

신경망 슬라이딩 곡면을 이용한 비선형 다변수 시스템의 제어기 설계

구기준^{1*}, 조현섭²

¹한림성심대학 정보통신네트워크과

²청운대학교 디지털방송공학과

Design of Controller for Nonlinear Multivariable System Using Neural Network Sliding Surface

Gi-Jun Ku^{1*} and Hyun-Seob Cho²

¹Dept. of Information Communication & Computer Networks, Hallym College

²Dept. of Digital Broadcasting & Electronic Engineering, Chungwoon Univ.,

요 약 슬라이딩 모드를 가진 가변 구조 제어(VSC)에서의 불연속적인 제어 법칙은 실제로 바람직하지 못한 떨림 현상을 발생시킨다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 VSC 구조를 제안한다. 불연속 제어 법칙을 해결하기 위해 경계층을 가진 신경망 슬라이딩 곡면이 도입된다. 제안된 제어기는 보편적인 VSC의 떨림 현상 문제를 해결할 수 있다. 제안된 제어 구조의 효과는 시뮬레이션을 통해 증명하였다.

Abstract The variable structure control(VSC) with sliding mode is the discontinuous control law in leads to undesirable chattering in practice. As a method solving this problem, in this paper, we propose a scheme of the VSC with neural network sliding surface. A neural network sliding surface with boundary layer is employed to solve discontinuous control law. The proposed controller can eliminate the chattering problem of the conventional VSC. The effectiveness of the proposed control scheme is verified by simulation results.

Key Words : Variable structure control, Neural Network Sliding mode, Nonlinear systems

1. 서론

가변 구조 제어방식은 비선형 시스템에 대하여 안정성을 보장할 수 있고, 외란이나 잡음에 대하여도 매우 강한 함은 일반적으로 잘 알려진 사실이다[1,2]. 하지만 시스템의 불확실성을 보상하며, 스위칭 평면상에서 시스템이 동작하기 위해서는 제어 입력 값의 급격한 변화가 요구된다. 이러한 급격한 입력 값의 변화는 스위칭 평면상에서 떨림 현상을 유발하게 되어 시스템의 모델링에서 미처 고려하지 않았던 고주파 성분이 문제가 되기도 한다. 이 떨림 현상을 제거하기 위해서 스위칭면을 엄격하게 고정시키는 것이 아니라 적당히 경계층을 도입하여, 경계층 영역 내에서 제어 입력 값을 연속적으로

근사화 시켜 사용했다[3]. 근래에, 퍼지이론을 이용한 제어가 여러 부분에서 시도되고 있고, 가변 구조 제어방식에도 퍼지 이론이 접목되었다[4,5]. 이는 경계층을 여러 개로 분할하여 소속 함수를 할당함으로써 오차와 오차 변화율의 크기에 따라 퍼지 추론이 수행된다. 이와 같이 스위칭 면을 엄격하게 고정시키는 것이 아니라 경계층을 도입함으로써 떨림 현상을 완화시키는 반면에 오차의 크기는 증가하였다. 또한 최근에 입·출력 관계의 사상을 구현하는 신경망도 많은 관심을 받고 연구되고 있다. 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[6,7]. 본 논문에서는

*교신저자 : 구기준(gijun@hsc.ac.kr)

접수일 09년 09월 21일

수정일 09년 10월 12일

게재확정일 09년 10월 14일

시스템 불확실성의 영향을 최소화하기 위하여, 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 가변 구조 시스템을 제안하였다. 신경망 슬라이딩 모드는 슬라이딩 면 경계층 내의 각 값(오차와 오차 변화율)에 대한 적절한 연속적인 출력 값이 신경망에 의해 결정된다. 이와 같은 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 가변 구조 시스템을 불확실성이 존재하는 시스템에 도입함으로써, 슬라이딩 모드 제어의 문제점인 떨림 현상을 해결하고, 추적 오차를 더욱 줄일 수 있었다. 제안된 제어 기법의 효과는 시뮬레이션에 의하여 확인하였다.

2. 가변 구조 제어이론

다음과 같이 n차의 시스템이 주어졌다고 가정하자.

