

앞먹임 신경회로망 제어를 이용한 자기부상 실험시스템의 제어

Control of an Experimental Magnetic Levitation System Using Feedforward Neural Network Controller

장태정*, °이재환**

* 강원대학교 제어계측공학과(Tel:+82-361-250-6348; Fax:+82-361-242-2059; E-mail: jangtj@cc.kangwon.ac.kr)

** 강원대학교 제어계측공학과(Tel:+82-361-51-6501; Fax:+82-361-242-2059; E-mail: jhwan@pine.kangwon.ac.kr)

Abstracts : In this paper, we have built an experimental magnetic levitation system for a possible use of control education. We have given a mathematical model of the nonlinear system and have shown the stability region of the linearized system when it is controlled by a PD controller. We also proposed a neural network control system which uses a neural network as a feedforward controller together with a conventional feedback PD controller. We have generated a desired output trajectory, which was designed for the benefit of the generalization of the neural network controller, and trained a neural network controller with the data of the actual input and the actual output of the system obtained by applying the desired output trajectory. A good tracking performance was observed for both the desired trajectories used and not used for the neural network training.

Keywords : Magnetic levitation, Neural network control, Nonlinear control systems, Control education

1. 서론

자기부상(magnetic levitation)은 자석이 철을 잡아당기는 힘 또는 자석이 같은 극끼리는 서로 밀고 다른 극끼리는 서로 잡아당기는 힘 등의 자기력을 이용하여 무거운 물체를 공중에 띄우는 것을 말한다. 이와 같은 자기부상의 원리를 기계적인 마찰이 존재하는 부분에 적용하게 되면 마찰로 인하여 발생하는 여러 가지 문제점들을 일시에 해결할 수 있다. 자기부상 열차, 자기 베어링 등은 현재 실용화되었거나 활발한 연구가 이루어지고 있는 자기부상의 원리를 응용한 기기 또는 장치들이다.

자기부상의 원리를 이용하면 기계적인 마찰을 획기적으로 줄일 수 있는 장점은 있지만 고전제어 이론만으로는 좋은 제어를 설계하기가 용이하지 않다. 왜냐하면 자기부상 시스템은 대상 물체와 전자석 간의 거리에 따라 특성이 연속적으로 급격히 변하는 강한 비선형성을 가지고 있기 때문에 고전 제어를 설계하기 위해서는 특정 동작점에서 선형 근사화한 시스템을 제어기 설계의 기준으로 삼게 되는데, 이럴 경우 이 동작점 부근의 일부 제어 구간을 제외하고는 전체적으로 시스템의 좋은 성능을 보장할 수 있는 제어를 설계하기 어렵기 때문이다.

이와같은 실제 제어기 설계에 있어서의 어려움에도 불구하고 자기부상의 원리를 이용하면 기계적인 마찰의 영향을 거의 없앨 수 있다는 장점 때문에 최근 자기부상의 원리와 응용 가능 분야에 대해 선진 각국의 학계와 산업계에서는 큰 관심을 가지고 제어 방법의 개선과 그 활용 영역의 확대를 위한 연구를 활발히 진행하고 있다. 따라서 국내 대학에서도 관련 학과에서 이러한 분야에 대한 연구와 더불어 이 분야에 대한 이론 및 실험 교육을 한층 강화해야 할 필요성이 있다. 그러나 국내에서는 자기부상 시스템 뿐만 아니라 자동제어 교육용으로 활용할 수 있는 국산화된 상용 실험시스템이 거의 없어 가격이 터무니없이 비싼 외국의 제품을 수입하여 사용할 수밖에 없는 실정이다. 이러한 현실을 감안할 때 수입에 의존하고 있는 제어 교육용 실험 장치의 국산화가 꼭 필요하며 본 연구도 최종적으로는 자기부상 실험 장치를 국내의 제작업체를 통해 생산 공급할 수 있도록 하는 것을 목표로 하고 있다.

