

바이어스 변형 신경회로망을 이용한 시스템의 동정 및 제어

김인*, 정경권*, 유석용*, 손동설**, 엄기환*

*동국대학교 전자공학과, **유한대학 전자과

System Identification and Control using Bias-modified Neural Network

Ine Gim*, Kyung-kwon Jung*, Seok-yong Yu*, Dong-Seol Son**, Ki-hwan Eom*

*Dept. of Electronic Eng., Dongguk Univ., **Dept. of Electronics, Yuhan College

E-mail : kihwanum@dgu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 바이어스 변형 신경회로망을 이용하여 시스템 동정과 제어 방식을 제안한다. 제안한 제어 방식은 바이어스 변형 신경회로망으로 비선형 시스템을 동정하고, 동정한 정보를 이용하여 제어를 설계하는 방식이다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 단일 관절 매니플레이터를 대상으로 시뮬레이션을 수행하여 우수성을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a system identification and control method using bias-modified neural network. The proposed method performs, for a nonlinear plant with unknown functions, system identification using bias-modified neural network, and then controller is designed with those identified informations. In order to verify the usefulness of the proposed method, we simulated the proposed control method with one link manipulator system and confirmed the excellency.

I. 서 론

최근 컴퓨터의 발달과 더불어 인간 두뇌의 신경회로 정보처리 기능을 모방한 신경회로망의 연구와 관심이 매우 높아지고 있다. 신경회로망 모델의 시초는 1943년 McCulloch과 Pitts의 논문에서 찾을 수 있으며 1957년 Rosenblatt은 퍼셉트론이란 최초의 신경망 모델을 발표하였으며 그후 1970년대 말과 1980년대 초반에 들어 Kohonen, Hopfield, Kirkpatrick, Hinton, Grossberg, Rumelhart 등이 신경회로망을 다시 활성화 시켰다. 1986년에 Rumelhart, Hinton, Williams 등이 병렬 분산처리에 관한 연구 결과의 일부로서 다층 신경회로망과 역전파 알고리즘을 체계적으로 정리하였다. 이를 계기로 하여 역전파 회로망이 신경회로망의 주요 영역이 확립되었으며, 동시에 침체에 빠져있던 신경회로망 연구가 다시 활기를 띠게 되었다.

신경회로망은 단순한 기능을 가진 무수히 많은 뉴런 또는 처리소자들이 병렬 연결된 연산구조로 되어 있으며, 패턴인식, 음성합성, 영상압축, 수중전파탐지, 시스템 동정 및 제어 등의 많은 분야에 응용되고 있다.

시스템 동정 및 제어 등에 많이 사용되는 다층 신경회로망은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상

의 중간층이 존재하는 신경회로망으로 신경회로망 제어방식의 제어성능을 개선하기 위하여 신경회로망의 구조를 변형한 모델들이 많이 제안되고 있다[1][2][3].

본 논문에서는 불확실하며 비선형성이 강한 시스템의 제어를 위해 변형된 신경회로망을 제안하여 시스템을 동정하고, 동정된 정보를 이용하여 안정한 비선형 제어를 설계한다. 변형된 신경회로망은 바이어스 항도 뉴런의 기능을 하계 구성한 변형된 구조를 이용한다. 변형된 신경회로망을 이용하여 입력 신호와 관계되지 않은 부분과 직접 관계된 부분으로 비선형 함수를 나누어 동정하고 그 정보를 이용하여 제어를 설계하는 간접 제어 방식을 제안한다. 제안된 제어 방식의 유용성을 입증하기 위하여 단일 관절 매니플레이터를 제어 대상으로 기존의 일반적인 신경회로망을 이용한 제어 방식과 시뮬레이션을 통하여 비교 검토한다.

