

헤테로-시넵틱 신경회로망을 이용한 유압시스템의 진동제어

(Active vibration isolation of a hydraulic system using the hetero-synaptic neural network)

정 만실, 조 동우*(포항공과대학교)
M. S. Cheong, D. W. Cho* (POSTECH)

ABSTRACT

Many hydraulic components have nonlinearities to some extent. These nonlinearities often cause the time delay, thus degrading the performance of the hydraulic control systems and making it difficult to model them. In this paper, a new vibration isolation control algorithm that eliminates the necessity of a sophisticated modeling of hydraulic system was proposed. The algorithm is a hybrid type control scheme consisting of a linear controller and a hetero-synaptic neural network controller. Using this control scheme, simulations and experiments were performed for 1 DOF(Degree of freedom) and 2 DOF vibration isolation. The hybrid type control algorithm can isolate the base vibration significantly rather than linear control algorithm. And from the weights in hetero-synaptic neural network, we can get the 2nd equivalent differential model of the hydraulic control system with on-line control operation. This equivalent model provides us with much information, such as stability and the characteristics of the control system.

Keywords : Linear controller(선형 제어기), Hetero-synaptic neural network controller(헤테로-시넵틱 신경 회로망 제어기), Hydraulic system(유압 시스템), 2nd order equivalent differential model(2차 등가미분모델), On-line vibration isolation(실시간 진동제어)

1. 서론

진동의 제어는 외부의 에너지를 이용여부에 따라 수동적 제어와 능동적 제어로 나뉜다. 수동적 제어는 경제적이지만 공진 주파수에서의 증폭과 제어 정도의 한계성이 있다. 반면 능동제어의 경우는 외부에서 에너지를 공급해야하는 면에서 수동적 제어와 다르고 제어정도에서 뛰어난 장점이 있다.

유압시스템의 특성과 이를 이용한 진동의 제어에 대한 연구는^(1,3,4) 무수히 진행되고 있다. D. W. Schubert⁽⁵⁾는 유압시스템을 이용하여 진동을 제어하는 이론적인 기초를 제공하였다. 하지만 유압시스템을 구성하는 유압 밸브와 실린더의 동특성을 파악하는 것은 아직도 어려움이 많다.

신경회로망은 이러한 모델링하기 복잡한 시스템을 블랙박스(Black box)처럼 입력과 출력사이의 관계만을 알아내는 방법으로 사용되어질수 있다⁽⁶⁾. 하지만 신경회로망의 학습과 이를 이용한 진동의 제어가 동시에 실시간으로 이루어지기 위해서는 상당한 어려움이 있다. 이는 신경회로망이 학습을 하기까지 시간이 상당히 소요되기 때문이다.

본 연구에서는 Kawato^(6,7)가 로봇트의 위치제어에서 이용한 헤테로-시넵틱 신경회로망의 개념을 유압을 이용한 진동의 실시간 제어에 이용하였다.

헤테로-시넵틱 신경회로망은 선형제어기의 안정한 제어신호를 신경회로망이 학습함으로써 전체 제어시스템을 안정화 시킴과 아울러 선형제어기가 따라가지 못하는 시스템의 비선

형 성분까지 신경회로망이 학습을 하게 되어 정확한 시스템의 동정및 제어를 실시간으로 수행할 수 있다.

그리고 신경회로망을 이용함으로써 시스템의 복잡한 모델링 과정을 거치지 않고 간단한 선형시스템의 튜닝으로 시스템의 제어와 등가의 시스템 모델을 얻을 수 있는 장점이 있다.

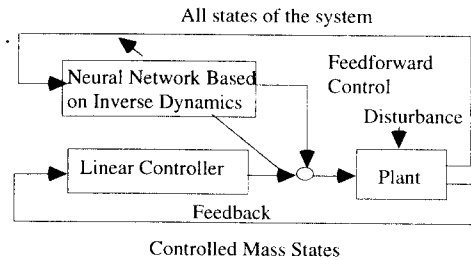


Fig. 1 Schematic diagram of the control system with neural network

2. 제어기의 설계

2.1 선형 제어기의 설계

본 연구에서는 Skyhook damper제어 이론에 기초한 선형제어기를 설계하였다. 선형 제어기는 다음과 같은 두가지의 성질을 가져야 한다. 첫째는 안정한 제어신호를 내주어야 하는 것이고 둘째는 진동을 제어하려는 물체의 상태를 정확히 반

