
웨이블렛 신경회로망 제어를 이용한 비선형 시스템의 위치 제어에 관한 연구

이재현*

The Study on Position Control of Nonlinear System Using Wavelet Neural Network Controller

Jae-Hyun Lee*

요 약

본 논문에서는 비선형 시스템의 위치 제어를 위하여 웨이블렛 신경회로망 제어를 구성하였으며, 웨이블렛 신경회로망은 LQR 제어기의 성능을 향상 시킬 목적으로 사용한다. 불안정한 비선형 시스템을 선형화 시키고 안정화 된 선형 시스템을 만들기 위하여 LQR를 사용하며, 외란에 효과적으로 적응하기 위하여 웨이블렛 신경회로망 제어를 사용한다. 이 제어를 비선형 시스템의 위치 제어에 적용하여 실험을 통해 그 유효성을 검증하였다.

ABSTRACT

In this paper, applications of wavelet neural network controller to position control of nonlinear system are considered. Wavelet neural network is used in the objectives which improve the efficiency of LQR controllers. It is possible to make unstable nonlinear systems stable by using LQR(Linear Quadratic Regulator) technique. And, in order to be adapted to disturbance effectively in this system it uses wavelet neural network controller. Applying this method to the position control of nonlinear system, its usefulness is verified from the results of experiment.

키워드

LQR Controller, Unstable System, Wavelet Neural Network, Position Control System

I. 서 론

비선형적인 요소와 측정 불가능한 잡음 그리고 수학적 모델링이 불가능한 산업 시스템에 오늘날 인공지능 기법인 신경회로망이 사용되고 있으며, 신경회로망은 패턴인식, 분류 및 비선형 제어시스템의 제어기 설계 등에 많은 응용을 하고 있는 실정이다[1][2]. 하지만, 신경회로망을 이용한 제어기에서는 신경회로망의 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런의 개수의 증가에 따른 학습

속도가 느려지며, 신경회로망의 초기 연결강도에 대한 설정 문제, 부분적으로 지역 최소점에 빠질 수 있는 국소 최적 문제를 가지고 있다.

이러한 신경회로망의 문제점을 보완하기 위하여 유전자 이론과 퍼지 이론을 결합한 신경회로망이 연구되었다. 또한, 신경회로망과 구조적으로 유사한 웨이블렛(wavelet)을 신경회로망과 결합시킨 웨이블렛 신경회로망이 제안되어졌고 플랜트의 인식, 분류, 진단, 제어 등 많은 분야에 적용되고 있다[3-5]. 본 논문에서는 웨이블

렛 신경회로망을 비선형성이 강한 시소(Seesaw) 시스템에 적용하여 시스템의 위치 제어를 위하여 사용된다. 시소 시스템은 많은 고전적 제어 기술을 이용하여 정밀한 위치 제어를 위하여 많은 응용 대상으로 사용되었다.

본 논문에서는 비선형 시스템인 시소 시스템의 위치 제어를 위하여 웨이블렛 신경회로망 제어기를 구성하며, 웨이블렛 신경회로망은 LQR 제어기의 성능을 향상시킬 목적으로 사용하며, 실험을 통하여 LQR 제어기만을 사용한 경우와 LQR 제어기와 웨이블렛 신경회로망 제어기를 함께 사용한 경우를 비교하여 실험 결과를 제시하였다.