II. 비선형 시스템과 제어기 설계

단일입력 단일출력(single-input single-output : SISO)을 갖는 비선형 시스템은 일반적으로 식 (1)로 된다.

$$x^{(n)} + f(x^{(n-1)}, x^{(n-2)}, \dots, x^{(1)}, x) = g(x^{(n-1)}, x^{(n-2)}, \dots, x^{(1)}, x)u$$

$y=x$
 식(1)을 상태방정식으로 나타내면 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\vdots \\ \dot{x}_{n-1} &= x_n \\ \dot{x}_n &= -f(x) + g(x)u \\ y &= x_1 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, x 는 벡터 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 를 나타내고, $g(x)$ 는 $g(x) \neq 0$ 인 조건을 만족하여야 하며 일반적으로 $g(x) > 0$ 이다[10]. 식(2)의 비선형 제어 대상에 추종제어를 위해 원하는 기준 궤적 $y_d(t)$ 를 발생하고, $y_d(t)$ 를 n 번 연속적으로 미분 가능하도록 설계한 n 계 도함수는 $y_d^{(1)}, y_d^{(2)}, \dots, y_d^{(n)}$ 이다. 비선형 제어기의 설계목적은 출력 $y(t)$ 가 원하는 기준 궤적 $y_d(t)$ 를 추종하도록 제어 입력 $u(t)$ 를 설계하는 데 있다. 즉 오차 e 를 $e(t) = y_d(t) - y(t)$ 라 정의 하면, 식(3)를 만족하도록 제어 입력 $u(t)$ 를 설계한다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0 \quad (3)$$

식(2)의 비선형 시스템에 대한 비선형 궤환 제어를 설계하면 식(4)로 된다.

$$u(t) = \alpha(x) + \beta(x)v \quad (4)$$

$$\alpha(x) = \frac{-\sum_{i=1}^n k_{i-1}x_i + f(x)}{g(x)} \quad (5)$$

$$\beta(x) = \frac{1}{g(x)} \quad (6)$$

$$v = \sum_{i=0}^n k_i y_d^{(i)} \quad (7)$$

식(7)의 v 는 전향경로에 가해지는 제어기의 일부분으로 전체 제어기 식(4)에 통합되어 궤환 제어계를 형성하고, k_i ($i=0, 1, \dots, n$)는 시스템이 안정하도록 임의로 지정되는 설계 파라미터이다. 식(4)를 식(2)에 대입하여 정리하면 식(8)로 된다 [1][3].

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\vdots \\ \dot{x}_{n-1} &= x_n \\ \dot{x}_n &= -f(x) + g(x) \cdot \end{aligned} \quad (8)$$

$$\left[\frac{-\sum_{i=1}^n k_{i-1}x_i + f(x)}{g(x)} + \frac{\sum_{i=0}^n k_i y_d^{(i)}}{g(x)} \right]$$

$$= -\sum_{i=1}^n k_{i-1}x_i + \sum_{i=0}^n k_i y_d^{(i)}$$

$$y = x_1$$

III. 제안한 간접 제어 방식

제안한 바이어스 변형 신경회로망의 구조는 그림 1과 같다.

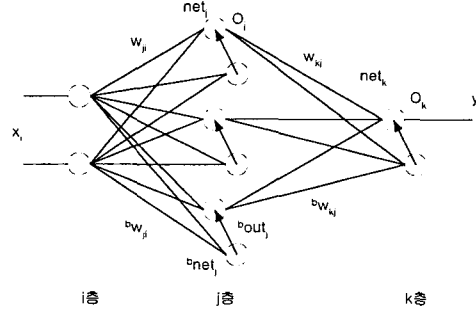


그림 1. 바이어스 변형 신경회로망의 구조
 Fig. 1 Bias-modified Neural Network

은닉층 뉴런의 가중합 net_j 는

$$net_j = \sum_{i=1}^I w_{ji} \cdot x_i \quad (9)$$

이고, 여기서 x_i 는 신경회로망 입력층의 입력값, w_{ji} 는 입력층 i 에서 은닉층 j 로의 연결강도이다.

