

論文96-33B-8-14

신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어 시스템의 구현

(Implementations of the Variable Structure Control System using Neural Networks)

梁 吾 *, 梁 海 元 **

(Oh Yang and Hai-Won Yang)

요 약

본 논문에서는 신경 회로망을 이용하여 선형 또는 비선형 제어가 가능한 가변 구조 제어 시스템을 구현하였다. 가변 구조 제어 시스템의 전체 구조는 신경망 제어기와 리칭 모드 제어기로 구성된다. 신경망 제어기는 교사(teaching) 신호 없이 온라인으로 슬라이딩 평면에서의 등가 제어 입력을 학습하며 아울러 리칭 모드 제어기는 시스템의 상태가 임의의 초기치로부터 슬라이딩 평면으로 수렴하도록 한다. 이와 같이 구성된 가변 구조 제어 시스템을 비선형의 경우는 인버티드 펜듈럼에 대한 컴퓨터 모의 실험을 행하였으며, 선형의 경우는 80486(50MHz)을 이용한 DC 서보 모터의 위치 제어를 실험을 통하여 제어 시스템을 구현하였다. 시뮬레이션과 실험 결과로부터 슬라이딩 동작이 이뤄짐을 확인하였고, DC 서보 모터의 위치 제어의 경우는 PID 제어기와 비교 실험을 함으로써 종래에 널리 사용되는 PID 제어기보다 제안된 제어기가 우수함을 확인하였다.

Abstract

This paper presents the implementation of variable structure control system for a linear or nonlinear system using neural networks. The overall control system consists of a neural network controller and a reaching mode controller. While the former approximates the equivalent control input on the sliding surface, the latter is used to bring the entire system trajectories toward the sliding surface. No supervised learning procedures are needed and the weights of the neural network are tuned on-line automatically. The neural network-based variable structure control system is applied to a nonlinear unstable inverted pendulum system through computer simulations, and implemented using a microcomputer(80486 50MHz) and applied to the DC servomotor position control system. Simulation and experimental results show the expected approximation sliding property is occurred. The proposed controller is compared with a PID controller and shows better performance than the PID controller in abrupt plant parameter change.

I. 서 론

실제 물리적인 시스템은 비선형성을 갖고 있으며 이

* 正會員, LG産電研究所 PLC室
(LGIS R&D Center PLC Lab.)

** 正會員, 漢陽大學校 電氣工學科, 制御計測新技術研究센터

(Dept. of Elec. Eng., Hanyang Univ., ERC-ACI of KOSEF)

接受日字:1996年6月20日, 수정완료일:1996年7月18日

러한 비선형 시스템을 제어하고자 할 때는 비선형을 고려해야 하며 비선형 시스템을 모델링 하는 과정에서 발생하는 모델의 불확실성이 존재하여 원만한 제어가 불가능하게 된다. 또한 비선형 시스템의 모델을 수학적으로 다루기 어렵기 때문에 주로 어느 동작점 근방에서의 선형 근사화를 통하여 선형 시스템으로 모델링하여 선형 제어 이론을 적용시켜 왔다. 그러나 많은 경우에 좋은 성능을 보여 왔으나 선형화 된 모델에 있어서는 입출력 변수의 취할 수 있는 값의 범위가 제한되어 있으며 그 범위를 벗어나게 되면 그 동작에 대한

예상이 거의 불가능하게 된다.

따라서 이러한 경우에는 비선형 시스템을 비선형 제어 이론에 의하여 다룰 수 밖에 없으며 지난 10여년간 비선형 상태 피드백 제어 이론에 있어서 상당히 진보가 있었다. 특히 피드백 선형화 및 입출력 decoupling 기법은 유용하게 응용되고 있다^[11]. 그러나 많은 응용에서 알 수 있듯이 비선형성이 정확하게 수식화 되더라도 대개의 경우 그 물리적인 매개 변수는 알 수 없기 때문에 미지의 매개 변수에 대해서도 원활한 제어 목적을 달성하기 위한 요구가 꾸준히 제기되고 있다. 이를 위해 본 논문에서는 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어 시스템을 설계하여 원만한 선형 또는 비선형 제어를 하고자 한다. 가변 구조 제어 기법은 적용이 간단하기 때문에 산업 현장에 응용을 위한 많은 시도를 하고 있다. 이 제어 기법은 초기 상태에서 슬라이딩 평면에 도달하기까지의 리칭 모드와 슬라이딩 평면의 동특성에 따라 시스템의 상태가 평형점으로 가는 슬라이딩 모드로 구성된다^[12]. 이를 위해 적절한 슬라이딩 평면을 설정하고 고주파 성분의 스위칭 제어 입력을 가해 줌으로써 시스템의 상태가 슬라이딩 평면을 따라 이동하게 된다^[13]. 이와 같이 이상적인 상황에서 시스템의 상태가 슬라이딩 평면의 동특성에 따라 제어될 때 시스템의 파라미터가 변하는 경우나 외부 외란에 대하여도 둔감한 동특성을 보이고, 빠른 과도 응답 특성을 나타낸다^[12,4].

가변 구조 제어기를 설계하기 위해서는 임의의 초기치로부터 슬라이딩 평면으로 도달하도록 하고 슬라이딩 평면에 유지될 수 있도록 제어 입력을 구하는 것이다. 그러나 이렇게 구한 제어 입력은 고주파의 불연속치이고, 심한 채터링 현상이 생긴다. 만일 시스템에 대한 정확한 수학적 모델을 알 수 있다면 슬라이딩 모드 일 때의 연속적인 등가 제어 입력을 구할 수 있고, 시스템의 입력을 등가 제어 입력과 슬라이딩 평면으로 수렴하도록 하는 최소한의 불연속 입력으로 구성하면 보다 안정한 가변 구조 제어기를 구성할 수 있다^[15]. 그러나 시스템의 수학적 모델이 알 수 없다면 등가 제어 입력을 얻을 수 없고, 수학적 모델을 알고 있다 하더라도 실제 시스템은 모델보다 훨씬 복잡하기 때문에 정확한 등가 제어 입력을 구할 수 없게 된다^[15].

