

# 신경망 슬라이딩 모드 제어를 이용한 직류 전동기의 강인한 위치제어

(Robust Position Control of DC Motor Using Neural Network Sliding Mode Controller)

전정채\* · 최석호\*\* · 박왈서\*\*\*

(Jeong-Chay Jeon · Seok-Ho Choi · Wal-Seo Park)

## 요 약

산업 자동화의 고정밀도에 따라 직류 전동기는 강인제어가 요구되고 있다. 하지만 전동기 제어 시스템이 부하 외란의 영향을 받게되면 강인제어는 어렵게 된다. 슬라이딩 모드 제어는 강인성을 갖지만, 강인성을 갖는 슬라이딩 모드 제어에서의 불연속 제어법칙은 원하지 않는 떨림 현상이 발생한다. 이를 해결하기 위한 한 방법으로 본 논문에서는 전동기 제어 시스템을 위한 신경망 슬라이딩 모드 제어기법을 제시하였다. 제어된 제어기는 떨림 현상 없이 부하 외란을 효과적으로 제거할 수 있었다. 제어기법의 효과는 시뮬레이션에 의해 확인하였다.

## Abstract

Robust control for DC motor is needed according to the highest precision of industrial automation. However, when a motor control system has an effect of load disturbance, it is very difficult to guarantee the robustness of control system. The sliding mode control has robustness, but the discontinuous control law in sliding mode control with robustness leads to undesirable chattering in practice. As a method solving this problem, in this paper, neural network sliding mode control method for motor control system is presented. The proposed controller effectively can eliminate load disturbance without chattering. The effectiveness of the control scheme is verified by simulation results.

## 1. 서 론

산업 자동화의 고정밀도에 따라 직류 전동기는 강인하고 정밀한 제어가 요구되고 있다. 그러나 부하 외란이 인가되면 시스템의 출력은 설정 값에서 이탈하게 된다. 그러므로 부하 외란이 인가되더라도 정밀

한 제어가 요구될 때에는 이탈정도를 최소화시킬 수 있는 제어기법이 필요하다[1, 2, 3].

가변구조 제어 방식은 비선형 시스템에 대하여 안정성을 보장할 수 있고, 또한 외란이나 잡음에 대하여도 매우 강인함(robustness)은 일반적으로 잘 알려진 사실이다[3,4]. 하지만 시스템의 불확실성(uncertainty)을 보상하며 스위칭 평면상에서 시스템이 동작하기 위해서는 제어 입력 값의 급격한 변화가 요구된다.

이러한 급격한 입력 값의 변화는 스위칭 평면상에서 떨림(chattering)을 유발하게 되어 시스템의 모델

\* 정희원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 석사과정

\*\* 정희원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 박사과정

\*\*\* 정희원 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 조교수  
접수일자 : 1998. 9. 28.

링에서 미처 고려하지 않았던 고주파 성분이 문제가 되기도 한다. 이 떨림 현상을 제거하기 위해서 스위칭면을 엄격하게 고정시키는 것이 아니라 적당히 경계층(boundary layer)을 도입하여, 경계층 영역 내에서 제어 입력 값을 연속적으로 근사화 시켜 사용되었다[5].

근래에 퍼지이론을 이용한 제어가 여러 부분에서 시도되고 있고, 가변구조 제어 방식에도 퍼지이론이 접목되었다[6]. 또한 최근에 입·출력 관계의 사상(mapping)을 구현하는 신경망(neural network)을 활용하기 위한 연구도 많이 이루어지고 있다[7,8,9]. 이는 입·출력 관계가 함수적이든, 논리적이든, 그렇지 않으면 이들 관계가 미지의 관계이든지 어느 한 분야만 국한되지 않고 적용이 가능하다. 적용분야는 패턴 인식 및 분류, 적응 필터 및 신호처리, 공정 및 플랜트 모델링, 지능제어 분야 등에서 이루어지고 있다.