본 논문에서는 먼저 자기부상의 원리를 실제로 실험을 통하여 교육하는데 이용할 수 있도록 간단한 자기부상 실험장치를 제작하고 이를 대상으로 이미 잘 알려져 있는 시스템의 수학적 모델 및 고전제어기의 설계 방법을 적용하여 제어기를 설계한다.

또한 이러한 고전제어기를 적용하였을 경우의 시스템의 특성을 알아보고 실제 실험 결과의 예를 보인다. 마지막으로 앞에서 설계한 고전제어기와 함께 동작점에서의 비선형성을 보상해줄 수 있는 앞먹임 신경회로망 제어를 원래의 시스템에 추가한 제어 시스템의 구조와 이러한 신경회로망 제어기의 학습방법을 제시하고 제시한 방법을 적용하였을 때의 실험 결과들을 보인다.

2. 자기부상 실험시스템의 제작

제작한 자기부상 시스템은 기구부, 센서 및 구동회로, 아날로그 입출력보드가 설치된 퍼스널 컴퓨터로 구성된다. 퍼스널 컴퓨터가 제어기의 역할을 담당하고 센서 및 구동회로는 아날로그 입출력 보드를 통해 매 샘플링 주기(여기서는 2.5msec)마다 볼의 높이를 검출하며 계산된 제어값을 전자석에 인가한다. 그림 1은 제작한 자기부상 실험시스템의 구동 모습이다.

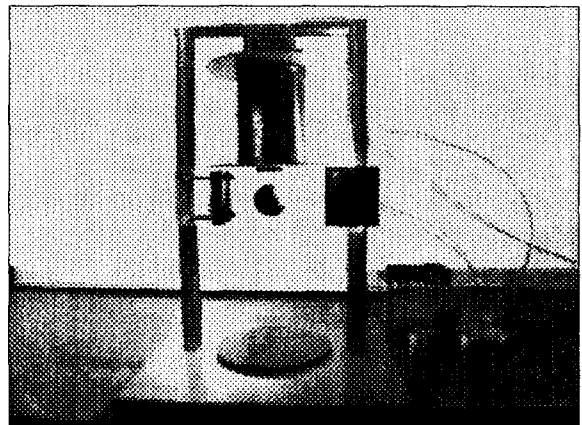


그림 1. 제작한 자기부상 실험시스템의 구동 모습.

기구부는 금속 볼(steel ball)을 부상시키기 위한 전자석과 볼의 위치를 측정하기 위한 광원 및 광량센서로 이루어진다. 광원과 광량센서는 서로 나란히 지면과 수평으로 설치하여 그 중간에 있는 볼이 광원을 가리는 정도를 광량센서로 측정하여 볼의

위치를 검출한다. 광량센서 부위는 외부 빛의 영향을 받기 쉬우므로 광원 이외의 주변 빛을 차단하기 위해 세심한 조정이 필요하다. 광량센서에서 나오는 전압은 크기가 매우 작기 때문에 아날로그 입력 범위에 맞추기 위해서는 큰 비율로 증폭되어야 한다. 증폭시에 노이즈의 영향을 줄이기 위해 2단계로 증폭을 하였으며 RC 저주파필터도 사용하였다. 전자석을 구동하기 위한 드라이브 소자로는 Power FET(IRFP064)를 사용하였고 전자석에 흐르는 전류를 제어하는데는 일반적으로 많이 쓰이는 PWM방식을 사용하지 않고 아날로그 출력의 제어값을 Power FET의 입력에 직접 인가하여 전력을 증폭하는 방식을 채택하였다. 이때 아날로그 출력값의 전범위를 제어에 이용하기 위해서는 아날로그 출력값의 범위를 Power FET의 동작 범위로 맞추어 주는 회로가 필요하다. 아날로그 입력력 보드는 직접 제작할 수도 있지만 실험시스템의 제작 시간을 단축하기 위해 저렴한 가격의 12비트 아날로그 입력력보드를 구입하여 사용하였다.