본 논문에서는 신경 회로망의 학습 능력을 이용하여 등가 제어 입력을 학습하도록 하였다. 신경 회로망은 역전파 알고리즘으로 학습하며 교사(teaching) 신호를

모르기 때문에 학습 신호는 근사적으로 슬라이딩 평면에서 구하였다. 신경 회로망의 가중치들은 임의의 작은 초기값을 가지고, 별도의 교사(teaching) 신호 없이 온라인으로 튜닝 된다.

제안된 제어기의 효율성을 보이기 위해 인버티드 펜들럼(inverted pendulum)의 제어와 DC 서보 모터의 위치 제어에 적용하여 본 제어기의 우수함을 제시함으로써 산업 현장에서 주로 사용되는 종래의 PID제어기보다 우수한 특성을 보이며 실시간 제어가 가능함을 보이고자 한다.

본 논문의 구성은 2장에서 가변 구조 제어 기법에 대해서 살펴보고, 3장에서는 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기의 설계 방법을 제안한다. 4장에서는 제안한 방법을 불안정한 비선형 플랜트인 인버티드 펜들럼(inverted pendulum)에 대해 모의 실험을 행한 후 DC서보 모터의 위치 제어에 대하여 PID제어기와 비교 실험하여 제안된 제어기의 우수성을 확인한다.

II. 가변 구조 제어 기법

본 절에서는 제어 대상으로 다음과 같이 표현되는 단일 입출력의 n차 시스템(system)에 대해 알아보고자 한다.

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

여기서 스칼라(Scalar)인 x 는 미지 플랜트의 출력이고, u 는 플랜트에 가해지는 제어 입력을 나타내며 $x = [x \ \dot{x} \ \dots \ x^{(n-1)}]^T$ 는 플랜트의 상태 벡터이다.

식(1)의 플랜트에 대한 안정한 제어기를 구성하기 위하여 다음과 같은 가정들이 요구된다^[11].

- (1) $f(x)$ 와 $b(x)$ 는 유계이며, 선형 혹은 비선형의 연속 함수이다.
- (2) 모든 x 에 대하여 $|f(x)| \leq f_{\max}$ 가 성립하는 상한값 f_{\max} 를 안다.
- (3) 모든 x 에 대하여 $0 \leq b_{\min} \leq b(x)$ 가 성립하는 하한값 b_{\min} 를 안다.
- (4) 모든 상태 변수 x 는 측정 가능하다.

이때의 제어 목적은 플랜트의 상태 벡터 x 가 원하는 기준 궤적 $x_d = [x_d \ \dot{x}_d \ \dots \ x_d^{(n-1)}]^T$ 를 따라 가도록 제어 입력을 구하는 것이다.

이를 위하여 $x = x_1, \dot{x} = x_2, \dots, x^{(n-1)} = x_n$ 으로 정의하면 식(1)은 다음과 같은 상태 방정식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\vdots \\ \dot{x}_n &= f(x) + b(x)u \end{aligned} \tag{2}$$

출력 오차 신호 e_1 을 $x_d - x$ 로 정의하면 오차에 대한 식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= e_2 \\ \dot{e}_2 &= e_3 \\ &\vdots \\ \dot{e}_n &= x_d^{(n)} - f(x) - b(x)u \end{aligned} \tag{3}$$

가변 구조 제어기를 설계할 때 가장 중요한 요소는 먼저 슬라이딩 평면상에서 슬라이딩 모드가 유지되도록 하는 것이다. 이를 위해 스위칭 평면을 다음과 같이 설정한다.

$$\begin{aligned} s &= c^T e \\ e &= x_d - x - [e_1, e_2, \dots, e_n]^T \\ c &= [c_1, c_2, \dots, c_{n-1}, 1]^T \end{aligned} \tag{4}$$

만약 슬라이딩 모드 제어가 이루어 졌을 때 상태는 슬라이딩 평면에 존재하게 되고 이때의 등가 제어 입력을 구하기 위하여 식(4)의 를 미분하면 다음과 같이 된다.

$$\dot{s} = x_d^{(n)} - f(x) - b(x)u^* + \bar{c}^T e \tag{5}$$

여기서 $\bar{c} = [0, c_1, c_2, \dots, c_{n-1}]^T$ 이다.

식(5)에서 $\dot{s} = 0$ 으로 놓고 u^* 를 u_{eq} 에 관해 풀면 슬라이딩 모드일 때 등가 제어 입력을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$u_{eq} = b^{-1}(x) [x_d^{(n)} - f(x) + \bar{c}^T e] \tag{6}$$

우선 슬라이딩 모드로 들어가기 위해서는 시스템의 초기 상태와 관계없이 항상 슬라이딩 평면, 즉 $s = 0$ 인

면 위에 존재하거나 슬라이딩 평면 근방에서 $s = 0$ 인 면으로 수렴해야 한다.