본 논문에서는 직류 전동기의 강인한 위치 제어를 위하여 경계층을 갖는 신경망 슬라이딩 모드 제어기법을 제시하였다. 신경망 슬라이딩 모드(neural network sliding mode)는 슬라이딩 곡면의 경계층 출력 값이 신경망에 의해 결정된다. 이와 같은 신경망 슬라이딩 모드 제어기법을 가변 부하가 문제가 되는 전동기 제어에 도입함으로써 슬라이딩 모드 제어의 문제점인 떨림 현상과 전동기의 부하 외란을 효과적으로 제거할 수 있었다. 제안된 제어기법의 효과는 시뮬레이션에 의하여 확인하였다.

## 2. 가변 구조 제어 이론

다음과 같이  $n$ 차의 시스템이 주어졌다고 가정하자.

$$\dot{x}^n(t) = f(x, t) + gu(t) + d(t) \quad (1)$$

여기서,  $x(t) = (x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})^T$ 는 상태 벡터(state vector)이고,  $u(t)$  제어 입력이고  $g$ 는 이득이다. 또한  $f(x, t)$ 는 상태벡터  $x$ 와 시간  $t$ 의 함수이다. 외란  $d(t)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$d(t) = \hat{d}(t) + \Delta d(t) \quad (2)$$

여기서,  $\hat{d}(t)$ 는  $d(t)$ 의 추정 값(estimation)이고,  $\Delta d(t)$ 는 외란의 불확실 정도(disturbance uncertainty)를 나타낸다. 그리고  $\Delta d(t)$ 는  $D$ 로 한정(bound)된다.

$$|\Delta d(t)| \leq D(t) \quad (3)$$

본 논문에서 고려하는 제어 문제는 외란이 인가되더라도 현재의 상태  $x$ 가 목표로 하는  $x_d$ 를 따라 가도록 하는 것이다. 이에 따른 추적 오차(tracking error)와 오차 벡터를 다음과 같이 정의한다.

$$e(t) = x(t) - x_d(t) \quad (4)$$

$$e(t) = (e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)})^T \quad (5)$$

슬라이딩 곡면(sliding surface)은  $n$ 차원 평면상에서  $s(x, t) = 0$ 를 만족시키는 식으로 구성한다.

$$s(x, t) = (d/dt + \lambda)^{n-1} \cdot e ; \lambda \geq 0 \quad (6)$$

위와 같이 정의하면, 추적 제어(tracking control)는 오차 벡터  $e$ 를 슬라이딩 곡면상에 놓이게 하는 것과 같다. 슬라이딩 곡면상에 오차 벡터를 머물도록 하는 제어 입력  $u(t)$ 는 다음의 슬라이딩 조건으로부터 얻을 수 있다[3].

$$\frac{1}{2} \cdot \frac{d}{dt} [s^2(x, t)] \leq -\eta \cdot |s| ; \eta \geq 0 \quad (7)$$

일반성을 유지하면서, 다음의 2차 시스템의 경우를 생각하여 보자.

$$\ddot{x}(t) = f(x, t) + gu(t) + d(t) \quad (8)$$

식 (6)으로부터  $s(t)$ 와 그의 미분 값은 아래와 같다.

$$s = \dot{e} + \lambda e \quad (9)$$

$$\dot{s} = \ddot{x}(t) - \ddot{x}_d(t) + \lambda \dot{e} \quad (10)$$

식 (7)의 슬라이딩 조건으로부터 아래의 관계를 얻는다.

$$s \cdot \dot{s} = s \cdot (f(x, t) + gu(t) + d(t) - \ddot{x}_d(t) + \lambda \dot{e}) \leq -\eta \cdot |s| \quad (11)$$

식 (11)을 만족시키도록 제어 입력을 구성하면 되므로,  $gu(t) = g\hat{u} - K(x, t) \cdot \text{sgn}(s)$ 와 같이 정의한다. 여기서,  $g\hat{u} = -f - \lambda \dot{e} - \ddot{d} + \ddot{x}_d$ 는  $\dot{s} = 0$ 으로부터 얻은 값이고,  $\text{sgn}(s) = s/|s|$ 이다.

$$gu = g\hat{u} - K(x, t) \cdot \text{sgn}(s) = (-f - \lambda \dot{e} - \ddot{d} + \ddot{x}_d) - K(x, t) \cdot \text{sgn}(s) \quad (12)$$

$; K(x, t) > 0$

식 (12)을 식 (11)에 대입하여  $K(x, t)$ 의 범위를 아래와 같이 얻는다.

$$K(x, t) \geq D + \eta \quad (13)$$

식 (12)에서 양변을  $g$ 로 나누면 식 (14)을 얻을 수 있다.