3. 모델링 및 PD 제어기의 설계

3.1 자기부상 시스템의 모델링

자기부상 실험시스템의 모델링된 식이나 모델링 과정은 학부의 자동제어 과목 교재나 기타 여러 가지 참고도서에서 발견할 수 있다 [1,2]. 그림 1에 보인 것과 같은 자기부상 시스템은 다음과 같은 미분방정식으로 표현될 수 있다.

$$M \frac{d^2 y(t)}{dt^2} = Mg - \frac{c^2 y(t)}{y^*}, \quad (1)$$

$$e(t) = Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt}. \quad (2)$$

이 때, M 은 금속 볼(steel ball)의 질량, $y(t)$ 는 전자석 끝에서 금속 볼의 중심까지의 거리, g 는 중력가속도, c 는 양의 상수, $i(t)$ 는 전자석 코일에 흐르는 전류, $e(t)$ 는 코일에 인가되는 전압, R 은 코일의 저항, L 은 코일의 인덕턴스 등을 나타낸다. 시스템의 상태변수를 $x_1(t) = y(t)$, $x_2(t) = \dot{y}(t)$, $x_3(t) = i(t)$ 로, 그리고 입력을 $u(t) = e(t)$ 로 놓으면 (1), (2)의 미분방정식을 다음과 같은 비선형 상태방정식으로 바꿀 수 있다.

$$\dot{x}_1(t) = x_2(t), \quad (3)$$

$$\dot{x}_2(t) = g - \frac{c}{M} \frac{x_3^2(t)}{x_1(t)}, \quad (4)$$

$$\dot{x}_3(t) = -\frac{R}{L} x_3(t) + \frac{1}{L} u(t). \quad (5)$$

3.2 시스템의 선형화

식 (3)-(5)로 주어지는 시스템은 비선형이기 때문에 선형 시스템을 대상으로 하는 제어기의 설계 및 해석 방법을 적용할 수 없다. 그러나 시스템을 하나의 동작점에서 선형화한다면 그 동작점 부근에서는 선형 제어 이론의 적용이 가능하다. 금속 볼이 전자석에서 y^* 만큼 떨어진 위치에 정지해 있도록 제어하고자 한다면 동작점에서의 상태는 $x_1(t) = x_1^* = y^*$, $x_2(t) = x_2^* = 0$, 그리고 $\dot{x}_2(t) = 0$, $\dot{x}_3(t) = 0$ 이어야 한다. 따라서 (4), (5)로부터

$$x_3(t) = x_3^* = i^* = \sqrt{Mgy^*/c} \quad (6)$$

$$u(t) = u^* = e^* = Ri^* = R\sqrt{Mgy^*/c} \quad (7)$$

를 얻을 수 있다. 이와 같은 동작점에서 (3)-(5)로 주어지는 비선형시스템을 선형화하면 $\Delta x(t) = [\Delta x_1(t) \Delta x_2(t) \Delta x_3(t)]^T$, $\Delta x_i(t) = x_i(t) - x_i^*$ ($i = 1, 2, 3$), $\Delta u(t) = u(t) - u^*$ 라 할 때 다음과 같은 상태방정식을 얻을 수 있다.

$$\Delta \dot{x}(t) = A \Delta x(t) + B \Delta u(t), \quad (8)$$

단,

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{g}{y^*} & 0 & -2\sqrt{\frac{cg}{My^*}} \\ 0 & 0 & -\frac{R}{L} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

중력가속도는 $g = 9.8 \text{ m/sec}^2$ 이며 제작한 시스템의 R, L, M 값은 각각 $R = 19 \Omega$, $L = 0.00245 \text{ H}$, 그리고 $M = 0.06677 \text{ g}$ 으로 측정되었다. 전자석과 금속 볼의 중심 사이의 거리 $y^* = 0.0168 \text{ m}$ 로 설정되었는데 금속 볼의 반경은 0.0127 m 이므로 전자석과 금속 볼 사이에는 0.0041 m 의 간격이 생긴다. 상수 c 는 실제 실험을 통해 e^* 만 더 측정하면 (7)로부터 $c = R^2 Mgy^*/e^{*2}$ 으로 계산할 수 있다. 이상의 값들을 (9)에 대입하면 A, B 행렬을 구할 수 있다.