이와 같이 상태가 슬라이딩 평면으로 수렴하는 조건을 reaching condition이라 하며 다음과 같은 조건을 만족하면 된다.

$$\begin{aligned} s < 0 \text{ 일 때 } \dot{s} > 0 \\ s > 0 \text{ 일 때 } \dot{s} < 0 \end{aligned} \tag{7}$$

즉 슬라이딩 모드의 존재 조건은

$$s \dot{s} < 0 \tag{8}$$

이 된다. 이제 reaching condition을 만족하는 리칭 모드 제어 입력과 등가 제어 입력이 더해져 플랜트에 가해지면, 시스템의 파라미터 변동이나 외란에 둔감한 특성을 보이므로 시스템은 매우 강인한 특성을 보이게 된다.

이것은 가변 구조 제어가 갖는 중요한 장점으로 파라미터 변동이 심하거나 시변 또는 비선형인 경우에도 강인성을 얻을 수 있다.

III. 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기 설계

1. 리칭 모드 제어기 설계

실제 플랜트에 가해지는 제어 입력은 다음과 같이 2개 부분으로 구성된다.

$$u = \hat{u}_{eq} + u_r \tag{9}$$

여기서 \hat{u}_{eq} 는 등가 제어 입력을 근사화 한 입력이고 u_r 은 리칭 조건을 만족하는 제어 입력이다.

먼저 u_r 을 구하기 위하여 식(9)를 식(5)의 u^* 에 대입하여 식(8)의 조건을 만족하는

$$s \dot{s} = s(x_d^{(n)} - f(x) - b(x)(\hat{u}_{eq} + u_r) + \bar{c}^T e) < 0 \tag{10}$$

로부터 u_r 을 구하면 식(11)과 같다.

$$u_r = \text{sgn}(s) [b_{\min}^{-1}(|x_d^{(n)}| + |f_{\max}| + |\bar{c}^T e|) + |\hat{u}_{eq}|] \tag{11}$$

여기서 $\text{sgn}(s)$ 는

$$\text{sgn}(s) = \begin{cases} -1 & s < 0 \\ 0 & s = 0 \\ +1 & s > 0 \end{cases} \tag{12}$$

이며, 이와 같은 리칭 모드 입력이 가해지면 시스템의 구조는 $s = 0$ 인 선을 중심으로 빠르게 진동하면서 원점으로 수렴해 간다. 만약 절환 동작에 시간 지연이 없는 이상적인 시스템의 경우 구조 절환 동작의 빈도 수가 무한히 높아질 수 있으며 이런 경우 $s = 0$ 인 선을 따라 매끄럽게 미끄러지게 된다. 그러나, 실제로는 스위칭 지연이나 히스테리시스와 같은 여러 종류의 불완전한 요소로 인해 심한 채터링을 수반하게 된다. 이와 같은 채터링을 줄이기 위한 방법으로 다음과 같은 선형 영역을 설정한다.

$$\text{sat}(s) = \begin{cases} -1 & s < -\delta \\ \frac{s}{\delta} & |s| \leq \delta \\ +1 & s > \delta \end{cases} \quad (13)$$

여기서 δ 는 양의 정수로 선형 영역(linear zone)을 나타내며 시스템 설계시 채터링을 줄이도록 적절히 설계한다.

2. 신경 회로망 제어기 설계

신경 회로망은 인간 뇌의 신경 구조를 모방한 것으로서 비선형 매핑(mapping) 기능과 학습 능력이 있고 외부 환경이나 제어 대상에 대한 사전 지식 없이도 변화하는 제어 환경에 스스로 적응할 수 있으며 복잡한 제어 이론 없이 단지 제어 대상의 입출력 패턴만으로 미지의 플랜트를 제어할 수 있는 장점이 있다. 보통 신경 회로망의 학습에는 올바른 교사(teaching) 신호가 필요하다. 그러나 신경 회로망을 식별기가 아닌 제어기로 사용하는 대부분의 경우에는 교사 신호를 얻기 어렵고 또한 식별기를 이용하여 시스템을 구성하더라도 만족할 만한 동특성을 얻기까지 학습을 해야 하기 때문에 학습 시간이 길게 되어 온 라인(on line) 적용이 어렵게 된다. 본 제안에서는 특별한 외부 교사 신호 없이 전향 신경 회로망(feedforward neural networks)을 이용하여 슬라이딩 모드의 등가 제어 입력을 학습하고자 한다.

식(6)에서 등가 제어 입력 u_{eq} 를 구하기 위해서는 플랜트의 수학적 모델이 필요하다. 비록 수학적 모델이 있는 경우에도 실제 플랜트와 수학적 모델 사이의 오차가 크다면 정확한 등가 제어 입력 u_{eq} 를 구할 수 없게 된다^[3,5]. 따라서 본 제안에서는 신경 회로망의 비선형 함수 근사 특성을 이용하여 u_{eq} 를 학습하는 신경 회로망 제어기를 제안한다.

본 논문에 사용된 신경 회로망의 내부 구조는 그림1과 같이 입력층과1개의 은닉층, 출력층으로 구성된다.

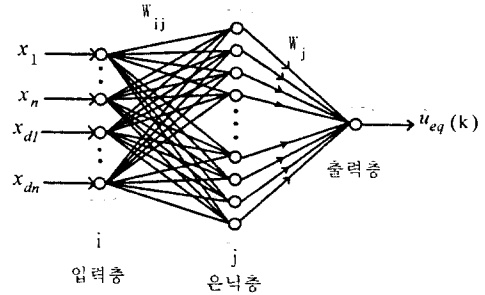


그림 1. 신경 회로망의 내부 구조
Fig. 1. Structure of neural networks.

그림 1에서 입력층은 제어 대상 플랜트의 상태와 원하는 상태로 구성하였다. 또한 은닉층의 활성화 함수는 제어에 적합한 -1과 +1사이의 값을 갖는 tanh 함수를 사용하였으며, 출력층은 1개로서 이에 대한 뉴런은 선형 뉴런을 사용하였다.