신경망 슬라이딩 모드 제어를 이용한 직류 전동기의 강인한 위치제어

$$u = (-f - \lambda \dot{e} - \hat{d} + \ddot{x}_d) / g - K/g(x, t) \cdot \text{sgn}(s) \quad (14)$$

이제  $K/g = M$ 로 치환하고 식 (14)을 다시 정리하면 다음 식을 얻는다.

$$u = (-f - \lambda \dot{e} - \hat{d} + \ddot{x}_d) / g - M(x, t) \cdot \text{sgn}(s) \quad (15)$$

제어 입력의  $\text{sgn}(s)$ 에 의한 급격한 변화를 피하기 위하여, 슬라이딩면에 경계층(boundary layer)  $\Phi$ 를 도입하면  $u(t)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$u = \hat{u} - M(x, t) \cdot \text{sat}(s/\Phi) ; \Phi > 0 \quad (16)$$

$$\text{sat}(s/\Phi) = \begin{cases} s/\Phi & \text{if } |s/\Phi| < 1 \\ \text{sgn}(s/\Phi) & \text{if } |s/\Phi| \geq 1 \end{cases}$$

### 3. 신경망 슬라이딩 모드

신경망의 기본적인 역할은 입·출력 관계의 사상(mapping)을 구현하는 것이다. 그러므로 입·출력 관계가 함수이든, 논리이든 또는 이들로 표현되지 않는 미지의 관계이든 간에 어느 한 분야에 국한되지 않고 일반적인 분야에 적용 가능하다. 따라서 앞에서 설계한 슬라이딩면의 경계층에서  $s$ 를 입력 값으로 하고 그에 따른 적절한 연속적인 출력값이 결정될 수 있다. 이러한 일 예로써 그림 1과 같이 나타낼 수 있다. 입·출력의 관계는 시스템 특성에 따라 여러 가지 형태로 나타낼 수 있다.

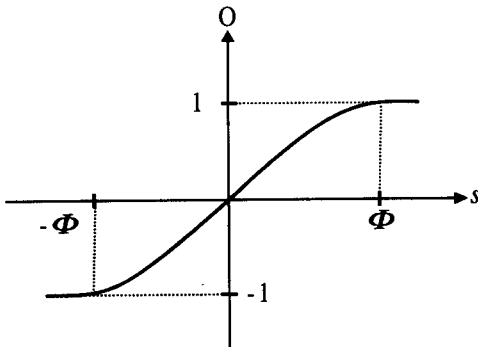


그림 1. 입력  $s$ 와 신경망의 출력  
Fig. 1. Input  $s$  and the output of neural network

그림 2에는 원하는 값을 위한 학습 및 입·출력 관계를 도시적으로 나타내었다.

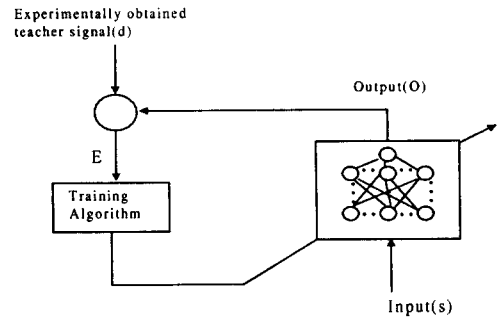


그림 2. 신경망의 학습 및 입·출력 블록선도  
Fig. 2. Block diagram of input, output and learning of neural network

그림 2에서 신경망의 학습은 모델의 불확실함(model uncertainty)에 의해 발생하는  $s$ 와 원하는 출력  $O$ 를 사상(mapping)시킴으로서, 매 순간마다 발생하는 오차와 오차변화율에 따른 적합한 연속적인 출력을 얻는데 있다.