3.3 PD 제어기의 안정도 영역

식 (8), (9)와 같은 상태방정식으로 주어지는 선형화된 시스템은 동작점 부근에서 상태 되먹임(state feedback) 제어에 의해 안정화될 수 있다. 그러나 전자석 코일에 흐르는 전류 $x_3(t)$ 는 되먹임 제어에 포함시키지 않고

$$u(t) = k_p x_1(t) + k_d x_2(t) \quad (10)$$

와 같이 출력 오차에 대한 PD 제어만으로도 이 시스템을 안정화시킬 수 있다. 이 때 k_p 는 P 이득, k_d 는 D 이득에 해당한다. 식 (8), (9)로 주어지는 시스템을 안정하게 하는 PD 이득 k_p 와 k_d 의 범위는 (10)의 제어기를 포함한 전체 시스템의 특성방정식에 Routh-Hurwitz 안정도 판별법을 적용하면 쉽게 구할 수 있다. 그림 2에 이렇게 구한 안정도 영역을 $k_p - k_d$ 평면에 도시하였다.

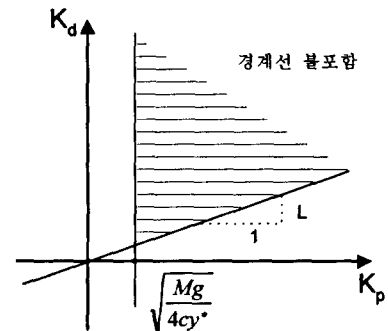


그림 2. 선형화된 자기부상 시스템을 안정하게 하는 PD 제어기 이득의 범위.

4. 신경회로망을 이용한 제어기의 구현

4.1 제어시스템의 구성

앞에서 구한 PD 제어기의 안정도 영역은 매우 넓은 것처럼 보인다. 실제로 동작점이 옮겨 가더라도 옮겨간 동작점을 기준으로 다시 y^* , e^* 등의 offset 값들을 설정한다면 그림 2에서 보듯이 $\sqrt{y^*}$ 가 감소함에 따라 k_p , k_d 의 안정도 영역이 줄어들긴 하지만 급격히 변하지는 않는다는 것을 알 수 있다. 그러나 offset 값들은 바꾸지 않고 원하는 출력만을 변화시키면 그림 2의 안정도 영역이 더 이상 적용될 수 없고 실제 출력이 원하는 출력을 잘 따라가지도 못한다.

신경회로망은 임의의 비선형함수를 근사화하는 기능을 가지고

있어서 이를 비선형시스템의 제어에 적절히 이용하면 기존의 제어기로 어려웠던 많은 문제들을 해결할 수 있다. 그러나 신경회로망은 학습 가능 여부와 최종 학습결과와 신뢰성 등의 이유로 전체 시스템의 안정도와 직결된 되먹임 제어기로 사용하기에는 부적합한 면이 있다. 한편 기존의 PD 제어기는 앞서도 지적했듯이 자기부상 시스템과 같은 비선형시스템에서는 특정 동작점 부근에서만 그 성능이 제대로 발휘될 수 있다. 이러한 두 제어기의 단점을 상호 보완하기 위하여 기존의 PD 제어기는 되먹임부에 그대로 두고 신경회로망 제어기를 앞먹임부에 두는 그림 3과 같은 제어시스템을 고려하겠다. 이러한 제어기의 구조가 새로운 것은 아니지만 아직 신경회로망 제어기의 구조 및 학습데이터 생성 문제 등 연구해야 할 과제들이 남아있다.

