

# 볼과 빔 제어를 위한 퍼지 뉴론을 갖는 신경망 제어기 설계

°선권석\*

\*광주기능대학 메카트로닉스학과

## The Neural Network Controller Design with Fuzzy-Neuron and Its application to a Ball and Beam

°Kwon Seok Seon\*

\*Dept. of Mechatronics, Kwang ju Politechnic College, San58-1, Woonam-dong Puk Ku, Kwangju 500-170, KOREA

**Abstracts** Through fuzzy logic controller is very useful to many areas, it is difficult to build up the rule-base by experience and trial-error. So, effective self-tuning fuzzy controller for the position control of ball and beam is designed.

In this paper, we developed the Neural network control system with fuzzy-neuron which conducts the adjustment process for the parameters to satisfy have nonlinear property of the ball and beam system. The proposed algorithm is based on a fuzzy logic control system using a neural network learning algorithm which is a back-propagation algorithm. This system learn membership functions with input variables. The purpose of the design is to control the position of the ball along the track by manipulating the angular position of the serve. As a result, It is concluded that the neural network control system with fuzzy-neuron is more effective than the conventional fuzzy system.

**Keywords** Fuzzy Logic Control, Neural network system, Fuzzy-neural network.

### I. 서 론

퍼지 로직 개념을 이용한 시스템 제어는 근래에 들어와 비약적인 발전을 거듭해 왔는데, 비 선형의 특성을 갖는 제어 대상을 원하는 상태로 유지하기 위해서는 퍼지 규칙들을 자동적으로 튜닝 할 필요가 있다.

볼과 빔(Ball and Beam)에 있어서 제어목표는 서보모터로의 제어입력을 이용하여 빔의 기울기를 조절함으로써

해서 트랙위를 구르는 볼의 위치를 원하는 곳으로 가도록 하는 것이다. 볼과 빔은 그 자체에 비 선형적인 요소를 포함하고 있어서 해석적인 방법으로 제어하기가 까다로울 뿐만 아니라 빔의 마찰 계수가 적을 경우 그 기울기가 조금만 평형에서 벗어나도 볼의 위치가 변하기 때문에 매우 정밀한 제어 입력의 산출이 요구되는 시스템이다. 제어기 자체를 표현하는 제어규칙은 볼의 위치와 속도때문에 적합한 제어동작을 발생 시킬 수 있도록 만들어야 하는데, 크게보면 볼의 위치는 제어 입력의 크기를 결정하고, 볼의 속도 즉, 방향에 따라 제어입력의 부호가 결정되도록 하여 제어 입력의 부호를 결정한다. 제어 과정에서 확인 할 수 있듯이 퍼지 개념에 있어서 퍼지 변수들의 튜닝은 신경 회로망의 학습에 있어서 이룰수 있다. 퍼지 시스템은 복잡하고 이해가 어려운 시스템에 대해 개략적인 표현이 가능했것과 지식의 논리적, 구조적 표현을 명확히 할 수 있는 장점이 있는 반면, 소속 함수와 규칙에 대한 조정 능력이 없다는 단점이 있다. 신경망의 경우는 자기 조정은 가능하나 지식 표현이 구조적으로 분명하지 않다는 단점이 있다. 서로 상반되는 장·단점을 갖고 있음을 알 수 있다. 이에따라 서로의 단점을 보완하기위해 퍼지 뉴론을 갖는 신경망 제어기를 구성하고자 한다. 신경망을 이용하여 퍼지 멤버쉽 함수를 조정할수 있도록 하기위해 뉴론 및 시냅스에서 연산을 확장하여 뉴론이나 시냅스에서 퍼지 연산을 할 수 있도록 만들어진 퍼지 뉴론을 갖는 신경망 제어기의 구성이다. 이와 같이 개발된 방법은 볼과 빔의 제어 문제에 적용되어 그 타당성이 확인된다. 본 논문은 2장에서 퍼지 뉴론을 갖는 신경망 제어기의 설계 방법을 소

개하고, 3장에서는 볼과 빔의 시스템 특성에 대해서 언급하고, 4장에서는 제시된 방법의 효과를 입증하기 위하여 볼과 빔(Ball and Beam) 제어 문제를 고려한다. 마지막으로 5장에서는 결론을 제시한다.

## II. 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기

퍼지 이론을 이용한 퍼지 제어기는 시스템의 특성이 복잡하여 기존의 정량적인 방법으로 해석하기 힘들거나, 얻어지는 정보가 정성적이고 부정확하거나 불확실한 경우에 전문가의 지식과 경험을 "If ~ then ~" 형식의 추론 규칙으로써 퍼지 제어를 표현할 수 있다. 따라서 퍼지 제어기를 비 선형 특성이 강한 복잡한 계통에 적용할 때는 추론 규칙의 튜닝이 필요하다.