본 논문에서 사용된 신경망의 구조는 그림 3과 같다.

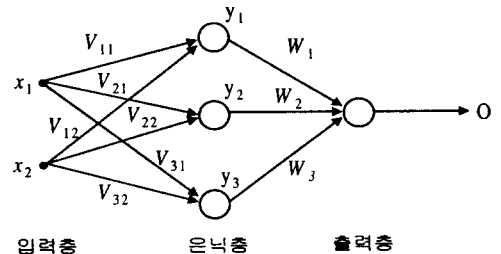


그림 3. 신경망의 구조  
Fig. 3. Structure of neural network

그림 3에서 입력  $x = [x_1 \ x_2]^T = [e \ \dot{e}]^T$ 로 사용함으로써 은닉층(hidden layer)의 출력  $y$ 를 얻을 수 있다.

$$y = [y_1 \ y_2 \ y_3] = [f(\text{net}_1) \ f(\text{net}_2) \ f(\text{net}_3)] \quad (17)$$

여기서,  $\text{net}$ 은 다음과 같다.

$$\text{net}_i = \sum_{j=1}^2 V_{ij}x_j + \theta_i ; i = 1, 2, 3 \quad (18)$$

식(18)에서  $V_{ij}$ 는 입력층(Input layer)와 은닉층의 연결가중치(weight)이며  $\theta_i$ 는 은닉층의 임계값(threshold)

value)이고 활성화 함수(activation function)  $f(\cdot)$ 는 다음과 같다.

$$f(\text{net}_i) = \frac{2}{1 + \exp(-\text{net}_i)} - 1 \quad (19)$$

또한, 신경망의 출력  $O$ 는 다음으로 쓸 수 있다.

$$O = f\left(\sum_{i=1}^n W_i y_i + \theta\right) \quad (20)$$

식 (20)에서 활성화 함수  $f(\cdot)$ 는 식 (19)와 같다. 그리고  $W_i$ 는 은닉층과 출력층(output layer)의 연결 가중치이며,  $\theta$ 는 출력층의 임계값이다.

이상과 같은 방식으로 출력값이 결정되면 원하는 출력값  $d$ 와 실제 출력값  $O$ 사이의 오차 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$E = \frac{1}{2} (d - O)^2 \quad (21)$$

그리고 식 (21)의  $d$ 는 교사 신호로써 실험적으로 얻은 값이다. 이때 오차 함수를 최소화하도록 뉴런사이에 서로 연결되어 있는 가중치들을 조정해야 하는데 이를 학습이라 하고 가장 널리 쓰이는 학습 방법인 식 (26)과 같이 오차 역전파 학습 규칙을 사용하였다.

$$W(k+1) = W(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial W} \quad (22)$$

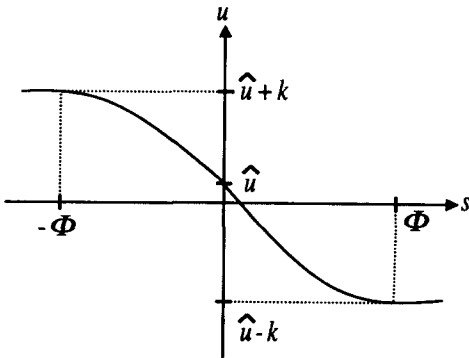


그림 4. 경계층 내에서  $u$  값의 연속적인 근사화  
Fig. 4. Continuous approximation of  $u$  in boundary layer

식(22)에서 학습상수  $\eta$ 는 수렴 속도와 오차의 진동을 고려하여 0.01로 사용하였다. 또한 학습 횟수는 5000회가 지 하였다.