영할수 있어야 한다. 이는 Fig. 1에서 보이는 것과 같이 선형제어기의 출력 신호가 시스템의 초기제어 기능과 신경회로망을 학습시키는 오차를 내주기 때문이다. 따라서 본 연구에는 선형제어기는 진동을 제어하려는 물체의 모든 상태를 입력신호로 하여 시스템에 존재하는 오차를 신경회로망에 반영하도록 하였고 적당한 이득을 곱함으로써 안정한 초기 제어 신호를 내줄 수 있도록 설계하였다. 선형제어기의 안정된 제어는 시스템의 초기제어의 안정성과 신경회로망으로 제어권이 넘어 갔을때의 안정성의 보장에 절대적인 조건이 된다.

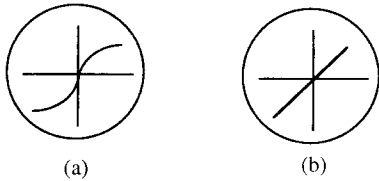


Fig. 2 Activation function of a neural network.
(a) Sigmoid function, (b) Linear function.

2.2 신경 회로망 제어기의 설계

2.2.1 신경 소자

신경회로망에서 사용하는 신경소자는 시스템의 특성에 따라 달리 선택된다. 비선형성이 강한 시스템의 경우는 Fig. 2 (a)의 시그모이드 함수를 사용하는 것이 일반적이다. 이는 신경소자 함수의 비선형적인 특성이 다층구조의 신경회로망과 같이 사용됨으로써 시스템의 비선형을 동정하는데 적당하기 때문이다. 하지만 본연구에서는 비선형적인 신경소자를 사용하지 않고 Fig. 2(b)의 선형적인 신경소자를 이용하였다. 선형적인 신경소자를 사용한 이유는 선형제어기의 학습에 사용되는 오차신호가 선형제어기의 상태변수의 선형적인 조합으로 이루어 지기 때문이다. 그리고 다층구조의 신경회로망의 경우 신경회로망의 입력이 출력층에 그대로 반영되는데 신경소자가 선형적인 활성화함수를 사용하는 경우는 입력층의 입력신호가 출력층에 반영되는 정도가 더 커지는 역할을 하기 때문이다.

2.2.2 헤테로-시넵틱 신경 회로망의 구조 및 학습

신경회로망은 일반적으로 입력층, 중간층, 출력층으로 구성된다. 중간층의 첨가로 비선형성의 동정이 가능하기 때문에 복잡한 시스템에서는 다층구조의 신경회로망이 주로 사용된다. 하지만 다층구조 신경회로망의 경우 입력신호와 중간층의 개수가 많아 질수록 실시간으로 시스템을 학습하면서 제어 동시 수행하는 데는 어려움이 따른다. 따라서 다층구조의 신경회로망은 오프라인(Off line)으로 학습하고 이를 제어에 이용하게 된다. 한편 입력층과 출력층으로만 구성된 신경회로망은 입력층의 입력신호가 출력층에 그대로 반영이 되고 가중치의 학습 시간이 중간층이 있는 경우보다 작기

때문에 본 연구와 같은 실시간 진동제어에 적당한 신경회로망이라 할수 있다. 그리고 학습이 이루어진후의 신경회로망의 최종 가중치 조합은 입력층과 출력층사이의 관계를 나타내는 블랙박스처럼 사용하는 다층구조의 신경회로망의 경우와는 달리 단층구조의 신경회로망의 경우는 시스템의 특성을 살필수 있다. 그리고 시스템에 존재하는 비선형성에 대한 동정은 비선형항을 입력으로 하는 신경회로망을 구현하면 단층구조이면서 비선형 시스템을 동정할수 있다.

본 연구에서는 단층구조이면서 입력항에 시스템의 비선형성이 포함된 헤테로-시넵틱 신경회로망을 이용하여 실시간으로 시스템을 학습하면서 제어를 동시에 수행하는 Fig. 3과 같은 신경회로망을 이용하였다.