본 논문에서 제안한 신경 회로망의 파라미터 학습 방법은 원하는 출력값과 실제 출력값 사이의 오차를 구하여 이 오차를 감소시키는 방향으로 weight를 조절하는데 이때의 weight는 최대 경사법의 하나인 오차 역전파법을 사용하였다^[6]. 이 학습법은 출력층에서 시작하여 입력층으로 back propagation하는 알고리즘으로써 다음과 같이 표현된다.

$$W(k+1) = W(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial W} \quad (14)$$

여기서 η 는 학습률이며, J 는 평가 함수이다. 학습을 위해 사용된 평가 함수는 원하는 출력인 u_{eq} 와 실제 출력인 \hat{u}_{eq} 사이의 오차 함수로

$$J = \frac{1}{2} (u_{eq} - \hat{u}_{eq})^2 \quad (15)$$

이다. 식(15)를 식(14)에 대입하면 다음과 같다.

$$W(k+1) = W(k) + \eta(u_{eq} - \hat{u}_{eq}) \frac{\partial \hat{u}_{eq}}{\partial W} \quad (16)$$

이때 교사 신호 u_{eq} 를 모르기 때문에 직접 역전파 알고리즘을 구할 수 없다. 실제로는 u_{eq} 대신에 \hat{u}_{eq} 가 쓰이므로 $u_{eq} - \hat{u}_{eq}$ 을 \hat{u}_{eq} 라 정의하고 에 관해 풀면

$$\hat{u}_{eq} = u_{eq} - \tilde{u}_{eq} \quad (17)$$

이 된다. 이때 식(4)의 를 미분하고 식(9)에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$\dot{s} = x_d^{(n)} - f(x) - b(x)(\hat{u}_{eq} + u_r) + c^T e \quad (18)$$

식(18)에 식(6)과 식(17)을 대입하여 정리하면 식(19)와 같다.

$$\dot{s} = b(x) \tilde{u}_{eq} - b(x)u_r \quad (19)$$

식(19)로부터 u_r 은 시스템의 상태가 임의의 초기치로부터 선형 영역 안으로 들어보냄으로써 슬라이딩 모드가 일어나도록 한다. 또한 식(11)로 표현되는 u_r 과 신경 회로망의 출력 \hat{u}_{eq} 를 전체 제어 입력으로 구성하고, 신경 회로망의 출력 \hat{u}_{eq} 가 실제로 알 수는 없지만 슬라이딩 조건을 만족하는 이상적인 제어 입력 u_{eq} 를 추종하도록 즉, \tilde{u}_{eq} 가 0으로 수렴하도록 학습시킴으로써 제어 목적을 달성하도록 하였다.

여기서, 신경 회로망의 도움으로 시스템의 상태들을 슬라이딩 평면 $s=0$ 인 면으로 수렴하도록 신경 회로망을 학습시킨다면 결국 u_r 은 식(11)과 식(13)으로부터 0으로 수렴하고 식(9)에서 알 수 있듯이 제어기의 제어 입력은 \hat{u}_{eq} 가 주 제어 입력으로 된다. 즉 $s=0$ 으로 수렴함에 따라 \dot{s} 역시 0으로 수렴하여 슬라이딩 모드가 일어나게 된다^[2].

결국 \hat{u}_{eq} 는 이상적인 제어 입력 u_{eq} 과 같아지도록 신경 회로망이 학습된다. 따라서 $\tilde{u}_{eq} = 0$ 이 되도록 신경 회로망을 학습시키는 방향과 $s=0$ 으로 학습시키는 방향이 일치하므로 식(16)을 식(20)과 같이 변형시켜 신경 회로망을 학습시켰다.

$$W(k+1) = W(k) + \eta' s \frac{\partial \hat{u}_{eq}}{\partial W} \quad (20)$$

그림 1에서의 등가 제어 입력에 대한 학습된 출력은 다음과 같이 선형 뉴런을 사용하였다.

$$\hat{u}_{eq} = \sum_{j=1}^m w_j o_j + c \quad (21)$$

여기서 w_j 는 j 번째 은닉층과 출력층 사이의 weight이며, m 과 c 는 각각 은닉층의 뉴런수, 출력층의 offset 이고, o_j 는 j 번째 은닉층의 출력으로써 식(22)와 같다.

$$o_j = \tanh(i_j) = \tanh\left(\sum_{i=1}^{2n} w_{ij} x_i + b_j\right) \quad (22)$$

여기서 i_j 는 은닉층의 입력이며 n 과 x_i 는 각각 플랜트의 상태수와 입력층의 입력을 나타낸다. 또한 은닉층의 b_j 는 은닉층의 offset값을 나타낸다.

이제 출력층과 은닉층 사이의 weight수정은

$$\begin{aligned} w_j(k+1) &= w_j(k) + \eta' s \frac{\partial \hat{u}_{eq}}{\partial w_j} \\ &= w_j(k) + \eta' s o_j \end{aligned} \quad (23)$$

로 되고, 입력층과 은닉층 사이의 weight수정은 chain rule을 적용하면 식(24)와 같다.

$$\begin{aligned} w_{ij}(k+1) &= w_{ij}(k) + \eta' s \frac{\partial \hat{u}_{eq}}{\partial w_{ij}} \\ &= w_{ij}(k) + \eta' s \frac{\partial \hat{u}_{eq}}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial i_j} \frac{\partial i_j}{\partial w_{ij}} \\ &= w_{ij}(k) + \eta' s w_j \tanh'(i_j) x_i \end{aligned} \quad (24)$$

이상과 같이 구성된 전체 제어기의 구조는 그림 2와 같다.