이와 같은 신경망에 의한 출력  $O$ 는 그림 4와 같이 경계층 내에서  $u$ 값의 연속적인 근사화에 사용된

다. 그림 4와 식(16)을 고려하여 보면 제어 입력은 다음 식과 같다.

$$u = \hat{u} - M(x, t) \cdot O \quad (23)$$

#### 4. 시뮬레이션 및 결과고찰

앞에서 설계한 신경망 슬라이딩 모드 제어기의 성능을 확인하기 위해 다음과 같이 기술되는 전기자 제어용 직류 전동기의 모델에 적용시킨다.

$$J R_a \dot{\theta} + (B R_a + K_t K_b) \dot{\theta} = K_b V_a + d(t) \quad (24)$$

식 (24)를 정리하여 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\dot{\theta} = -\frac{(B R_a + K_t K_b)}{J R_a} \dot{\theta} + \frac{K_b}{J R_a} V_a + \frac{d(t)}{J R_a} \quad (25)$$

본 논문에서 사용된 직류 전동기(정격출력400[W])의 매개변수는 다음과 같다.

$$K_t = 2.27 [Kgf \cdot cm/A] : \text{토크 상수}$$

$$J = 3.4 \times 10^{-1} [Kgf \cdot cm \cdot sec^2] : \text{관성모멘트}$$

$$R_a = 1.2 [\Omega] : \text{전기자 저항}$$

$$B = 0.75 [Kgf \cdot cm] : \text{마찰 계수}$$

$$K_b = 23.33 [V/Krpm] : \text{유기전압 상수}$$

식 (1)과(25)를 비교하면  $f = -\frac{(B R_a + K_t K_b)}{J R_a}$ ,

$x = \theta, g = \frac{K_b}{J R_a}, u = V_a$ 에 해당됨을 알 수 있다. 그리고 식 (24)에서 부하 외란  $d(t)$ 는 다음과 같이 인가하였다.

$$d(t) = a \sin(\pi t) \quad ; 0 \leq a \leq 5 \quad (26)$$

또한, 외란의 추정값  $\hat{d}(t)$ 와 외란의 불확실 정도  $D(t)$ 는 식 (27)로 놓는다.

$$\hat{d}(t) = 2.5 \sin(\pi t), \quad D(t) = 2.5 |\sin(\pi t)| \quad (27)$$

식 (12), (14)에 의하여  $\hat{u}$ 는 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{u} = (-f - \lambda \dot{e} - \hat{d} + \ddot{x}_d) / g = (-f - \lambda \dot{e} - 2.5 \sin(\pi t) + \ddot{x}_d) / g \quad (28)$$

따라서, 경계층이 없는 경우의 제어 입력  $u$ 는 다음과 같다.

$$u = \hat{u} - M(x, t) \cdot \text{sgn}(s)$$

신경망 슬라이딩 모드 제어를 이용한 직류 전동기의 강인한 위치제어

$$= \hat{u} - [(2.5 |\sin(\pi t)| + \eta)/g] \cdot \text{sgn}(s) \quad (29)$$

경계층  $\Phi$  ( $\Phi = 1$ )을 사용한 제어 입력  $u$ 는 다음과 같다.

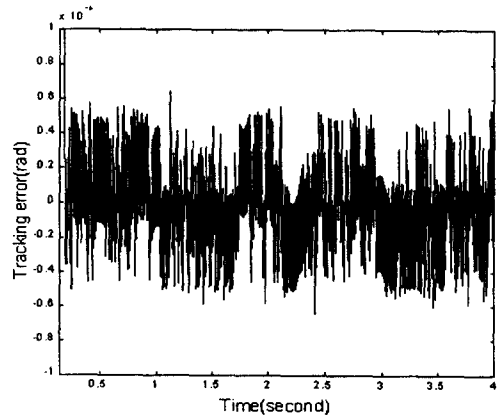
$$u = \hat{u} - M(x, t) \cdot \text{sat}[(\dot{e} + \lambda e)/\Phi] \quad (30)$$

