

# 비선형 시스템의 안정화를 위한 자기순환 뉴로-퍼지 제어기의 설계

## Design of Self Recurrent Neuro-Fuzzy Controller for Stabilization of Nonlinear System

탁한호<sup>1</sup>, 이인용<sup>2</sup>, 이성현<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 경남 진주시 진주산업대학교 전자공학과  
E-mail: fntack@jinju.ac.kr

<sup>2</sup> 부산시 부산진구 전포동 (주)삼진기술  
E-mail: samjintech@samjintech.com

<sup>3</sup> 경남 통영시 가야중공업(주)  
E-mail: hyun127@nate.com

### Abstract

In this paper, applications of self recurrent neuro-fuzzy controller to stabilization of nonlinear system are considered. The architecture of self recurrent neuro-fuzzy controller is six layer, and the hidden layer is comprised of self recurrent architecture. Also, generalized dynamic error-backpropagation algorithm is used for the learning of the self recurrent neuro-fuzzy controller. To demonstrate the efficiency of the self recurrent neuro-fuzzy control algorithm presented in this study, a self recurrent neuro-fuzzy controller was designed and then a comparative analysis was made with LQR controller through an simulation.

**Key Words** : Fuzzy modeling, TSK fuzzy model, Non-linear system

## 1. 서 론

현대 기술문명의 고도화 사회는 학습능력과 의사결정능력을 가진 인간의 지능을 다양한 시스템에 응용하고 있으며, 이러한 응용에는 퍼지(fuzzy)이론과 신경회로망(neural networks)이 많이 이용된다. 기존 제어방식의 집진적인 개발을 통해서 많은 플랜트(plant)들을 제어해 왔지만 실세계에서 제어되어야 할 플랜트는 실제로 비선형성이 강하고, 명확하지 않기 때문에 인간의 지능을 모방할 수 있는 도구가 필요하게 되었다<sup>[1]</sup>.

본 논문에서는 짧은 학습시간의 능력을 가진 자기순환 신경회로망과 간략 추론의 퍼지 추론방식의 융합에 의한 자기순환 뉴로-퍼지 제어기(Self Recurrent Neuro-Fuzzy Controller : SRNFC)를 구성하여 비선형성이 강한 더블 시소 도립진자 시스템(double seesaw inverted pendulum system)에 적용하여 시스템의 위치제어를 위해 사용된다. 더블 시소 도립진자 시스템은 비선형성이 강하므로 통상시 계속하여 움직이려는 성질을 가지므로 정밀한 위치제어나 안정화 제어가 요구된다.

본 논문에서 제어기의 구성은 보상 제어기와 자기순환 뉴로-퍼지 제어기가 병렬로 구성되며, 제안된 자기순환 뉴로-퍼지 제어 알고리즘의 효율성을 입증하기 위해 기존의 보상제어기인 LQR(Linear Quadratic Regulator) 제어기와 비교하여 더 높은 안정성을 가진 지능형 모델을 생성함을 시뮬레이션 을 통하여 그 결과를 비교 분석하였다.

## 2. 자기순환 뉴로-퍼지 제어기

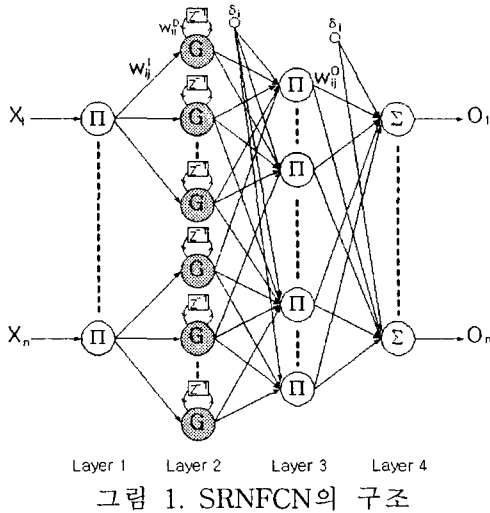
제안된 SRNFC의 구조는 그림 1과 같으며,  $n$ 개의 입력변수, 각 입력변수를 위한  $m$ 항 노드,  $p$ 개의 출력 노드(node),  $m \times n$ 개의 규칙노드로 구성되어 있다. 이 SRNFC의 구성은 4개의 층과  $n + (n \times m) + m + p$ 노드로 구성되었으며,  $m$ 은 규칙의 수이다.

입력층인 Layer 1은 입력 언어의 변수로 표현되며 다음과 같다.

$$X_j^1 = u_j^1 \quad (1)$$

이 식으로부터 layer 1에서의 링크 가중치

$W_{ij}^0$ 는 동일하다.