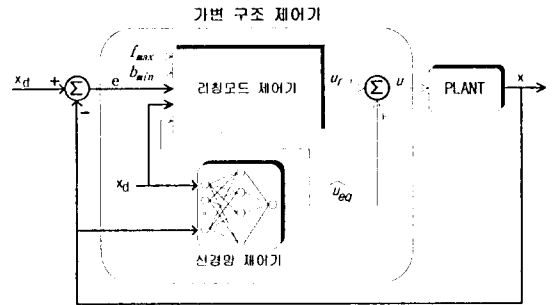


그림 2. 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기의 구조

Fig. 2. Structure of the variable structure controller using neural networks

IV. 사례연구와 결과 분석

1. 인버티드 펜듈럼(Inverted pendulum)에 대한 모의 실험

본 제언의 타당성을 알아보기 위하여 그림3과 같은 불안정한 비선형 플랜트인 인버티드 펜듈럼을 사례 대상으로 컴퓨터 모의 실험을 하였다.

이에 대한 상태 방정식은 식(25)와 같으며 x_1 은 수직선을 중심으로 한 pole의 각도를 나타내며 또한 x_2 는 pole의 각속도를 나타낸다.

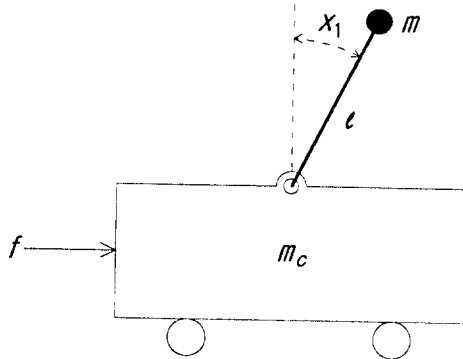


그림 3. 인버티드 펜듈럼 시스템
Fig. 3. Inverted pendulum system.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \ddot{x}_2 &= \frac{g \sin x_1 - \cos x_1 \left(\frac{ml}{m_c + m} x_2^2 \sin x_1 - \frac{1}{m_c + m} f \right)}{\frac{4}{3} l - \frac{ml}{m_c + m} \cos^2 x_1} \end{aligned} \quad (25)$$

여기서 pole의 길이와 질량 및 cart의 질량은 각각 $l = 1m$, $m = 0.1kg$, $m_c = 1.0kg$ 이다. 중력가속도 g 는 $9.8m/s^2$ 이며 f 는 cart에 가해지는 힘을 나타낸다.

또한 플랜트의 사전 정보인 f_{max} 와 b_{min} 은 각각 10과 0.5로 설정하였으며, 슬라이딩 평면인 s 는 $3e_1 + e_2$ 로 설정하였다. 다층 신경 회로망은 2개의 상태 입력 즉, x_1, x_2 로 구성되며 1개의 은닉층은 30개의 노드를 갖고 출력층은 1개의 선형 뉴런으로 구성하였다. 신경망에서의 학습률 η' 은 0.3이며, 가중치들의 초기값은 0.005이고, 선형 구간인 δ 는 채터링이 없도록 2.5로 하였다. 또한 샘플링 주기는 5 msec로 하였고 pole의 초기 각도는 30로 하여 초기값에서도 적절히 제어됨을 보이코자 한다.

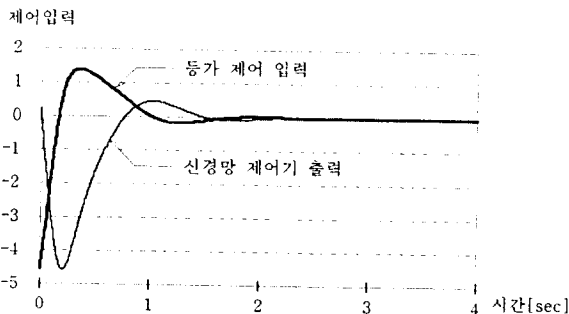


그림 4. 신경 회로망을 이용한 등가 제어 입력 학습
Fig. 4. Learning of an equivalent control input using neural networks.

그림 4를 보면 학습 초기에는 신경 회로망이 적은 값으로 초기화 되어있기 때문에 등가 제어 입력을 학습할 수 없지만 약 1.5초가 지나면 점점 등가 제어 입력을 학습함을 알 수 있다. 그림 5는 슬라이딩 평면의 궤적을 나타내며 약 1.6초 이후에는 안정된 슬라이딩 평면에서 슬라이딩 모드가 일어나게 된다. 이 그림을 보면 플랜트의 파라미터를 모두 알고서 제어하는 경우 즉, 등가 제어 입력을 사용하면 곧바로 슬라이딩 평면으로 들어가게 된다. 그러나 실제로는 이와 같은 정확한 모델을 알 수 없기 때문에 실제 적용하기가 곤란하다.

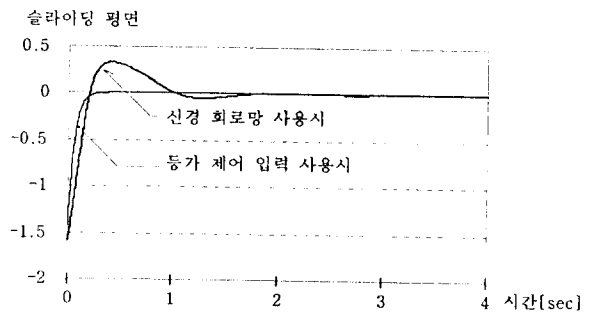


그림 5. 슬라이딩 평면의 궤적
Fig. 5. Trajectory of a sliding surface.