또한, 신경망 슬라이딩 모드를 갖는 경우 제어 입력  $u$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} u &= \hat{u} - M(x, t) \cdot O \\ &= (-f - \lambda \dot{e} - 2.5 \sin(\pi t) + \ddot{x}_d)/g \\ &\quad - [(2.5 |\sin(\pi t)| + \eta)/g] \cdot O \quad (31) \end{aligned}$$

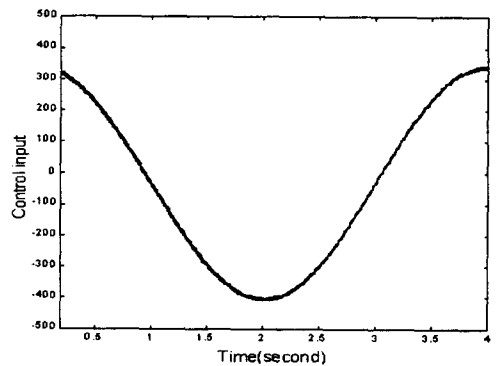
여기서, 상수  $\lambda = 6,000$ ,  $\eta = 300$ 으로 놓고 목표 위치 궤적(desired trajectory)  $x_d(t) = 10 \sin(\frac{\pi}{2} t)$  rad로 인가하여 시뮬레이션 한 결과를 그림 5, 6, 7에 나타내었다.

그림 5는 일반적인 가변 구조 시스템인 경우를 나타낸다. 추적 오차는 비교되는 제어 방식 중 가장 적으나 제어 입력의 떨림 현상을 보여 주고 있다. 그림 6은 가변 구조 시스템에 경계층을 도입한 경우로써 떨림 현상은 상당히 줄었으나 추적 오차가 가변 구조 시스템에 비해 증가하였음을 알 수 있다. 그림 7은 신경망 슬라이딩 모드를 갖는 경우로써 떨림 현상은 거의 없어 졌으며 추적 오차는 일반적인 가변 구조 시스템과는 거의 비슷하게 나타났고 경계층을 도입한 경우보다는 현저히 줄었다. 이와 같은 슬라이딩 모드 제어 기법을 가변 부하가 문제가 되는 전동기 제어에 도입함으로써 슬라이딩 모드 제어의 문제점인 떨림 현상과 전동기의 부하 외란을 효과적으로 제거할 수 있었다.

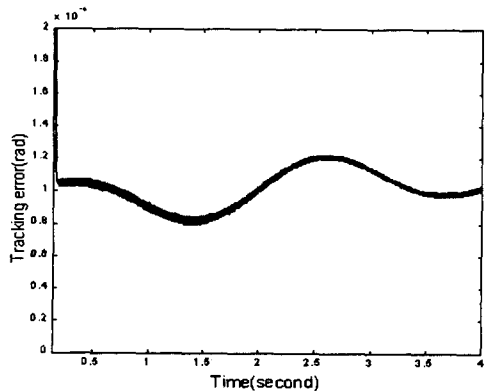


(b) 추적오차

그림 5. 일반적인 가변 구조 시스템일 경우  
Fig. 5. Conventional variable structure system

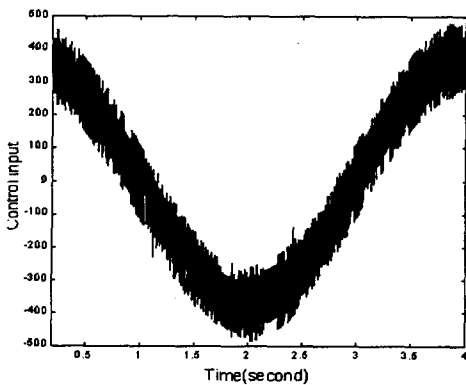


(a) 제어 입력 u(t)



(b) 추적오차

그림 6. 가변 구조 시스템이 경계층을 갖는 경우  
Fig. 6. Variable structure system with boundary

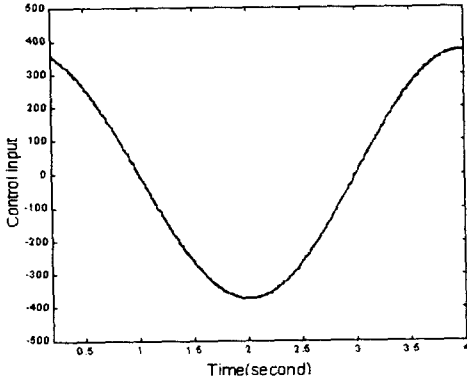


(a) 제어 입력 u(t)

