillations," *Journal of the Japan Hydraulics and Pneumatics Society*, Vol. 27-4, pp. 143~149.
- (3) Sanada,K. and Kitagawa,A., 1993, "An application of a Neural Network to adaptive Control of S ervo system," *Proc. Of the 2nd JHPS international Conference on Fluid Power*, pp. 303~308.
- (4) Hwang, U. K., 2002, "Motion Control of a Hydraulic/Pneumatic Servocylinder Using Neural Network," *Ph.D Thesis, Hongik University*, Department of Mechanical Engineering.
- (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.