그림 6은 pole의 초기 각도가 30의 초기값을 갖는 위치 궤적 특성을 나타낸다. 이 그림으로 부터 알 수 있듯이 약 2초 이후에 pole이 수직으로 되어 원하는 제어 특성을 나타낸다.

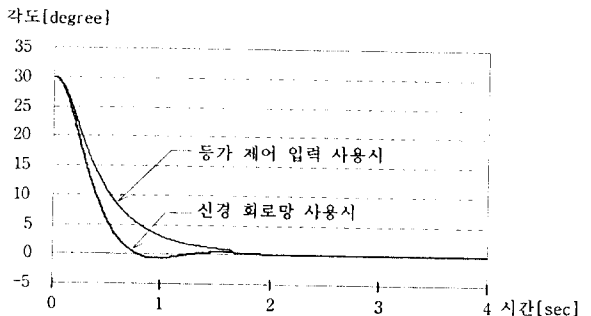


그림 6. Pole의 위치 궤적
Fig. 6. Position trajectory of a pole.

2. DC 서보 모터의 위치 제어

본 절에서는 서보 시스템의 구동 장치로 널리 쓰이며, 가변속 제어가 용이한 DC서보 모터를 실험 대상으로 선정하였다. DC서보 모터는 DC입력 전압이 속도에

비례하고 토크가 전류에 비례하여 선형 제어가 가능하므로 산업 현장에서 많이 사용되고 있다. 이에 대한 사양은 표1과 같다¹⁷⁾.

표 1. DC서보 모터 사양
Table 1. DC servo motor specification.

DC 서보 모터 형명	DTM-2550D
정격 전압	75 [V]
정격 출력	200 [W]
역기전력 정수 (K _b)	2.25X10 ⁻² [V/rpm]
토크 정수(K _t)	2.2X10 ⁻² [N.m/A]
전기자 관성 (J _m)	2.47X10 ⁻⁴ [kgm ²]
전기자 저항 (R)	2.38 [Ω]
기계적 시정수 (T _m)	12.68 [ms]
전기적 시정수 (T _e)	1.6 [ms]
엔코더 펄스수	1000 [Pulse/rev.]
점성 마찰 계수 (B _m)	1.95X10 ⁻² [N.s/m]

표 1에서 알 수 있듯이 전기적인 시정수는 기계적인 시정수에 비해 매우 적기 때문에 기계적인 시정수를 무시하면 DC 서보 모터의 각 변위와 인가 전압 사이의 근사적인 전달 함수는

$$\frac{\theta(s)}{V(s)} \cong \frac{1}{s} \cdot \left[\frac{K_t / (R B_m)}{(1 + T_m s) + K_b K_t / (R B_m)} \right] \cong \frac{37.38}{s^2 + 79.7s} \quad (26)$$

이다.

위치 제어를 위해 사용된 전체 실험 장치의 구성은 그림 7과 같다. 모터의 위치 정보와 속도 정보는 programmable interval timer인 82C54를 이용하여 매 5 msec마다 제어기(IBM PC)에 인터럽트를 걸어 인터럽트 루틴 내에서 카운터를 읽는다. 즉 엔코더의 A,B상 펄스 신호는 EPLD내에서 4체배(1회전당 4000 Pulse)한 후 16Bit의 up/down 카운터 값으로 입력된다. 이때 제어기에서 카운터 값을 읽는 순간 엔코더 펄스가 들어오면 정확한 카운터 값을 읽을 수 없으므로 CPU의 리드(read) 신호의 레벨이 낮게(low로) 떨어지는 순간에 up/down 카운터 값을 래치(latch)한 후 읽도록 EPLD를 설계하였다.

그림 7과 같이 구성된 제어기의 제어 알고리즘을 수행하기 위한 주 제어기로 IBM-PC 80486 (50MHz)이 사용되며, PC내부 슬롯에 Interface용 보드(proto-type board)를 장착하였다. 이 장치에서는 샘플링 주

기와 PWM 파형을 만들기 위하여 82C54와 Programmable logic device인 EPM7096의 EPLD가 내장되어 각종 보호 회로, 어드레스 디코더, 엔코더 펄스의 4체배 및 제어 신호등을 발생시킨다. 먼저 PWM파형은 10MHz의 클럭(clock)을 입력으로 하는 82C54를 이용하였고 카운터 모드2로 설정하였다. 이때 카운터 #0는 파형의 주기를 만들기 위해 사용되며, 카운터 #1은 PWM파형을 발생하였다. 부하 변동을 위해 DC 24 volt 구동용 릴레이(relay)를 통해 2초마다 커플링된 100 W의 DC 서보 모터의 출력 단자를 on/off 시킴으로써 부하를 변동시켰다.

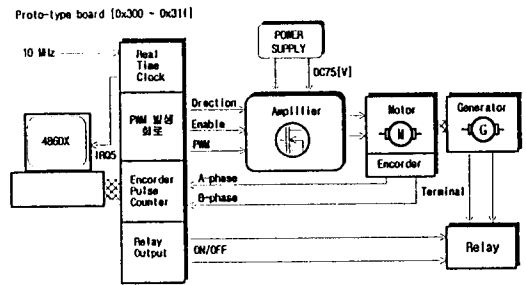


그림 7. DC 서보 모터의 위치 제어의 실험 장치의 구성도
Fig. 7. Experimental configuration of the DC servomotor position control system.