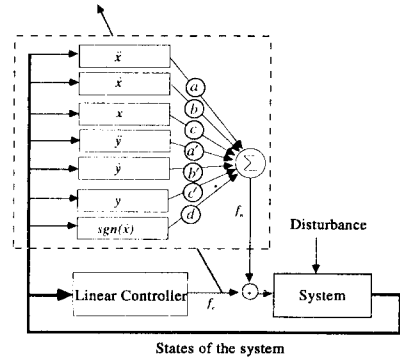


Fig. 3 A schematic diagram of the neural network

Fig. 3에서 신경회로망의 입력신호는 시스템의 가진에 의한 상태변수(y, \dot{y}, \ddot{y})와 가진을 정확히 제어하지 못하여 발생하는 에러성분(x, \dot{x}, \ddot{x}) 그리고 비선형성인 쿨롱마찰(Coulomb friction)로 하였다. 학습은 매 샘플링 시간당 선형제어기의 출력신호를 신경회로망의 오차로 이용하여 수행, 선형제어기와 신경회로망의 출력신호를 합하여 시스템의 제어신호를 내주게 된다.

3. 헤테로-시넵틱 신경회로망에 대한 알고리즘적 해석

IDOF 시스템은 다음과 같은 2차 미분 방정식으로 모델링할수 있다.

$$a \ddot{x} + b \dot{x} + c x + d \text{sign}(\dot{x}) = F$$

여기서

- a, : 제어 시스템의 등가 질량
- b, : 제어 시스템의 등가 감쇠
- c, : 제어 시스템의 등가 강성

본연구에서 사용한 신경회로망을 이용한 제어 시스템의 미분 방정식은 다음과 같다.

$$a\ddot{x} + b\dot{x} + cx + a'\dot{y} + b'y + c'y + k_1\ddot{x} + k_2\dot{x} + k_3x + d \operatorname{sign}(\dot{x}) = V$$

$$(a + k_1)\ddot{x} + (b + k_2)\dot{x} + (c + k_3)x + a'\dot{y} + b'y + c'y + d \operatorname{sign}(\dot{x}) = V$$

여기서 a,b,c는 각각 제어하는 신경회로망내의 물체의 가속도,속도,위치에 주어지는 가중치를 나타낸다. 그리고 a',b',c'는 신경회로망내의 베이스 가진의 가속도,속도,위치 상태변수에 주어지는 가중치, 그리고 k₁, k₂, k₃는 선형제어기에 주어지는 제어 이득을 의미한다.

이를 이산시스템으로 표현하면 위의 계수들을 나타내는 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta a(k) &= \eta * f_i(k) * \ddot{x}(k) \\ \Delta b(k) &= \eta * f_i(k) * \dot{x}(k) \\ \Delta c(k) &= \eta * f_i(k) * x(k) \\ \Delta a'(k) &= \eta * f_i(k) * \ddot{y}(k) \\ \Delta b'(k) &= \eta * f_i(k) * \dot{y}(k) \\ \Delta c'(k) &= \eta * f_i(k) * y(k) \\ \Delta d(k) &= \eta * f_i(k) * \operatorname{sign}(\dot{x}(k)) \end{aligned}$$

η는 신경회로망의 학습률로 이를 이용한 전체 제어이산식을 보이면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} a(k-1)\ddot{x}(k) + b(k-1)\dot{x}(k) + c(k-1)x(k) \\ + a'(k-1)\ddot{y}(k) + b'(k-1)\dot{y}(k) + c'(k-1)y(k) \\ + k_1\ddot{x}(k) + k_2\dot{x}(k) + k_3x(k) + d \operatorname{sign}(\dot{x}(k)) \\ = f_n(k) + f_n(k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} a(k-1)\ddot{x}(k) + b(k-1)\dot{x}(k) + c(k-1)x(k) \\ + a'(k-1)\ddot{y}(k) + b'(k-1)\dot{y}(k) + c'(k-1)y(k) \\ + d \operatorname{sign}(\dot{x}(k)) = f_n(k) \end{aligned}$$

$$k_1\ddot{x}(k) + k_2\dot{x}(k) + k_3x(k) = f_n(k)$$

f_n(k), f_i(k)는 각각 신경회로망과 선형제어기의 k번째의 샘플링타임(Sampling time)에서의 출력값이 된다.