은닉층 바이어스 뉴런의 가중합 b^{net}_j 는

$$b^{net}_j = \sum_{i=1}^I b_{w_{ji}} \cdot x_i \quad (10)$$

이다. $b_{w_{ji}}$ 는 입력층 i 에서 은닉층 바이어스 j 로의 연결강도이다.

은닉층 바이어스 뉴런의 출력 b^{out}_j 는

$$b^{out}_j = b^f(b^{net}_j) \quad (11)$$

이다. $b^f(\cdot)$ 는 바이어스 뉴런의 활성화 함수이다.

은닉층 뉴런의 출력 out_j 는

$$out_j = f(net_j + b^{out}_j) \quad (12)$$

이다.

출력층 뉴런의 가중합 net_k 는

$$net_k = \sum_{j=1}^J w_{kj} \cdot out_j \quad (13)$$

이다. 여기서 w_{kj} 는 은닉층 j 에서 출력층 k 로의 연결강도이다.

출력층 바이어스 뉴런의 가중합 b^{net}_k 는

$$b^{net}_k = \sum_{j=1}^J b_{w_{kj}} \cdot out_j \quad (14)$$

이다. $b_{w_{kj}}$ 는 은닉층 j 에서 출력층 바이어스 k 로의 연결강도를 나타낸다.

출력층 바이어스 뉴런의 출력 b^{out}_k 는

$$b^{out}_k = b^f(b^{net}_k) \quad (15)$$

이다.

출력층 뉴런의 출력 out_k 는

$$out_k = f(net_k + {}^b out_k) \quad (16)$$

이다.

출력 y 는

$$y = out_k \quad (17)$$

이다.

목적함수 E 를 다음과 같이 정의한다.

$$E = \frac{1}{2} [y_d - y]^2 \quad (18)$$

오차가 최소가 되도록 신경회로망의 연결강도를 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 조정한다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \Delta w_{kj} \quad (19)$$

$$\Delta w_{kj} = \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} &= -(y_d - y) \cdot \frac{\partial y}{\partial (net_k + {}^b net_k)} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \\ &= -(y_d - y) \cdot f(net_k + {}^b net_k) \cdot out_j \end{aligned} \quad (21)$$

은닉층 연결강도는 다음과 같이 나타낸다.

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \Delta w_{ji} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} &= -(y_d - y) \cdot \frac{\partial y}{\partial (net_k + {}^b net_k)} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial out_j} \\ &\quad \cdot \frac{\partial out_j}{\partial (net_j + {}^b net_j)} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} \\ &= -(y_d - y) \cdot f(net_k + {}^b net_k) \cdot w_{kj} \\ &\quad \cdot f(net_j + {}^b net_j) \cdot x_i \end{aligned} \quad (23)$$

출력층 바이어스의 연결강도는 다음과 같이 조정한다.

$${}^b w_{kj}(t+1) = {}^b w_{kj}(t) + \eta \Delta {}^b w_{kj} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial {}^b w_{kj}} &= -(y_d - y) \cdot \frac{\partial y}{\partial (net_k + {}^b out_k)} \\ &\quad \cdot \frac{\partial {}^b out_k}{\partial {}^b net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial {}^b w_{kj}} \\ &= -(y_d - y) \cdot f(net_k + {}^b net_k) \\ &\quad \cdot {}^b f({}^b net_k) \cdot {}^b out_j \end{aligned} \quad (25)$$

은닉층 바이어스 연결강도는 다음과 같이 조정한다.

$${}^b w_{ji}(t+1) = {}^b w_{ji}(t) + \eta \Delta {}^b w_{ji} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial {}^b w_{ji}} &= -(y_d - y) \cdot \frac{\partial y}{\partial (net_k + {}^b out_k)} \\ &\quad \cdot \frac{\partial {}^b out_k}{\partial {}^b net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial out_j} \cdot \frac{\partial out_j}{\partial {}^b out_j} \\ &\quad \cdot \frac{\partial {}^b out_j}{\partial {}^b net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial {}^b w_{ji}} \\ &= -(y_d - y) \cdot f(net_k + {}^b net_k) \\ &\quad \cdot {}^b f({}^b net_k) \cdot {}^b w_{kj} \\ &\quad \cdot f(net_j + {}^b net_j) \cdot {}^b f({}^b net_j) \cdot x_i \end{aligned} \quad (27)$$