II. 웨이블렛 신경회로망의 구조

시간과 주파수 영역에서 우수한 해석 능력을 가지는 웨이블렛의 특징을 이용하여 신경회로망에 접목시킨 웨이블렛 신경회로망(Wavelet Neural Network : WNN)이 많이 이용되고 있다. 웨이블렛 신경회로망은 함수를 직교분해 및 다중 분해하기 때문에 기존 신경회로망보다 우수한 근사화 능력을 지니고 있다[6][7]. 웨이블렛 신경회로망에서 사용되는 확장(dilation) 및 이동(translation) 파라미터 값을 고정시키거나 변화시킬 수 있다[6]. 웨이블렛 함수의 고정된 파라미터 가지는 경우, 계산 수식이 간단하고 구현하기 용이하다는 장점이 있는 반면 정확한 파라미터 값을 선택해야 하는 어려움 점이 있다[7]. 그러나, 웨이블렛 함수의 파라미터 값을 변화시키는 경우 더 정확한 근사화 능력을 가지지만, 계산 과정이 복잡하다는 단점을 지니고 있다. 따라서, 본 논문에서는 웨이블렛 함수의 파라미터 값을 고정시키고 웨이블렛층(은닉층)과 출력층 사이의 연결 강도를 학습을 통해서 갱신시키는 방법을 사용한다.

본 논문에서 사용되는 웨이블렛 신경회로망은 기존의 신경회로망의 RBF 함수를 대신하기 위한 웨이블렛 함수를 확장 및 이동 시킨 함수를 사용하는 구조이다.

그림 1은 N_i 개의 입력과 N_w 개의 뉴런을 가지는 웨이블렛 층 및 단일 출력으로 구성된 웨이블렛 신경회로망의 구조를 나타낸다. 그림 1에서 입력층은 웨이블렛 신경회로망의 입력을 나타내며, 일반적으로 웨이블렛은 모체 웨이블렛(mother wavelet)을 가지고 이동 및 확장시킨 형태로 이루어진다. 모체 웨이블렛 함수 $\phi(x)$ 를 m 만큼

이동시키고, d 만큼 확장시킨 은닉층의 j 번째 노드의 웨이블렛 함수는 수식 (1)과 같다.

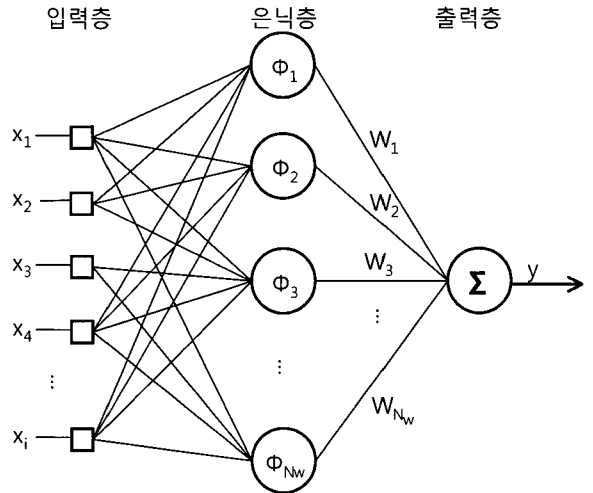


그림 1. 웨이블렛 신경회로망의 구조
Fig. 1. Structure of wavelet neural network

$$\phi_j(x) = \phi\left(\frac{x - m_j}{d_j}\right) \quad (1)$$

본 논문에서 사용하는 모체 웨이블렛은 Gaussian 함수를 1차 미분한 함수를 이용하며 수식 (2)와 같다.

$$\phi(x) = -x \exp\left(-\frac{1}{2}x^2\right) \quad (2)$$

여기서, 입력 $x = [x_1, \dots, x_{N_i}]^T$ 는 벡터 형태로 나타낼 수 있고, 은닉층 각 노드의 출력 함수는 수식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Phi_j(x) = \prod_{k=1}^{N_i} \phi(z_{jk}) \quad (3)$$

여기서, $z_{jk} = \left(\frac{x_k - m_j}{d_j}\right)$ 이며, $k = 1, \dots, N_i$, $j = 1, \dots, N_w$ 이다. 모체 웨이블렛 함수는 수식 (2)을 사용하므로 출력함수를 수식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Phi_j(x) = \prod_{k=1}^{N_i} -x_k \exp\left(-\frac{1}{2}x_k^2\right) \quad (4)$$

여기서, N_i 개의 입력 $x = [x_1, \dots, x_{N_i}]^T$, 은닉층은 N_w 개의 분리된 웨이블렛 함수로 이루어지고 신경회로망의 출력층의 출력 y 는 수식 (5)과 같이 표현되어진다.

$$y = \sum_{j=1}^{N_w} \phi_j(x) W_j \quad (5)$$

웨이블렛 신경회로망의 학습 방법은 역전파 알고리즘을 사용한다.