위치에 대한 기준 궤적은 $24\pi(1 - \cos t)$ 이고 모터의 초기 위치 값은 10π 로 하여 과도 상태에서도 적절히 제어됨을 보고자 한다. 슬라이딩 모드 제어기를 설계하기 위하여 슬라이딩 평면은 $10e_1 + e_2$ 로 설정하였고 선형 구간인 δ 는 체터링이 없도록 실험을 통하여 5로 하였다.

또한 리칭 모드 제어 입력을 구하기 위한 사전 정보 f_{max} 로 b_{min} 은 각각 120과 5로 하였다.

1) PID제어

비교대상으로 선정한 PID제어기의 PID계수는 시행착오를 통해 특성이 우수한 값으로 실험하여 $K_p = 60$, $K_i = 1$, $K_d = 0.05$ 로 하였다. 그림 8은 PID제어기를 사용했을 때 위치 오차를 나타낸다. 이 그림으로 부터 알 수 있듯이 초기상태에 대한 과도 응답 특성이 좋지 못함을 알 수 있고 정상상태에서도 약 3°오차가 계속되고 있다.

그림 9는 PID 제어기의 입력 전압을 나타내며 초기 과도 상태가 불안정함을 알 수 있으며, 또한 부하 변동

으로 인한 제어 입력의 변동을 알 수 있다. 즉 부하 변동용 릴레이가 on되면 많은 제어 입력이 가해지고 반대로 릴레이가 off되면 적은 제어 입력이 가해짐을 알 수 있다.

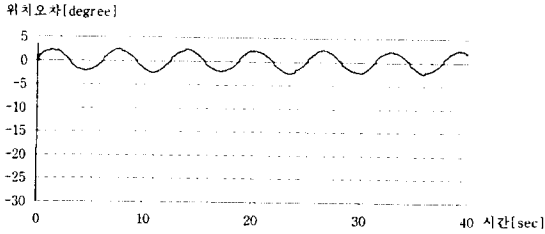


그림 8. PID 제어기의 위치 오차
Fig. 8. Position error of the PID controller.

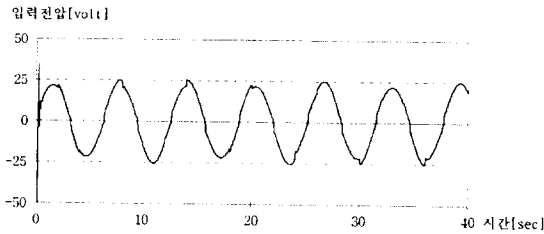


그림 9. PID 제어기의 입력 전압
Fig. 9. Control input of the PID controller.

2) 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어
제어 대상 시스템에 대한 최소한의 사전 정보인 f_{max} , b_{min} 만을 안다고 가정하여 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기를 구성한다. 이를 위해 다층 신경 회로망은 4개의 상태 입력 즉, 서보 모터의 속도, 위치, 원하는 속도, 위치로 각각 구성되며 1개의 은닉층은 30개의 노드를 갖고 출력층은 1개의 선형 뉴런으로 구성하였다. 신경망의 학습률 η' 은 0.05이며 가중치들의 초기값은 0.005로 실험하였다. 그림10은 제안한 제어기를 사용했을 경우의 위치 오차에 대한 실험 결과 이다. 이 경우는 초기 상태에서는 신경 회로망이 학습되기 이전의 상태이기 때문에 위치 오차가 크지만 시간이 지남에 따라 학습되면서 점점 위치 오차가 적어지고 부하 변동에 대해서도 우수한 제어 특성을 보인다. 그림 10으로 부터 알 수 있듯이 약5 sec이후 즉, 1000회 학습 이후에는 신경 회로망이 등가 제어 입력을 학습하여 우수한 제어 특성을 나타낸다.

그림 11은 제안한 제어 기법을 사용 했을 때 슬라이딩 평면의 궤적을 나타낸다. 이 그림을 보면 초기 상태

에서는 위치 오차가 크지만 시간이 지남에 따라 신경 회로망이 슬라이딩 평면을 0으로 가도록 학습되어 양호한 제어 성능이 얻어진다.

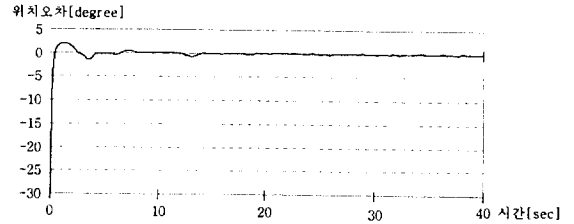


그림 10. 제안한 제어기의 위치 오차
Fig. 10. Position error of the proposed controller.

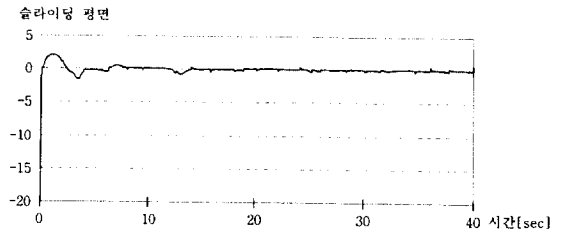


그림 11. 제안한 제어기의 슬라이딩 평면 궤적
Fig. 11. Sliding surface trajectory of the proposed controller.

또한 그림 12는 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기의 제어 입력을 나타낸다. 초기상태에서는 리칭 모드 제어기에 의해 대부분의 제어 입력이 공급되며 약 5 sec 이후부터는 리칭 모드 제어기의 출력이 점점 적어진다. 이 그림으로부터 알 수 있듯이 신경 회로망이 슬라이딩 평면을 0으로 보내도록 학습함을 알 수 있다. 결국 리칭 모드 제어기의 출력은 적어지고 신경 회로망 제어기가 주 제어기로서의 역할을 하게 된다. 아울러 선형 영역을 설정하여 채터링없이 안정된 전원이 공급됨을 알 수 있고 상용화가 가능함을 알 수 있다.