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

여기서,

$x(t) = (x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})^T$ 는 상태 벡터이고, $u(t)$ 는 제어 입력이다. 또한 $f(x, t)$ 는 상태벡터 x 와 시간 t 의 함수로서 다음과 같이 표현된다.

$$f(x, t) = \hat{f}(x, t) + \Delta f(x, t) \quad (2)$$

여기서, $\hat{f}(x, t)$ 는 $f(x, t)$ 의 추정 값이고, $\Delta f(x, t)$ 는 모델의 불확실 정도를 나타낸다. 그리고 $\Delta f(x, t)$ 는 F 로 한정 된다.

$$|\Delta f(x, t)| \leq F(x, t) \quad (3)$$

본 논문에서 고려하는 제어 문제는 현재의 상태 x 가 목표로 하는 x_d 를 모델의 불확실성이 있는 경우에도 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 n차원 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 오차벡터를 머물도록 하는 제어 입력 $u(t)$ 는 다음의 슬라이딩 조건으로부터 얻을 수 있다[2].

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

일반성을 유지하면서, 다음의 2차 시스템의 경우를 생각하여 보자.

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

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.

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

식(11)을 만족시키도록 제어 입력을 구성 하면 되므로,

$u(t) = \hat{u} - K(x, t) \cdot \text{sgn}(s)$ 와 같이 정의한다. 여기서 $\hat{u} = -\hat{f} - \lambda \dot{e} + \ddot{x}_d$ 는 $\dot{s} = 0$ 로부터 얻은 값이고,

$\text{sgn}(s) = s/|s|$ 이다.

$$u = \hat{u} - K(x, t) \cdot \text{sgn}(s) = (-\hat{f} - \lambda \dot{e} + \ddot{x}_d(t)) - K(x, t) \cdot \text{sgn}(s); K(x, t) > 0 \quad (12)$$

식(12)을 식(11)에 대입하여 $K(x, t)$ 의 범위를

아래와 같이 얻을 수 있다.

$$K(x, t) \geq F + \eta \tag{13}$$

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

$$u = \hat{u} - K(x, t) \text{sat}(s/\Phi); \Phi > 0 \tag{14}$$

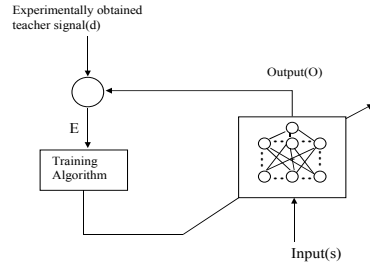
$$\text{sat}(s/\Phi) = \begin{cases} s/\Phi & \text{if } |s/\Phi| < 1 \\ \text{sgn}(s/\Phi) & \text{if } |s/\Phi| \geq 1 \end{cases}$$

3. 신경망 슬라이딩 모드

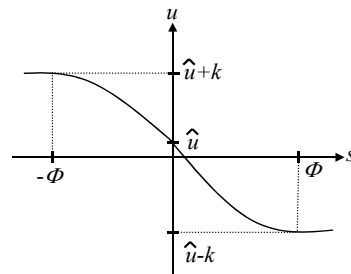
신경망의 기본적인 역할은 입·출력 관계의 사상(mapping)을 구현하는 것이다. 그러므로 입·출력 관계가 함수이든, 논리이든 또는 이들로 표현되지 않는 미지의 관계이든 간에 어느 한 분야에 국한되지 않고 일반적인 분야에 적용 가능하다. 따라서 앞에서 설계한 슬라이딩면의 경계층에서 s 를 입력 값으로 하고 그에 따른 연속적인 출력값이 신경망에 의해 결정될 수 있다. 입·출력의 관계는 시스템 특성에 따라 여러 가지 형태로 나타낼 수 있다. 그림 2는 원하는 값을 위한 학습 및 입·출력관계를 도식적으로 나타내었다. 그림 2에서 신경망의 학습은 모델의 불확실성(model uncertainty)에 의해 발생하는 s 와 원하는 출력 O 를 사상(mapping)시킴으로서, 매 순간마다 발생하는 오차와 오차 변화율에 따른 적합한 연속적인 출력을 얻는데 있다. 학습 알고리즘은 역전파(back-propagation)법을 사용하였고, 학습상수는 수렴 속도와 오차의 진동을 고려하여 0.3으로 사용하였다. 또한 학습 횟수는 5,000회까지 하였으며, 응답함수는 시그모이드(sigmoid)함수를 사용하였다. 신경망의 구조는 2층의 전향 신경망(feedforward neural network)구조를 사용하였다. 이와 같은 신경망에 의한 출력 O 는 그림 3과 같이 경계층 내에서 u 값의 연속적인 근사화에 사용된다.