제안하는 제어 방식의 전체적인 블록 선도는 그림 2와 같다. 제안한 변형된 신경회로망을 이용하여 비선형 플랜트를 입력 신호와 관계되지 않은 부분과 직접 관계된 부분으로 나누어 동정하고, 그 정보를 이용하여 제어기를 설계하는 간접 제어 방식이다.

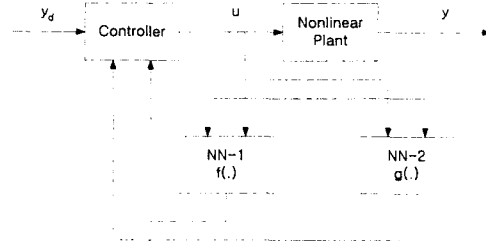


그림 2. 제안한 제어방식의 블록 선도
Fig. 2 Block diagram of proposed control method

IV. 시뮬레이션

제안한 비선형 제어 방식의 유용성을 입증하기 위하여 식(29)로 표현되는 단일 관절 매니퓰레이터에 대하여 시뮬레이션을 하였다.

$$m l^2 \ddot{\theta} + B \dot{\theta} + mgl \cos(\theta) = \tau \quad (28)$$

여기서 θ , $\dot{\theta}$, $\ddot{\theta}$ 는 각각 매니퓰레이터의 각 변위, 각속도, 각가속도를 나타내고, τ 는 매니퓰레이터의 입력으로 관절에 가해지는 토크이며, m , l , B , g 는 각각 매니퓰레이터의 질량, 길이, 마찰계수, 중력 가속도를 나타내며, 값은 각각 $m = 0.1$ [kg], $l = 1$ [m], $B = 0.4$ [kg · m²/s], $g = 9.8$ [m/s²]의 사양을 갖는다. 식(28)의 시스템을 상태 공간 모델로 표현하면 식(29)이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -\frac{g}{l} \cos(x_1) - \frac{B}{m l^2} x_2 + \frac{1}{m l^2} \tau \end{aligned} \quad (29)$$

식(29)에 대하여 Runge-Kutta fourth order 알고리즘을 이용하고, 10[ms] 시간 간격으로 하여 식(30)의 기준 궤적에 대하여 비선형 시스템 동정과 제어를 수행하였다.

$$y_d(t) = \frac{1}{4} \sin(t) \quad (30)$$

기존의 일반적인 신경회로망은 3개의 층으로 구성되어 있고, $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 를 동정하는 신경회로망 모두 입력층은 4개, 은닉층은 30개, 출력층은 1개의 뉴런으로 구성하였다. $f(\cdot)$ 의 학습률은 0.05, $g(\cdot)$ 의 학습률은 0.0000005로 하였다. 제안한 바이어스 변형 신경회로망은 일반적인 신경회로망과 구성은 같고, $f(\cdot)$ 를 동정하는 신경회로망의 학습률은 0.2, $g(\cdot)$ 를 동정하는 신경회로망의 학습률은 0.0008로 하였다. 연결강도

와 바이어스는 $[-1,1]$ 사이에서 랜덤하게 결정하였다. 단일 관절 매니플레이터의 초기 상태는 $[0 \ 0]^T$ 이다.

그림 3은 일반적인 신경회로망을 이용한 제어 결과로 기준 궤적과 출력이고, 그림 5는 제안한 제어 방식의 출력이다. 그림 4, 6은 동정 결과이다.