또한 그림 13은 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기의 등가 제어 입력의 학습 특성을 나타낸다. 임의의 작은 초기값을 갖는 신경 회로망이 학습됨에 따라 식 (26)을 이용한 등가 제어 입력을 학습하게 된다. 그러나 실제 제어 대상 모터와 모델링 된 식(26)과는 차이가 있기 때문에 정확히 비교할 수는 없지만 시간이 지남에 따라 신경 회로망이 등가 제어 입력을 학습하는 과정을 알 수 있다. 이와 같이 신경 회로망이 학습이 되고 나면 플랜트의 동특성을 파악하게 되고 외란이나

부하 변동과 같은 조건하에서도 강인한 제어가 가능함을 실험을 통해 확인하였다.

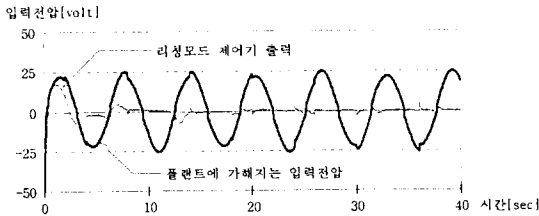


그림 12. 제안한 제어기의 제어 입력
Fig. 12. Control input of the proposed controller.

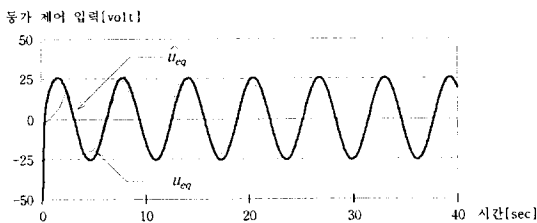


그림 13. 신경망을 이용한 동가 제어 입력의 학습
Fig. 13. Learning the equivalent control input using neural networks.

V. 결론

본 논문에서는 선형 또는 비선형 제어 시스템에 대한 일부 파라미터만 안다면 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어기를 이용하여 시스템에 대한 수학적 모델 없이 선형 또는 비선형 제어가 가능하도록 제어기를 구현하였다. 전체 제어 시스템은 슬라이딩 평면에서의 동가 제어 입력을 학습하는 신경망 제어기와 시스템의 상태가 슬라이딩 평면을 향하도록 하는 리칭 모드 제어기로 구성된다. 즉, 리칭 모드 제어기는 임의의 초기치로부터 슬라이딩 평면으로 수렴하도록 하고 슬라이딩 평면에서는 근사한 동가 제어 입력으로 제어를 함으로써 시스템의 동특성이 슬라이딩 평면의 동특성을 갖도록 하였다. 이렇게 구성된 제어기는 종래의 PID 제어기보다 우수한 제어 특성을 가지며 아울러 신경 회로망은 별도의 교사 신호 없이 on-line으로 튜닝되고 또한 제어기의 프로그램은 간단한 대수적인 연산만으로 구성되기 때문에 실시간 제어가 가능하며 처리 속도가 빠른 DSP등을 이용하면 쉽게 산업 현장에 적용할 수 있다.

본 논문에서 제안한 제어 이론을 불안정한 비선형

시스템인 인버티드 펜듈럼에 대한 모의 실험을 통하여 신경 회로망을 이용한 가변 구조 제어가 가능하며, 또한 DC 서보 모터의 위치 제어에 적용함으로써 신경 회로망이 동가 제어 입력을 잘 학습함을 알 수 있었고, 아울러 제어 대상 플랜트의 파라미터 변동에도 강인함을 실험을 통해 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] J. J. E. Slotine and W. Li, Applied Nonlinear Control, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1991.
- [2] J. Y. Hung and W. Gao, Variable Structure Control : A Survey, IEEE Trans. Industrial Electronics, vol. 40, no. 2, pp. 2-21, 1993.
- [3] S. C. Lin and Y.Y. Chen, RBF-Net-work-Based Sliding Mode Control, Proceedings of the International Conference on Systems, Man, Cybernetics, pp. 1957-1961, 1994.
- [4] W. Gao and J. C. Hung, Variable Structure Control of Nonlinear Systems, IEEE Trans. Industrial Elec-tronics, vol. 40, no. 1, pp. 45-55, 1993.
- [5] Z. Qijie and S. Chunyi, An adaptive sliding mode control scheme for robot manipulators, INT. J. CONT-ROL, vol. 57, no. 2, pp. 261-271, 1993.
- [6] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks, IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.
- [7] 이견영, 양해원, 적응 전향 제어기를 이용한 DC 서보 모터의 위치 제어, 대한 전기 학회 논문지, vol. 41, no. 9, pp. 1042-1049, 1992
- [8] 이태성, 양 오, 양해원, 신경 회로망을 이용한 슬라이딩 모드 제어기의 설계, 대한 전기 학회 학회 학술 대회 논문집, B권, pp. 807-809, 1995

— 저 자 소 개 —



梁 吾(正會員)

1983년 한양대 전기공학과 졸업.
1985년 한양대 대학원 전기공학과 졸업 (석사). 1995년 한양대 대학원 전기공학과 박사과정 수료 1985년 ~ 현재 LG 산전 연구소 책임 연구원



梁 海 元(正會員)

1971년 서울대 전기공학과 졸업.
1973년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1982년 일본 경도대 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 한양대 공대 전기공학과 교수. 제어계측 신기술연구센터 참여교수