그림 3과 식(14)을 고려하여 보면 제어 입력은 다음 식과 같다.

$$u = \hat{u} - K(x, t) \cdot O \tag{15}$$



[그림 1] 신경망의 학습 및 입출력 블록선도



[그림 2] 경계층 내에서 u 값의 연속적인 근사화

4. 시뮬레이션 및 결과고찰

신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 가변 구조 제어의 성능을 확인하기 위하여 다음의 2차 시스템을 고려하여 본다.

$$\ddot{x}(t) + a(t) \cdot \dot{x}(t)^2 \cdot \cos(3x) = u(t); 1 \leq a(t) \leq 2 \tag{16}$$

앞의 식(8)과 비교하여 다음 식(17)을 얻는다.

$$\hat{f}(x, t) = -1.5 \dot{x}(t)^2 \cdot \cos(3x)$$

$$F(x, t) = 0.5 \dot{x}(t) \cdot |\cos(3x)| \tag{17}$$

(12)식에 의하여 \hat{u} 는 다음 식과 같다.

$$\hat{u} = -\hat{f} - \lambda \dot{e} + \ddot{x}_d = 1.5 \dot{x}^2 \cos(3x) - \lambda \dot{e} + \ddot{x}_d \tag{18}$$

일레로 $\lambda = 20, \eta = 0.1$ 에 대하여 경계층이 없는 경우의 제어 입력 u 는 다음과 같다.

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

$$= \hat{u} - (0.5 \dot{x}^2 \cdot |\cos(3x) + \eta|) \cdot \text{sgn}(s) \tag{19}$$

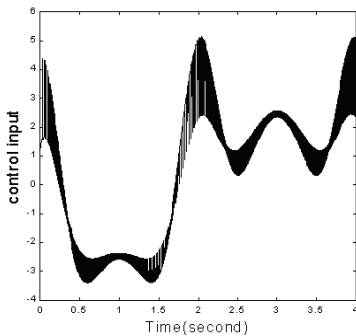
경계층 Φ ($\Phi = 0.1$)를 사용한 제어 입력 u 는 다음과 같다.

$$u = \hat{u} - K(x, t) \cdot \text{sat}[(\dot{e} + \lambda e) / \Phi] \quad (20)$$

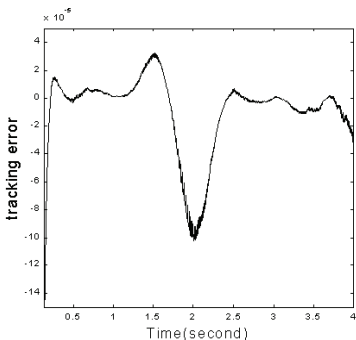
또한 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 제어 입력 u 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} u &= \hat{u} - K(x, t) \cdot O \\ &= 1.5 \bar{x}^{-2} \cos(3x) - \lambda \dot{e} + \ddot{x}_d \\ &\quad - (0.5 \bar{x}^{-2} |\cos(3x)| + \eta) \cdot O \end{aligned} \quad (21)$$

추적(tracking)하고자 하는 궤적(desired trajectory)는 $x_d(t) = \sin(\pi t/2)$ 로 놓고 시뮬레이션 한다. 시뮬레이션 결과는 그림 3, 그림 4, 그림 5와 같다.

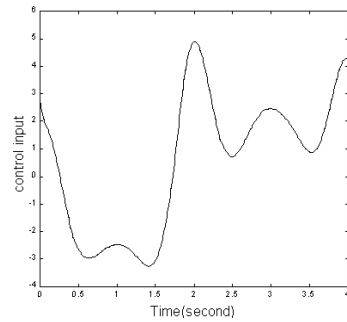


(a) 제어입력 u(t)

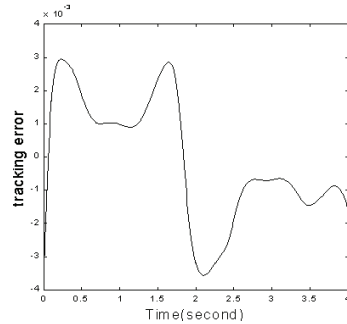


(b) 추적오차

[그림 3] 일반적인 가변 구조 시스템일 경우

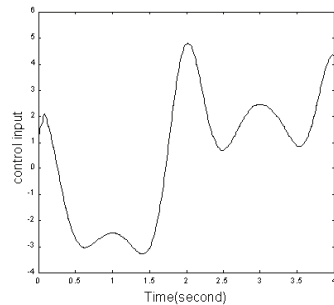


(a) 제어입력 u(t)