Layer 2는 멤버십 층으로 가우시안 함수는 멤버십 함수로써 계산되며 다음과 같다.

$$G_{ij}^2 = \exp\left\{-\frac{(u_{ij}^2 - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}\right\} \quad (2)$$

여기서  $m_{ij}$ 는 가우시안 멤버십 함수의 중앙이고,  $\sigma_{ij}$ 는 가우시안 멤버십 함수의 폭을 뜻한다. 게다가 이산시간  $t$ 에 대한 이 층의 입력은 다음과 같다.

$$u_{ij}^2(t) = X_i^1(t) + G_{ij}^1(t) \quad (3)$$

여기서  $G_{ij}^1(t) = G_{ij}^2(t-1) \cdot W_{ij}^0$ 이고,  $W_{ij}^0$ 는 케환 유니트의 링크 가중치를 나타낸다.

Layer 3은 규칙층으로 퍼지 규칙 베이스(base)의 형태이다. 다음의 AND 연산자는 이들 팬-인(fan-in)값을 적분하기 위해 각 규칙 노드에 적용시킨다. 즉

$$S_i^3 = \prod_j u_j^3 \\ = \exp\{-[D_i(u_i^2 - m_i)]^T [D_i(u_i^2 - m_i)]\} + \delta_i \quad (4)$$

여기서  $\delta_i$ 는 바이어스 값이고, 규칙노드의 출력  $S_i^3$ 는 활성화의 강도로 표현된다.

Layer 4는 출력층으로 노드 출력은 각 규칙으로부터 얻어진 결과의 선형결합이다. 즉

$$O_j^4 = \sum_i u_{ij}^4 W_{ij}^0 + \delta_j \quad (5)$$

여기서  $u_{ij}^4 = S_i^3$ 이고,  $\delta_j$ 는 바이어스 가중치 값이다. 그리고 링크 가중치  $W_{ij}^0$ 는  $i$ 번째 규칙에 관련되는  $j$ 번째 출력의 실행세기이며,  $W_{ij}^0$ 는 이 층의 조정인자이다. 끝으로 입력  $x$ 의 진체표현과  $m$ 번째 출력  $y$ 는

$$y_m(t) = O_m^4(t) = \sum_{j=1}^m W_{mj} \prod_{i=1}^n \cdot \exp\left[-\frac{[x_i(t) + G_{ij}^2(t-1) \cdot W_{ij}^0 - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^2}\right] \quad (6)$$

여기서  $m_{ij}$ ,  $\sigma_{ij}$ ,  $W_{ij}^0$ ,  $W_{ij}^0$ 는 조정 매개변수이고,  $G_{ij}^2(t-1) = \exp(-[X(t-1) + G_{ij}^2(t-2) \cdot W_{ij}^0 - m_{ij}]^2 / (\sigma_{ij})^2)$ 이다.

역전파(BP) 학습알고리즘을 사용하기 위해서 SRNFCN의 가중치 벡터는 조절되어지며, BP 알고리즘은 다음과 같다.

$$W(t+1) = W(t) + \Delta W(t) = W(t) + \eta \left(-\frac{\partial E(t)}{\partial W}\right) \quad (7)$$

여기서  $\eta$ 는 SRNFCN의 학습비이고,  $W$ 는 SRNFCN의 학습 매개변수이다.

### 3. 제어시스템에 의한 시뮬레이션

본 연구의 시뮬레이션을 위해서 비선형성이 강한 두 개의 시소 시스템이 그림 2와 같은 구조로 사용되며, 각각의 시소 독립진자 2개가 나란히 앞뒤로 겹쳐서 동작하는 것으로 그림 3과 같이 시스템 모델로 표현이 가능하며, 비선형성이 강한 두 개의 시소 독립진자 시스템에 대해서 운동방정식을 구할 수 있다.

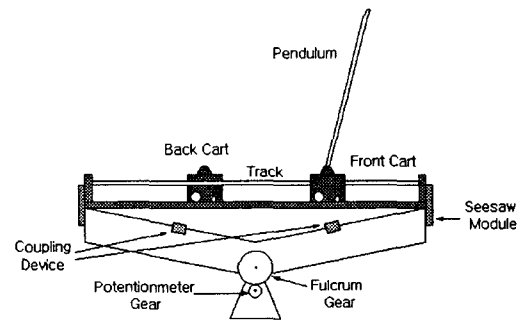


그림 2. 2개의 시소 독립진자 시스템 구조

2개의 시소 독립진자 시스템의 운동 에너지는 다음과 같다.

$$KE_p = \frac{1}{2} m_p ((h \cos(\theta) - x_2 \sin(\theta)) + I_p \cos(\theta + \alpha) \dot{\theta} + \dot{x}_2 \cos \theta + I_p \cos(\theta + \alpha) \dot{\alpha})^2 \\ + ((-h \sin(\theta) - x_2 \cos(\theta) - I_p \sin(\theta + \alpha) \dot{\theta} - \dot{x}_2 \sin \theta) - I_p \sin(\theta + \alpha) \dot{\alpha})^2 \quad (8)$$

$$KE_{m1} = \frac{1}{2} m_1 ((\dot{x}_1 + h\dot{\theta})^2 + (x_1 \dot{\theta})^2) \quad (9)$$

$$KE_{m2} = \frac{1}{2} m_2 ((\dot{x}_2 + h\dot{\theta})^2 + (x_2 \dot{\theta})^2) \quad (10)$$

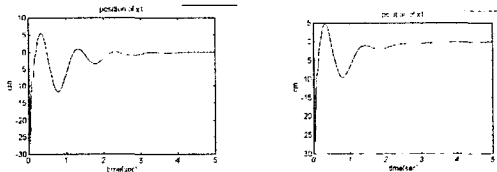
$$KE_s = \frac{1}{2} J (\dot{\theta})^2 \quad (11)$$

2개의 시소 독립진자 시스템의 위치에너지는 다음과 같다.