선형 제어기는 매 샘플링타임마다의 오차신호를 출력값으로 내주고 이를 신경회로망 제어기가 학습을 하기 때문에 제어의 안정성을 보장하면서 에러를 정확히 학습 할수가 있다. 그리고 최종적인 신경회로망의 학습이 이루어지면 선형제어기의 출력값인 오차는 0으로 수렴하게 되고 f_n(k)은 가진의 상태변수의 값에 의해서만 결정이 된다. 따라서 단층신경회로망의 가중치로부터 다음의 식과 같은 2차 등가 이산 미분방정식을 얻을수 있다.

$$\begin{aligned} a'(k-1)\ddot{y}(k) + b'(k-1)\dot{y}(k) + c'(k-1)y(k) \\ + d \operatorname{sign}(\dot{x}(k)) = f_n(k) \end{aligned}$$

같은 방법으로 비선형성을 무시한 경우의 2 DOF시스템의 2차 등가 이산 미분방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} F_i(k) &= k_{i1}(k)\ddot{y}(k) + k_{i2}(k)\dot{y}(k) + k_{i3}(k)y(k) \\ &+ a_i(k)\ddot{\theta}(k) + b_i(k)\dot{\theta}(k) + c_i(k)\theta(k) \\ F_r(k) &= k_{r1}(k)\ddot{y}(k) + k_{r2}(k)\dot{y}(k) + k_{r3}(k)y(k) \\ &+ a_r(k)\ddot{\theta}(k) + b_r(k)\dot{\theta}(k) + c_r(k)\theta(k) \end{aligned}$$

여기서

$$\begin{aligned} F_i(k) &: \text{왼쪽 실린더의 제어신호} \\ F_r(k) &: \text{오른쪽 실린더의 제어신호} \\ y(k) &: \text{베이스 가진 중앙에서의 절대변위} \\ \theta(k) &: \text{베이스 가진 중앙에서의 각도} \end{aligned}$$

위의 식을 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} k_{i1}(k) & a_i(k) \\ k_{r1}(k) & a_r(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{y}(k) \\ \ddot{\theta}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_{i2}(k) & b_i(k) \\ k_{r2}(k) & b_r(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{y}(k) \\ \dot{\theta}(k) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} k_{i3}(k) & c_i(k) \\ k_{r3}(k) & c_r(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_i(k) \\ F_r(k) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

위에서 구한 모델은 전체 제어시스템의 등가모델이기 때문에 제어의 안정성 및 시스템의 특성을 살펴볼수 있다. 즉 제어시스템의 폴(Pole)의 위치에 의해서 시스템의 안정성 및 전체 시스템의 강성이나 감쇄를 살펴볼수 있는데 유용한 정보를 제공할수 있다.

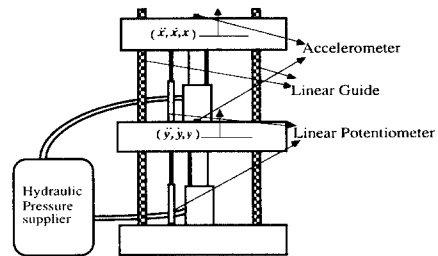


Fig. 4 A schematic diagram of the 1 DOF system.

3. 시뮬레이션 및 결과

Fig. 4, Fig. 5의 1 DOF와 2 DOF시스템의 가진에 대한 선형제어기와 신경회로망 제어기를 동시에 사용할경우의 응답성을 살펴기 위해 시뮬레이션을 행하였다.

선형제어기만을 사용하여 2DOF시스템에 대한 제어를 수행한 결과는 Fig. 6의 시계열 신호에서 살펴볼수 있듯이 3dB 정도의 이득이 있다.

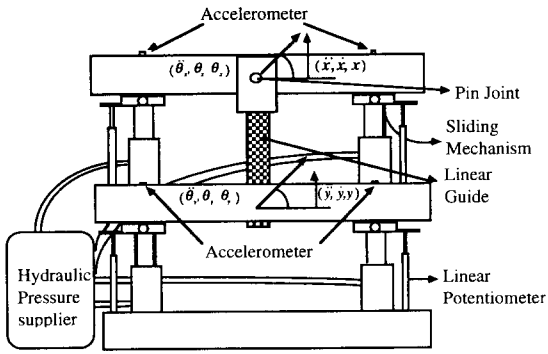


Fig. 5 A schematic diagram of the 2 DOF system.

선형제어기와 신경회로망을 동시에 사용한 경우의 결과는, Fig. 7에서 보는 것과 같이, 20초정도의 학습으로 정확히 특정한 주파수에서 시스템을 동정하는 것을 보여준다. 이는 Fig. 8에 선형 제어기의 제어 신호와 신경회로망의 제어신호의 변화에 잘 나타나 있다. 선형 제어기의 출력신호는 신경회로망의 학습이 진행됨에 따라 점차 줄어들어 0에 수렴하고 신경회로망의 출력값은 출력값이 점점 커지게 되어, 신경회로망의 출력으로 액추에이터인 유압실린더를 가진과 정확히 반대의 위상을 가지도록 제어할 수 수행한다.