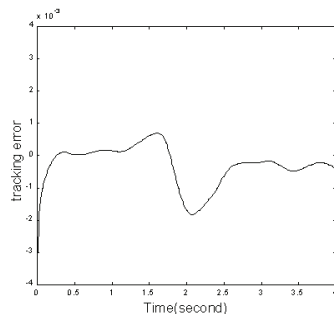


(b) 추적오차

[그림 4] 가변 구조 시스템이 경계층을 갖는 경우($\Phi = 0.1$)



(a) 제어입력 u(t)



(b) 추적오차

[그림 5] 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 가변 구조 시스템

그림 3는 일반적인 가변 구조 제어인 경우를 나타낸다. 추적 오차는 비교되는 제어 방식 중에서 가장 적으나 제어 입력의 떨림 현상을 보여 주고 있다. 그림 4는 가변 구조 제어에 경계층을 도입한 경우이며, 그림 5은 가변 구조 시스템이 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 경우이다. 이 두 가지 방식이 모두 떨림 현상은 없어 졌으나, 반면에 추적 오차는 일반적인 가변 구조 제어에 비하여 상대적으로 증가하였음을 볼 수 있다. 추적 오차에 대하여 두 방식만 비교하여 본다면, 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 가변 구조 제어 방식이 경계층만 도입한 경우에 비하여 약 50% 감소 시켰음을 볼 수 있다. 이로써 신경망에 사상된 시스템 특성이 제어 입력에 반영됨으로써 추적 오차가 더욱 감소됨을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 시스템 불확실성의 영향을 최소화하기 위하여 신경망 슬라이딩 곡면을 갖는 가변 구조 제어를 제안하였다. 제안된 제어기는 경계층 내에서 연속적인 제어 입력을 근사화 시킴으로써 가변 구조의 문제점인 떨림 현상(chattering)을 제거 할 수 있었고, 신경망에 시스템 특성을 사상(mapping)시킴으로써 슬라이딩 곡면에 경계층만 도입한 경우보다 추적오차를 줄일 수 있었다. 이와 같이 떨림 현상이라는 단점을 갖고 있는 가변 구조 제어가 신경망 슬라이딩 곡면을 갖게 됨으로써 떨림이 없는 강인한 제어가 될 수 있음을 보였다.

참고문헌

[1] M.M.Gupta, D.H.Rao, Dynamic Neural Units with Applications to the Control of Unknown Linear System, in *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, pp.73-92, vol.1, no.1

[2] Alen Varsek, Tanja Urbancic, Bodgan Filipic, Genetic Algorithms in Controller Design and Tuning, *IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics*, vol.23, no.5, pp.1330-1339, 2007.

[3] J-J. E. slotine and W. Li, *Applied Nonlinear control*, Prentice-Hall. 2006.

[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 2007.

[5] J-J. E. slotine, "Sliding controller Design for Non-linear system", *Int. J. control*, Vol. 40, No. 2, pp. 421~434,

2005.

[6] 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 2007.

[7] F. C. Chen, "Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control", *IEEE control systems Magazine*, pp. 44-48, April 2008.

구 기 준(Gi-Jun Ku)

[정회원]



- 1983년 2월 : 단국대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
- 1988년 8월 : 한양대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
- 1996년 8월 : 숭실대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
- 1994년 3월 ~ 현재 : 한림성심대학 교수

<관심분야>

무선 및 이동통신, 정보보호

조 현 섭(Hyun-Seob Cho)

[중신회원]



- 1990년 2월 : 원광대학교 공과대학 전기공학과 졸업
- 1992년 2월 : 원광대학교 공과대학 전기공학과(석사)
- 1996년 2월 : 원광대학교 공과대학 전기공학과(박사)
- 1996년 1월 ~ 1997년 6월 : Department of Electrical and Computer Engineering, University of California Irvine(UCI) 연구원
- 1998년 1월 ~ 현재 : 한국전력기술인협회 고급감리원 (전력감리)
- 1997년 3월 ~ 현재 : 청운대학교 부교수

<관심분야>

전기공학, 공장자동화, 응용전자