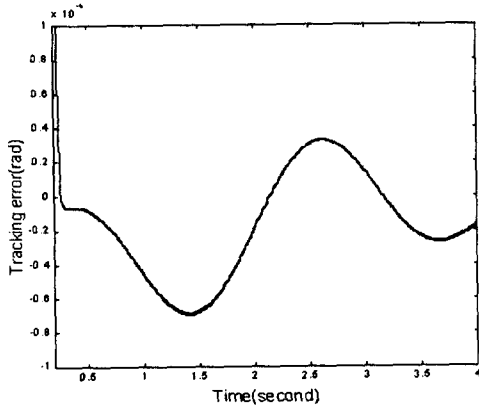
탭과 외란이 존재하는 전동기의 위치 제어 시스템에 효과적임을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] K.J. Aström and T. Hägglund, Automatic Tuning of PID controllers, Sumit Technical Associates Inc, 1988.
- [2] Z.Y. Zhao, M. Tomizuka and S. Isaka, "Fuzzy Gain Scheduling of PID Controllers", IEEE Trans. syst. man, and cybernetics, Vol. 23, No. 5, September/October 1993
- [3] J.-J. E. slotine and W. Lj, Applied Nonlinear control, Prentice-Hall, 1991.
- [4] J. Y. Hung and J. C. Hung, "Variable structure control : A survey", IEEE Trans. on industrial electrons, vol. 40, No. 1, pp. 2~22, February 1993.
- [5] J.-J. E. slotine, "Sliding controller Design for Non-linear system", Int. J. control. vol. 40, No. 2, pp. 421~434, 1984.
- [6] R. Palm, "Sliding mode Fuzzy control", IEEE Internation Confr. on Fuzzy systems 1992, pp. 519~526
- [7] K. S. Narendra, K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical system using neural networks", IEEE Trans. on Neural Network, vol. 1 No.1, PP. 4~27, March 1990.
- [8] F. C. Chen, "Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control", IEEE control systems Magazine, pp. 44-48, April 1990.
- [9] L. R. Medsker, Hybrid neural network and expert system, Kluwer academic publishers, 1994.



(a) 제어 입력 u(t)



(b) 추적오차

그림 7. 신경망 슬라이딩 모드를 갖는 가변 구조 시스템

Fig. 7. Variable structure system with neural network sliding mode

5. 결 론

본 논문에서는 외란이 존재하는 직류 전동기 제어 시스템의 강인한 위치 제어를 위하여 신경망 슬라이딩 모드 제어를 제의하였다. 제안된 제어기는 경계층 내에서 연속적인 제어 입력을 신경망에 의해 근사화 시킴으로써 가변 구조의 문제점인 떨림 현상을 제거 할 수 있었고, 슬라이딩 모드에 경계층만 도입한 경우보다 추적 오차를 줄일 수 있었으며 전동기의 부하 외란을 효과적으로 제거하였다. 따라서 제의한 제어기는 떨림 현상이 문제되는 가변 구조 시스템

◇ 저자소개 ◇

전 정 채 (全正采)

1971년 6월 8일생. 1997년 원광대학교공대 전기공학과 졸업. 현재 원광대학교대학원 전기공학과 석사과정

최 석 호 (崔碩鎭)

1953년 8월 1일생. 1987년 대전산업대학교 전기공학과 졸업. 1994년 원광대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재동 대학원 전기공학과 박사과정. 현재 국방과학연구소 선임기술원

박 월 서 (朴曰緒)

1953년 5월 1일생. 1982년 원광대학교공대 전기공학과 졸업. 1985년 조선대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1992년 원광대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 원광대학교 전기공학과 조교수. 현재 당 학회 전북 지회 총무