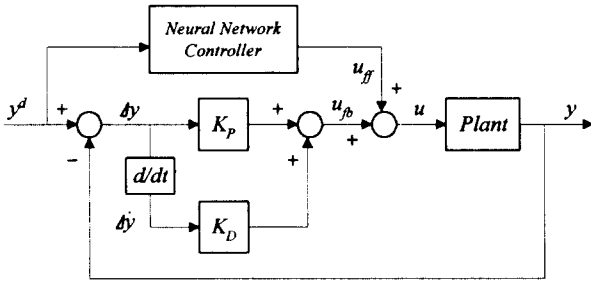


그림 3. 신경회로망을 이용한 제어시스템의 구성.

본 논문에서는 신경회로망 제어기로 다층 역전파 신경회로망(multi-layer back-propagation neural networks)을 사용하여 자기부상 시스템의 역다이나믹스(inverse dynamics)를 학습하겠다. 신경회로망이 플랜트의 역다이나믹스를 충분히 학습한다면 원하는 출력계적 $y^d(t)$ 에 대해 신경회로망의 출력 $u_{ff}(t)$ 가 이러한 출력계적을 만들어줄 수 있는 입력 $u^d(t)$ 에 가까울 것이다. (PD 제어기만 쓰는 경우라면 $u_{ff}(t) = u^*$ 로 고정된다.) 따라서 앞먹임 신경회로망 제어기 만으로도 출력오차가 거의 생기지 않으며 PD 제어기는 외란이나 작은 출력오차에 대해 시스템의 전체 안정도를 보장하는 역할만을 하게 된다.

식 (1), (2)로부터

$$u(t) = e(t) = f(y(t), \dot{y}(t), \ddot{y}(t), y^{(3)}(t)) \quad (11)$$

라는 것을 알 수 있다. 따라서 이 시스템을 이산시간 시스템으로 근사화한다면

$$u(k) = e(k) = g(y(k), y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \quad (12)$$

로 생각할 수 있다. 이를 고려하여 신경회로망의 입력은 $y(k), y(k-1), y(k-2), y(k-3)$ 로, 출력은 $u(k)$ 로 두며 하나의 은닉층에 은닉층 뉴런은 5개인 것으로 설정한다.

4.2 신경회로망 제어기의 학습 데이터 생성

신경회로망을 학습하는데는 실험을 통해 학습할 데이터를 먼저 얻은 후에 별도로 학습을 하는 Off-Line 학습방법과 실험장치와 신경회로망 학습프로그램을 결합하여 실시간으로 얻어지는 데이터를 이용해 학습을 하는 On-Line 학습방법이 있다. 본 논문에서는 우선 Off-Line 학습방법을 이용하여 신경회로망을 학습하였다. 학습 데이터를 얻기 위해서는 먼저 자기부상 시스템에 인가할 레퍼런스 즉, 원하는 출력 $y^d(t)$ 를 만들어야 한다. $y^d(t)$ 는 가능하면 자기부상 시스템의 모든 다이나믹스를 포함할 수 있어야 한다. 입력은 출력으로 나오기까지 2번의 주된 적분을 거치게 되므로 원하는 출력 $y^d(t)$ 는 이를 고려하여 2번 이상 미분 가능한 형태로 하며 또한 $y^d(t), \dot{y}^d(t), \ddot{y}^d(t)$ 모두 입력 공간을 충분히 메울 수 있도록 랜덤하게 발생시킨다. 이런 기준하에 총 10초간 매초당 400개씩 총 4000개의 데이터를 발생시켰다. 그림 4에 이렇게 얻은 $y^d(t)$ 에서 y^* 를 뺀 계적을 보였다.