III. 시소 시스템의 구성

시소 시스템은 두 개의 긴 막대가 지지대 위에 경첩되어 있으며, 축은 시소의 각 편차를 측정하기 위해 사용되는 3:1 기어율에 의하여 전위차계(potentiometer)와 결합되어 있다. 시소 시스템의 시소가 수평으로 유지되기 위해 cart의 위치를 제어하는 것이다. 본 실험에서 사용될 시소 시스템의 구성 및 기구학적 모델링은 그림 2와 그림 3으로 표현된다.

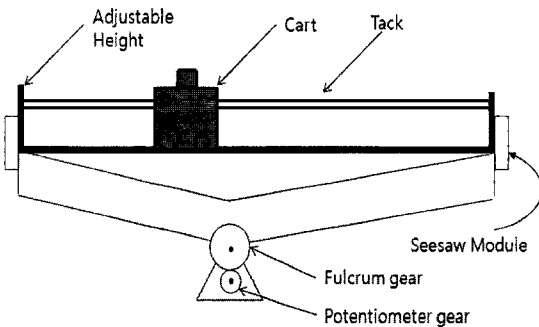


그림 2. 시소 시스템의 구조
Fig. 2. Structure of seesaw system

- F : cart의 입력 힘(N)
- m : cart의 질량(kg)
- M : 시소와 track의 질량(kg)
- c : pivot point로부터 시소와 track의 질량(kg)
- h : pivot point로부터 track의 높이

시소 시스템의 상태는 아래와 같이 정의 된다.

- x : track의 중심으로부터 cart의 위치(m)
- \dot{x} : cart의 속도(m/sec)
- θ : 수직으로부터 시소의 각(rad)
- $\dot{\theta}$: 시소의 각 속도(rad/sec)

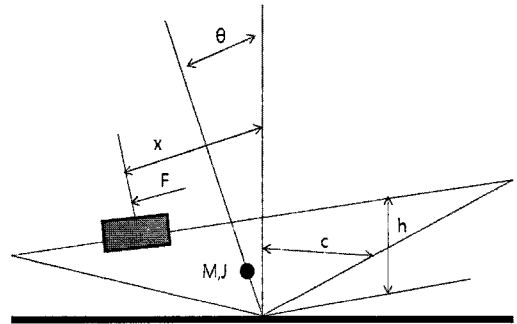


그림 3. 시소 시스템의 모델링
Fig. 3. Modelling of seesaw system

시소 시스템에서 각 요소들의 운동 에너지와 위치 에너지를 유도하여 비선형 미분 방정식은 수식 (6)과 같다.

$$m\ddot{x} + mh\ddot{\theta} - m\dot{\theta}^2 - mg\sin(\theta) = F$$

$$(J + mh^2 + 2m\dot{x}\dot{\theta} + m\dot{\theta}^2)\ddot{\theta} + mh\dot{x}\dot{\theta} - mgh\sin(\theta) - mgx\cos(\theta) - Mgc\sin(\theta) = 0 \quad (6)$$

시스템을 상태공간으로 표현하면 수식 (7)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{\theta} \\ \ddot{x} \\ \ddot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -\frac{mhg}{J} & -g\frac{Mhc-J}{J} & 0 & 0 \\ \frac{mg}{J} & \frac{Mgc}{J} & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \theta \\ \dot{x} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{mh^2+J}{Jm} \\ -\frac{h}{J} \end{bmatrix} F \quad (7)$$

표 1은 시소 시스템의 파라미터 값들을 의미하며, 이 파라미터를 이용하여 상태 방정식으로 나타내면 수식 (8)과 같다[8].