한편 신경회로망 제어기의 학습률은 학습의 안정성과 새로운 상황에 적응하는 시간에 커다란 영향을 준다. 따라서 안정된 학습을 하면서, 가능하면 짧은 시간에 새로운 상황에 적응도록 학습률을 선택하여야 한다.

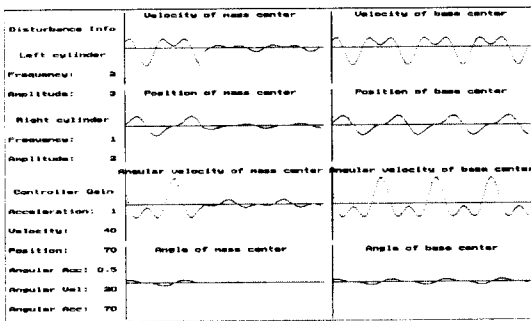


Fig. 6 Simulation results when linear controller applied to the 2 DOF system.(Left : Controlled mass states, Right : Base excitation states)

4. 실험 및 결과

실험장치는 Fig. 4과 Fig. 5에서 볼 수 있는 것과 같이 유압 실린더를 액추에이터로 사용하고 이를 유압 비례밸브를 이용하여 베이스의 가진 및 제어를 수행하였다. 가진 주파수는 1

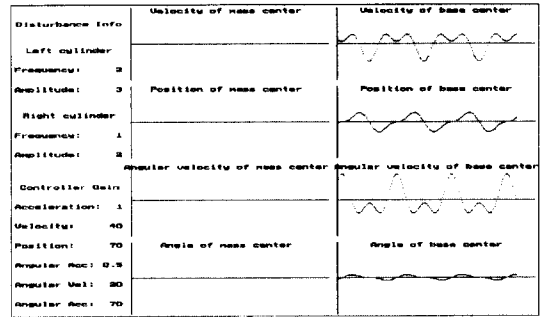


Fig. 7 Simulation results when neural network controller applied to the 2 DOF system for 20sec.(Left : Controlled mass states, Right : Base excitation states)

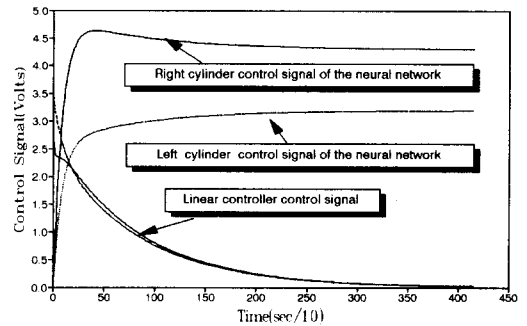


Fig. 8 Control signal variation of each controller in 2 DOF system simulation.

DOF와 2 DOF시스템에 각각 0~8Hz, 0~6Hz까지로 하였다. 그리고 2 DOF시스템의 경우 선형제어기와 신경회로망의 입력 신호는 각 액추에이터의 위치에서의 상태변수의 값을 측정하여 제어하는 물체중심에서의 상태변수의 값으로 전환하여 사용하였다.

신경회로망의 입력은 제어 대상물체의 상태와 가진하는 물체의 상태들의 조합으로 이루어진다. 이는 각 작동기의 상태를 각기 따로 제어하는 것에 비해 과도상태에서의 제어상태가 좋아지는 장점이 있기 때문이다.

Fig. 9, Fig. 10, Fig. 11은 2 DOF시스템에서 가진과 선형제어기만으로 제어를 수행하였을 때, 그리고 헤테로-시넵틱 신경회로망을 같이 사용하였을 때 각각의 가속도 스펙트럼 결과를 보인 것으로 선형제어기를 사용한 경우는 6dB 정도의 이득이 있고 신경회로망을 같이 사용할 경우는 20dB 정도의 이득이 있는 것을 보여준다. 하지만 센서 잡음이 심한 경우, 신경회로망은 주된 가진 주파수를 완전히 학습한 뒤 잡음을 학습하는 경향이 있다. 따라서 잡음을 제거하는 것이 신경회로망의 안정한 학습에 필요하다.