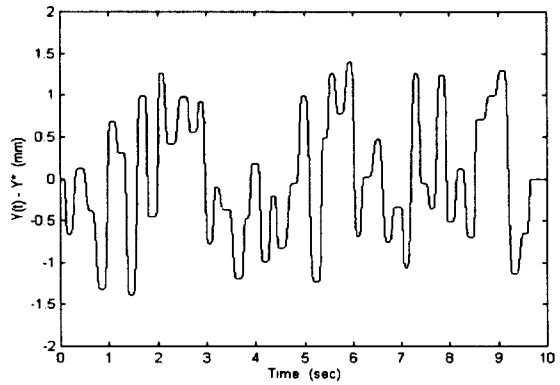


그림 4. 학습데이터를 얻기 위한 원하는 출력계적 $y^d(t) - y^*$.

이렇게 발생시킨 $y^d(t)$ 는 직접 신경회로망 제어기의 학습에 이용할 수 없다. 왜냐하면 이러한 $y^d(t)$ 를 내재하는 원하는 출력계적 $u^d(t)$ 를 알 수 없기 때문이다. 그러나 신경회로망을 학습시키기 위해서 꼭 $y^d(t)$ 와 $u^d(t)$ 를 사용해야 하는 것은 아니다. 본 논문에서는 먼저 PD 제어기만으로 안정한 되먹임 시스템을 구성한 후 $y^d(t)$ 를 인가하였을 때 얻을 수 있는 자기부상 시스템의 실제 입력계적과 출력계적 $u^a(t)$ 와 $y^a(t)$ 를 신경회로망 제어기를 학습하기 위한 학습데이터로 이용한다. 그림 5는 그림 4에 주어진 $y^d(t)$ 를 기존의 PD 제어기만을 사용한 시스템에 인가했을 때의 결과를 나타낸다. 점선은 $y^d(t) - y^*$ 를 나타내고 실선은 실제 출력 $y^a(t)$ 에서 y^* 를 뺀 값이다.

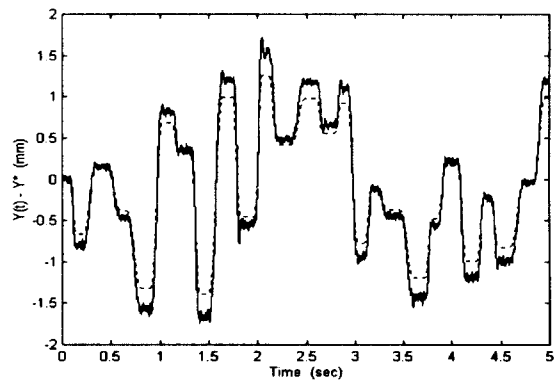


그림 5. 기존의 PD 제어기를 사용했을 때의 출력.

실험을 할 때 한 가지 주의할 점은 자기부상 시스템은 전자석 코일에서 발생하는 열에 의한 온도 변화에 따라 특성이 변하는 시변시스템이므로 충분한 시간이 지나 시스템의 온도가 일정해진 후에 실험을 해야한다는 것이다. 또한 실험에서 얻은 학습 데이터를 신경회로망 학습에 이용할 때는 신경회로망의 입력과 출력의 크기를 적당한 크기로 스케일링해주어야 한다는 점도 고려해야 한다. 본 논문에서는 신경회로망의 목표 출력값으로 쓰일 데이터는 0.2에서 0.8, 그리고 입력값으로 쓰일 데이터는 -1에서 1 사이의 값으로 스케일링하였다. 따라서 학습된 신경회로망을 제어기로 사용할 때에도 입력 데이터를 같은 배율로 스케일링한 후 신경회로망의 입력으로 인가하고 신경회로망의 출력은 학습 시와는 역으로 스케일링을 한 후에 제어값으로 사용해야 한다.