표 1. 시소 시스템의 파라미터
Table. 1 Parameters of seesaw system

파라미터	기호	값	단위
track의 질량	m	0.455	kg
시소+track 질량	M	3.3	kg
시소+track 관성	J	0.42	kgm ²
무게중심	c	0.058	m
track의 높이	h	0.14	m

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -1.45 & 9.18 & -17.2 & 0 \\ 10.44 & 4.37 & 2.5 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \theta \\ \dot{x} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 3.85 \\ -0.56 \end{bmatrix} U \quad (8)$$

IV. 제어시스템의 설계 및 실험

4.1 제어 시스템의 설계

본 절에서는 웨이블릿 신경회로망을 이용하여 보상 제어기(LQR)의 성능을 향상시킬 목적으로 사용하여 시소 시스템의 카트(cart) 위치를 제어 하는 시스템을 설계 하고자 한다. 제어 시스템의 구조는 그림 4와 같다. 불안정한 시소 시스템을 안정화하기 위하여 LQR 제어를 설계한다. 수식 (8)의 상태 방정식을 이용하여 LQR 제어기 이득 상수를 Matlab을 이용하여 구하였으며, 이득 상수 K는 수식 (9)와 같이 구하였다.

$$K = [96.6386 \quad 114.0951 \quad 9.3019 \quad 40.7492] \quad (9)$$

안정화된 시스템을 하나의 서브시스템으로 간주하고 이 서브 시스템에 외란이 주어졌을 경우 좀 더 효과적으로 제어하기 위하여 웨이블릿 신경회로망 제어기 NN2를 사용한다. 먼저, 서브 시스템을 인식하기 위하여 웨이블릿 신경회로망NN1을 학습시킨다.

여기서, NN1의 구조는 입력층 뉴런 1개와 은닉층 뉴런 30개, 출력층 뉴런 1개를 가지는 구조이며, 출력 뉴런의 값은 시소 시스템의 θ 값을 의미한다. 또한, 학습을 위하여 랜덤하게 4000개의 데이터를 생성하여 학습시켰다. NN1의 학습이 모두 끝난 후, NN2를 학습시키게 된다. 여기서, NN2의 구조는 입력층 뉴런 2개와 은닉층 뉴런 40개, 출력층 뉴런을 가지는 구조이다. NN1과 NN2의

학습률을 동일하게 0.001로 사용하였다.

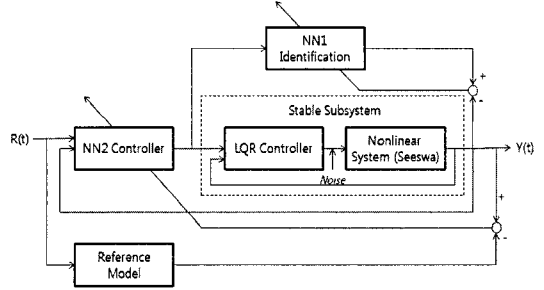


그림 4. 웨이블릿 신경회로망 제어기를 이용한 제어 시스템의 구조
Fig. 4. Structure of control system using wavelet neural network controller

4.2 실험

그림 5에서 제어시스템의 기본동작은 DC 모터와 전위차계가 카트에 부착되어 전력증폭기로부터 신호를 받아 회전하면서 전위차계의 신호를 데이터 수집 장치로 전송한다.

데이터 수집 장치는 수집된 신호를 컴퓨터가 연산하기 쉬운 신호로 변환하여 컴퓨터로 전송하며, 컴퓨터는 연산을 행하여 데이터 수집 장치와 전력증폭기를 통하여 DC 모터를 제어하여 시소 시스템의 안정화 위치 제어를 한다.