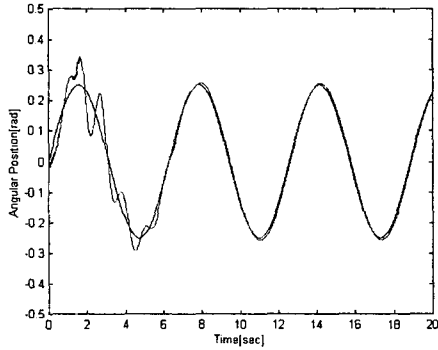


그림 3. 일반적인 신경회로망 제어 방식의 기준 궤적과 응답 곡선
Fig. 3 Response curve of general NN control method

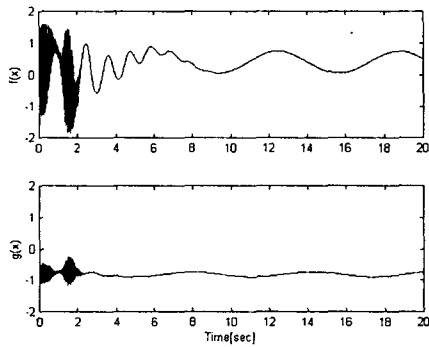


그림 4. 일반적인 신경회로망 제어 방식의 $\hat{f}(\cdot)$ 와 $\hat{g}(\cdot)$
Fig. 4 Identification of general NN control method

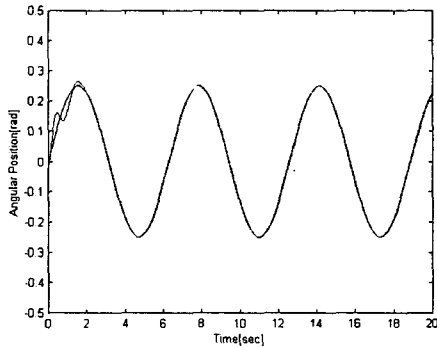


그림 5. 제안한 제어 방식의 기준 궤적과 출력
Fig. 5 Response curve of proposed control method

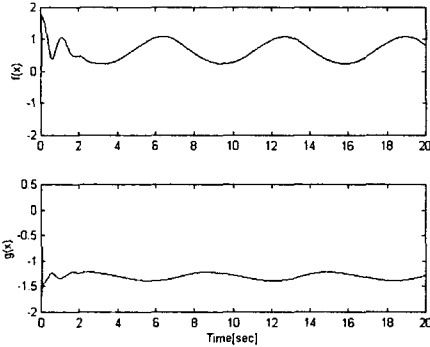


그림 6. 제안한 제어 방식의 $\hat{f}(\cdot)$ 와 $\hat{g}(\cdot)$
Fig. 6 Identification of proposed control method

V. 결론

본 논문에서는 미지의 비선형 시스템 제어를 위한 동정 및 간접 제어기 설계의 방법으로 바이어스 변형 신경회로망을 이용하는 간접 제어 방식을 제안하였다. 제안한 제어 방식은 비선형 시스템을 입력 신호와 관계되지 않은 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 로 구성하고, 제안한 신경회로망을 이용하여 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 를 동정하고, 동정된 정보를 이용하여 비선형 간접 제어기를 설계하는 방법이다. 제안된 신경회로망은 바이어스 항도 뉴런의 기능을 하게 구성된 변형된 구조를 이용하였다.

제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 비선형 제어 대상인 단일 관절 매니플레이터에 적용하여 시뮬레이션을 통해 기존의 일반적인 신경회로망을 사용하는 제어 방식과 비교한 결과 오차가 적고, 빠른 오차 수렴을 확인하였다.

참고문헌

- [1] W. Thomas Miller, Richard S. Sutton, and Paul J. Werbos, Neural Networks for Control, MIT Press, 1990.
- [2] I. D. Landau, SYSTEM IDENTIFICATION AND CONTROL DESIGN, Prentice-Hall Inc., 1990.
- [3] Mandan M. Gupta and Naresh K. Shinha, Intelligent control systems : Theory and applications, IEEE Press, 1996