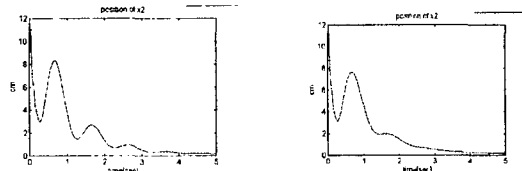


흔들림이 적으면서 빠르게 안정화됨을 알 수 있었다. 그림 6은 도립진자가 부착된 카트의 위치  $x_2$ 에 대한 응답특성을 나타낸 것으로 자기순환 뉴로-퍼지 제어기가 보상제어기보다 빠르게 안정됨을 알 수 있다.

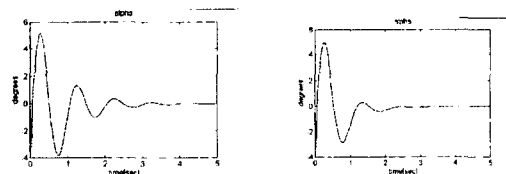
그림 7은 도립진자의 각도  $\alpha$ 에 대한 안정화 응답특성으로 자기순환 퍼지-뉴로 제어기가 보상제어기 보다 초기 변화도 적으면서 빠른 안정성을 나타내며, 그림 8은 시소의 속도에 대한 응답특성을 나타내었다.



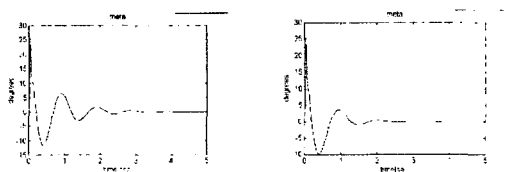
(a) LQR제어기 (b) 제안된 제어기  
그림 5. 위치  $x_1$ 에 대한 출력특성



(a) LQR제어기 (b) 제안된 제어기  
그림 6. 위치  $x_2$ 에 대한 출력특성



(a) LQR제어기 (b) 제안된 제어기  
그림 7. 각도  $\alpha$ 에 대한 출력특성



(a) LQR제어기 (b) 제안된 제어기  
그림 8. 각도  $\theta$ 에 대한 출력특성

시뮬레이션 결과에 의해 응답특성을 비교해 보면 자기순환 뉴로-퍼지 제어기가 보상제어기인 LQR 제어기보다는 학습이 진행되었을 경우나 학습이 끝난 후 제어성능이 강인하여 안정화에 잘 수렴함을 알 수 있었다.

#### 4. 결론

본 논문은 비선형 시스템인 시소 시스템의 위치제어를 위해 새로운 제어기법인 자기순환 뉴로-퍼지 제어기를 적용하였다. 전체적인 제어시스템의 구성은 플랜트를 제어하기 위해 보상 제어기인 LQR 제어기와 자기순환 뉴로-퍼지 제어기를 사용하여 병렬로 구성하였다. 시뮬레이션 결과에서 자기순환 뉴로-퍼지 제어기가 LQR 제어기보다 원하는 위치를 변형이 적으면서 더 빠른 속도로 수렴함을 알 수 있었다. 그러므로 비선형성이 강한 시소 시스템이 고전적인 제어기보다 인공지능형 자기순환 뉴로-퍼지 제어기로 효과적으로 제어됨은 비행기·배·자동차의 현가장치·기타 산업현장 등의 흔들림에 대한 안정화 위치제어 많은 응용범위가 있으리라 사료된다.

#### 참 고 문 헌

[1] C. T. Chao, Y. J. Chen, and C. C. Teng(1996), " A Similarity Measure for Fuzzy Rule in A Fuzzy Neural Network", IEEE Trans. on System, Man, And Cyb. pt. B, Vol. 26, pp. 244-254.  
 [2] C. T. Lin and C. S. George. Lee(1991), "Neural networked based fuzzy logic control and decision system", IEEE Trans. Comput., Vol. 40, pp 1320-1336.  
 [3] Chen Wei Ji, Fang Lei and Lei Kam Kin(1997), "Fuzzy Logic Controller for An Inverted Pendulum Systems", IEEE Int. Conf. on intelligent Processing systems, pp. 185-189.  
 [4] D. Nauck and R. Kruse(1993), "A fuzzy neural networks learning fuzzy control rules and membership functions by fuzzy error backpropagation", in proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, pp. 1022-1027.  
 [5] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and R. Suzuki(1988), "Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator", Neural Networks, Vol. 1, pp. 251-265.