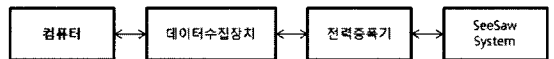
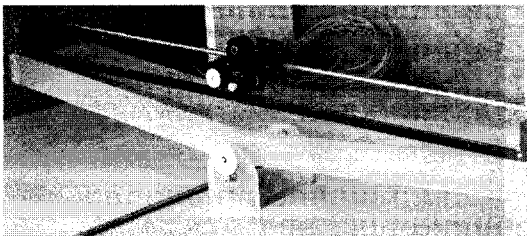


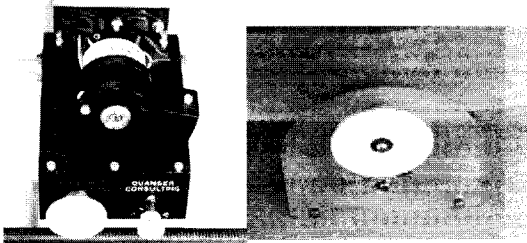
그림 5. 실험장치의 구성도
Fig. 5. Configuration of experimental set-up

그림 6은 실험에 사용되어진 시소 시스템의 구성 요소들이며, 그림 7은 PC에서 사용되는 A/D변환기, D/A 변환기를 나타냈었다.

웨이블릿 신경회로망의 초기 연결강도는 [1, -1] 사이의 랜덤한 값을 사용하였으며 샘플링 시산은 0.5[ms]로 사용하였다.



(a) 시소 시스템 전체 구성



(b) 카트

(c) 전위차계 기어

그림 6. 시소 시스템 구성 : (a) 시소 시스템, (b) 카트, (c) 전위차계 기어

Fig. 6. Structure of seesaw system : (a) seesaw system, (b) cart, (c) potentiometer gear

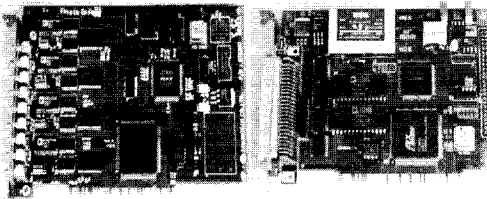
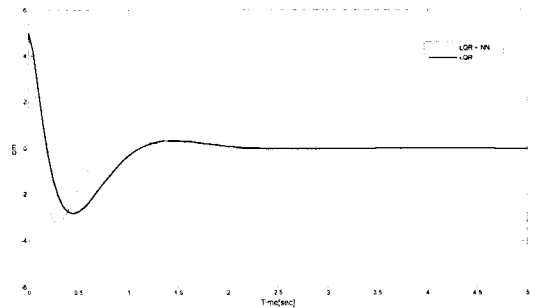


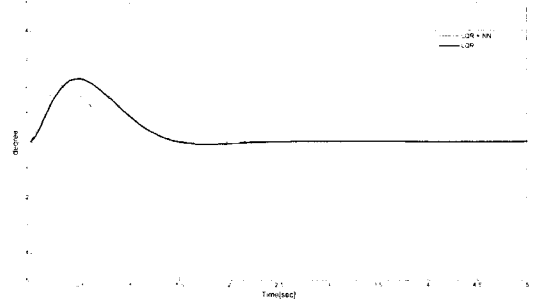
그림 7. A/D 변환기 및 D/A 변환기
Fig. 7. A/D converter and D/A converter

그림 8은 카트의 위치 x 에 대한 이동거리와 각에 대한 응답특성으로 LQR 제어를 단독으로 사용한 경우, LQR 제어기와 웨이블렛 신경회로망 제어기를 같이 사용한 경우를 나타내고 있다.

LQR 제어기만을 사용한 경우의 응답특성을 살펴보면, 약 2.5초 후 안정하게 수렴하는 반면, LQR 제어기와 웨이블렛 신경회로망 제어기를 같이 사용 경우에는 약 1.5초 후 안정하게 수렴하는 특성을 가졌다. LQR 제어기를 단독으로 사용하는 경우에도 우수한 성능을 보여주고 있지만, LQR 제어기에 보상 역할로써 웨이블렛 신경회로망 제어기를 같이 사용할 경우 더 우수하다는 것을 알 수 있다.