4.3 신경회로망의 학습 및 실험 결과

총 4000개의 학습 데이터는 스케일링 작업을 거친 후에 역전파 신경회로망을 학습하는데 사용되었다. 모두 25000번의 역전파 학습을 거쳐 얻어진 신경회로망으로 기존의 PD 제어기와 함께 그림 3과 같은 시스템을 구성한 후 학습 데이터를 얻을 때 사용

한 원하는 출력 궤적 $y^d(t)$ 를 인가했을 때의 결과를 그림 6에 보였다. 정상상태 및 과도상태에서의 오차가 모두 기존의 PD 제어기만을 사용할 때보다 현저히 줄어들었다는 것을 확인할 수 있다. 그림 7과 그림 8은 기존의 PD 제어기와 신경회로망 제어를 사용했을 때의 출력오차를 각각 보여주고 있다.

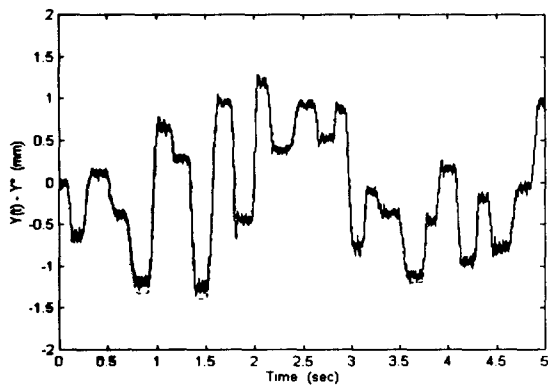


그림 6. 신경회로망 제어기를 사용했을 때의 출력.

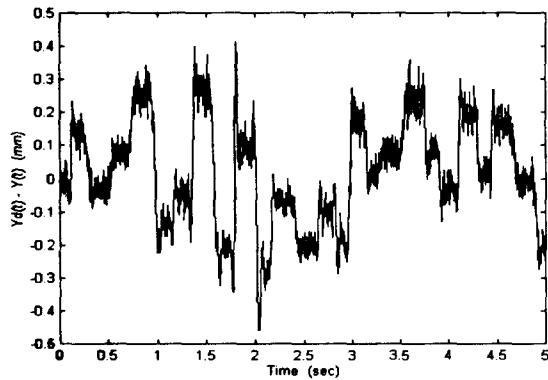


그림 7. PD 제어기만을 사용했을 때의 출력 오차.

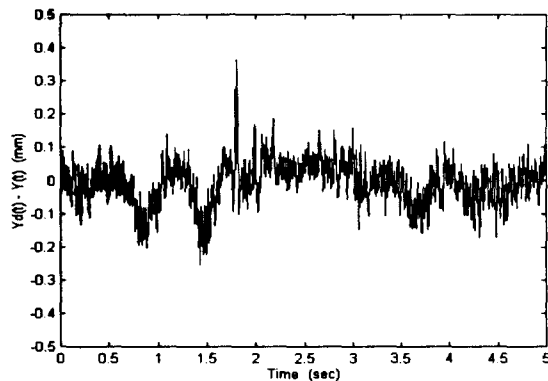


그림 8. 신경회로망 제어기를 사용했을 때의 출력 오차.

지금까지의 실험 결과는 신경회로망의 학습데이터를 만들 때 사용했던 $y^d(t)$ 를 시스템의 입력으로 인가했을 때의 실험 결과이다. 그러나 신경회로망은 자기부상 시스템의 역다이내믹스를 학습한 것이기 때문에 다른 원하는 출력 궤적에 대해서도 좋은 결과를 보여줄 수 있어야 한다. 즉, 신경회로망의 학습시 일반화(generalization)가 잘 이루어져야 한다. 이를 확인하기 위해 신경회로망의 학습에 사용되지 않은 다른 원하는 출력 궤적을 대상으로 같은 실험을 하였다. 그림 9와 그림 10은 새로운 원하는 출력 궤적에 대해 기존의 PD 제어기만을 사용했을 때와 신경회로망 제어기를 추가하여 사용했을 때의 출력을 각각 나타내었다. 앞의 경우와 마찬가지로 신경회로망 제어기를 추가하였을 때가 PD 제어기만을 사용했을 때보다 훨씬 우수한 추종 특성을 보여

주고 있다. 더욱이 출력의 경향이 앞의 경우와 거의 차이가 없어 학습을 통해 신경회로망의 일반화(generalization)가 잘 이루어졌음을 알 수 있다.