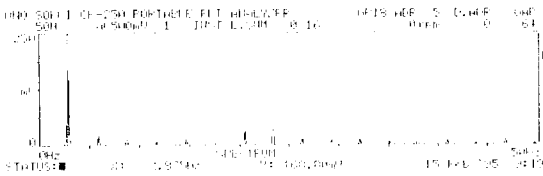


Fig. 9 Acceleration spectrum of the excitation. (mV is equivalent to mm/s^2)

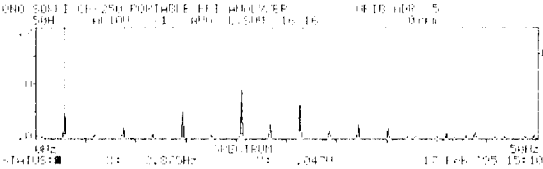


Fig. 10 Acceleration spectrum of the controlled mass when the linear controller applied only. (mV is equivalent to mm/s^2)

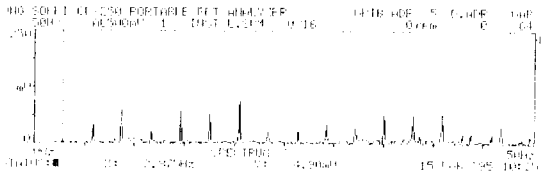


Fig. 11 Acceleration spectrum of the controlled mass when the neural network controller applied. (mV is equivalent to mm/s^2)

5. 결론

유압을 이용한 실시간 진동제어를 위해서 선형제어기의 출력신호와, 이를 에러 신호로 이용하여 학습한 신경회로망의 출력을 제어 신호로 이용하여 시뮬레이션 및 실험을 수행한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

1. 신경회로망의 구조는 실시간 제어를 위해서 단층구조의 신경회로망을 이용하였고 신경소자가 신형적이기 때문에 신경회로망 제어기의 학습후 시스템의 동작 미분방정식을 얻을 수 있는 장점이 있었다.
2. 선형제어기만을 이용한 제어는 3dB 정도로 진동의 전달성이 감소되는 것을 살펴볼 수 있었다. 선형제어기는 안정한 제어신호를 줄 수 있는 장점을 가진 반면 0~10Hz의 각 주파수에서 제어되는 정도가 다르게 나타나고 시스템의 변화에 대해서 적응하지 못하는 단점이 있다. 반면에 신경회로망 제어기는 제어 주파수 대역이 선형제어기보다 넓고, 제어 정도 역시 20dB보다 작으면서 시스템의 변화에 대해 안정한 제어를 할 수 있었다.
3. 본 연구에서 제안된 선형제어기와 신경회로망 제어

기를 이용한 알고리즘은 사용하는 시스템에 관계없이 적용될 수 있고 시스템 동정이 제어와 동시에 이루어지는 장점을 가지고 있다. 그리고 동정한 결과와 등가의 시스템 모델로 나타나므로 제어 시스템의 특성과 악이 용이한 장점이 있다.

후기

본 연구는 현대중공업(주)의 지원을 받아 수행되었으며 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

- 1) M. J. Vilenius, "The application of sensitivity analysis to electrohydraulic control servos," *Transaction of the ASME*, Vol. 105, June 1983, pp. 77-82.
- 2) D. Hrovat, M. Hubbard, "Optimum Vehicle Suspensions Minimizing RMS Rattlespace, Sprung-Mass Acceleration and Jerk," *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, Vol. 103, September 1981, pp. 228-236.
- 3) E. Marui, S. Kato, "Forced Vibration of a Base Excited Single-Degree-of-Freedom System With Coulomb Friction," *Transaction of the ASME*, Vol. 106, December 1984, pp. 280-285.
- 4) J. M. Finney, A. D. Pennington, G.S. Gill, "A Pole-Assignment for an Electrohydraulic Cylinder Drive," *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, Vol. 107, June 1985, pp. 145-150.
- 5) D. W. Schubert, J. E. Ruzika, "Theoretical and Experimental Investigation of Electrohydraulic Vibration Isolation System," *Journal of Engineering for Industry*, November 1969, pp. 981-989.
- 6) H. E. Merritt, *Hydraulic Control System*, John Wiley & Sons Inc.
- 7) M. Kawato, H. Miyamoto, T. Setoyama, "Feedback Error-Learning Neural Network for Trajectory of Robot Manipulator," *Neural Network*, Vol. 1, pp. 251-265, 1988.
- 8) M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, "Hierarchical Neural Network Model for Voluntary Movement with Application to Robotics," *IEEE Control System Magazine*, April 1988.
- 9) D. Psaltis, A. Sideris, A. A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller," *IEEE Control System Magazine*, April 1988.