(a) 시소 시스템의 위치 응답



(b) 시소 시스템의 각 응답

그림 8. LQR 제어기와 LQR제어기+웨이블렛 신경회로망 제어기에 대한 응답 특성

Fig. 8. Response characteristics of LQR controller and LQR controller + wavelet neural network controller : (a) position of seesaw system, (b) degree of seesaw system

그리고 웨이블렛 신경회로망 제어기의 뉴런의 개수가 많을수록 응답특성은 약간 좋게 나타나지만 실제 실험에 있어서는 연산시간이 많이 걸리므로 실시간 제어가 불가능한 경우가 존재하여 시스템의 동작이 멈추는 경우가 발생하는 경우가 존재하였다.

V. 결론

본 논문은 비선형 시스템인 시소 시스템의 위치 제어를 위해, 웨이블렛 신경회로망 제어기를 보상제어기(LQR)의 성능을 향상 시킬 목적으로 사용한다. 불안정한 시소 시스템을 안정화하기 위하여 LQR 제어기를 설계한 후, 이 시스템을 하나의 서브 시스템으로 간주하여 이 서브 시스템에 외란이 주어졌을 경우 좀 더 효과적으

로 제어하기 위하여 웨이블렛 신경회로망 제어를 사용한다. LQR 제어기만을 사용한 경우, LQR 제어기와 웨이블렛 신경회로망 제어를 같이 사용한 경우를 실험을 통하여 비교하였다. 제안된 웨이블렛 신경회로망 제어를 사용한 시소 시스템의 위치 제어에 있어서 보상 제어기인 LQR 제어기를 단독으로 사용한 것 보다 웨이블렛 신경회로망 제어를 같이 사용한 경우 빠른 적응력과 제어 성능이 우수함을 실험 결과를 통하여 알 수 있었다. 결과적으로 본 논문에서 제안된 웨이블렛 신경회로망은 산업현장에서 응용 가능하리라 사료된다.

저자소개

이재현(Jae-Hyun Lee)



1998년 한국해양대학교 대학원
전자통신공학과(공학석사)

2002년 한국해양대학교 대학원
전자통신공학과(공학박사)

2000년~2005년 동명대학 모바일웹마스터과 전임강사

2006년~현재 동명대학교 항만물류학부 전임강사

※ 관심분야: 인공지능, 원격제어, 시스템 프로그래밍

참고문헌

- [1] Jae-Hyun Lee, Sang-Bae Lee, "Implementation of an intelligent digital switchboard system", Engineering Applications of Artificial Intelligence Vol 15, pp465-477, 2002.
- [2] de Silva, C.W., "Intelligent Machines", CRC press, 2000.
- [3] S. Liu and T. J. Wu, "Direct Adaptive Control of Unknown Nonlinear Systems Using Wavelet Approximation", IEEE Int. Con. on Intel. Proc. Sys., pp. 722-725, Oct. 1997.
- [4] R. J. Wai. and H. H. Chang, "Wavelet Neural Network Control for Induction Motor Drive Using Sliding-Mode Design Technique", IEEE Trans. on Indus. Elec., vol. 50, no. 4., pp.733-748, Aug. 2003.
- [5] C. K. Lin, "Adaptive tracking controller design for robotic systems using Gaussian wavelet networks", IEEE Proc., vol. 149 no. 4, pp. 316-322, 2002.
- [6] Q. Zhang and A. Benveniste, "Wavelet networks," IEEE Trans. Neural Networks, Vol.3, pp. 889-898, Nov. 1992.
- [7] J. Zhang, G. G. Walter, and W. N. Wayne Lee, "Wavelet Neural Networks for Function Learning," IEEE Trans. signal Processing, Vol.43, No. 6, pp. 1485-1496, Jun. 1995.
- [8] Quanser Consulting, "A Comprehensive and modular laboratory for control systems design and implementation" : User Manual, pp.ss-1, pp. ss-2. 1995.