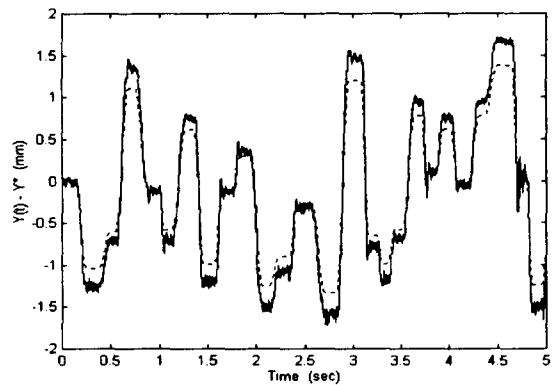


그림 9. 신경회로망의 학습에 쓰이지 않은 원하는 출력 궤적에 대한 PD 제어기만을 사용했을 때의 출력.

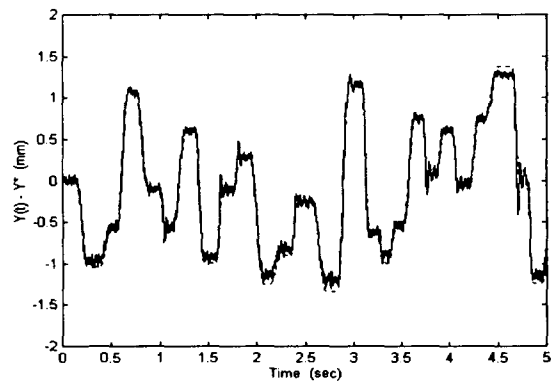


그림 10. 신경회로망의 학습에 쓰이지 않은 원하는 출력 궤적에 대한 신경회로망 제어기를 사용했을 때의 출력.

5. 결론

본 논문에서는 먼저 교육용으로 사용할 수 있는 간단한 자기 부상 실험장치를 제작하고, 비선형성이 강한 이 시스템의 수학적 모델과 이 시스템을 선형화한 시스템을 대상으로 PD 제어를 설계하였을 때의 시스템의 안정도 영역에 대해 알아보았다. 그리고 PD 제어기와 함께 동작점에서의 비선형성을 보상해줄 수 있는 앞먹임 신경회로망 제어기를 원래의 시스템에 추가한 제어시스템의 구조와 이러한 신경회로망 제어기의 학습방법을 제시하고 제시한 방법을 적용하였을 때의 실험 결과를 PD 제어기만을 사용하였을 경우의 결과와 비교하여 앞먹임 신경회로망 제어기를 도입함으로써 더 좋은 실험 결과를 얻을 수 있음을 보였다. 또한 신경회로망 제어기의 학습데이터를 잘 설정해줌으로써 신경회로망의 학습에 쓰이지 않은 원하는 출력 궤적에 대해서도 학습에 쓰인 원하는 출력 궤적에 대한 결과와 거의 동일한 추종 성능을 보이는 것을 확인함으로써 신경회로망의 학습시 일반화가 잘 이루어졌음을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] Benjamin C. Kuo, *Automatic Control Systems, 7th ed.*, Prentice Hall, Inc. Englewood Cliffs, New Jersey, 1995.
- [2] Bahram Shahian and Michael Hassul, *Control System Design Using Matlab*, Prentice Hall, Inc. Englewood Cliffs, New Jersey, 1993.