인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 신경 세포를 모델화하여 인공적인 지능이 신경망 이론이다. 즉, 이런 특징을 갖고 출발한 두 이론은 각각의 단점을 보완하기 위해 결합한 형태로 사용한다. 퍼지 제어기의 소속함수(Membership function)에 의한 이산화(discrete) 때문에 정상상태 출력시 항상 자체의 수렴 오차를 가지고 있다. 그리고 신경망은 Random한 초기값을 가지고 학습함으로써 학습 시간이 매우 길다. 이러한 문제점을 보완하기 위한 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기는 신경망 학습시 초기 값을 퍼지 규칙에 근거한 값을 가지고 학습하므로 학습 시간이 단축되고, 퍼지 시스템이 정상 상태에서 가지는 수렴오차는 신경망에 의해 개선되어서 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기는 수렴 오차 없이 설정치에 수렴할 것이다.

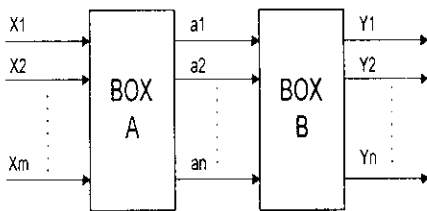


그림 1. 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기의 Block Diagram

그림 1은 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기의 Block Diagram으로서 A는 퍼지 규칙의 조건부와 입력의 부합 정도를 계산한다. 그리고 B는 부합 정도에 따라 결론부의 언어항을 합성하여 비 퍼지화 연산을 한다. 퍼지 추론 규칙은 식 (1)과 같다.

$$R_k : \text{if } X_1 \text{ is } A_1^k \text{ and } \dots \text{ and } X_m \text{ is } A_m^k \\ \text{then } Y_1 \text{ is } C_1^k \text{ and } \dots \text{ and } Y_n \text{ is } C_n^k$$

$$R_2 : \text{if } X_1 \text{ is } A_1^2 \text{ and } \dots \text{ and } X_m \text{ is } A_m^2 \\ \text{then } Y_1 \text{ is } C_1^2 \text{ and } \dots \text{ and } Y_n \text{ is } C_n^2$$

$$R_k : \text{if } X_1 \text{ is } A_1^k \text{ and } \dots \text{ and } X_m \text{ is } A_m^k \text{ ---(1)} \\ \text{then } Y_1 \text{ is } C_1^k \text{ and } \dots \text{ and } Y_n \text{ is } C_n^k$$

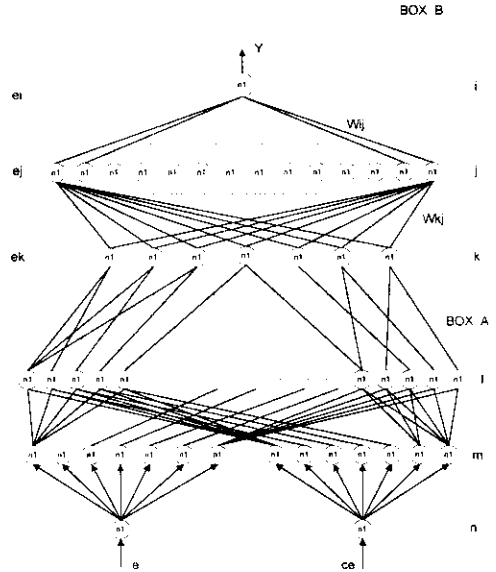


그림 2. 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기의 구성.

여기서, 성능 평가 함수는 식(2)와 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum (\delta_j - o_j)^2 \text{ ---(2)}$$

그리고 오차 역전파 학습법에 의해 가중치가 조정된다. 출력층 i와 은닉층 j간의 가중치 조정량  $\Delta W_{ji}$ : 식 (3)에 의해서 조정된다.

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial o_i} \frac{\partial o_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial W_{ji}} \text{ ---(3)}$$

$$= -\eta (\delta_j - o_j) f'_i (net_i) o_j$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_i} = (\delta_j - o_j), \quad \frac{\partial o_i}{\partial net_i} = f'(net_i) = f(1-f)$$

$$\frac{\partial net_i}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial}{\partial W_{ji}} \sum W_{ji} o_j = o_j, \quad net_i = \sum W_{ji} o_j$$

$$o_i = f(net_i)$$

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_i} = -\frac{\partial E}{\partial o_i} \frac{\partial o_i}{\partial net_i} = (\delta_j) f'(net_i)$$

\*  $\eta$  : 학습율

f : 전달 함수(뉴런의 시그모이드 함수)

은닉층  $j$ 와 입력층  $i$ 간의 가중치 조정값  $\Delta W_{kj}$ 는 식(4)에 의해서 조정된다.

$$\frac{\partial o_i}{\partial o_m} = \begin{cases} 1 & \text{if } o_i = o_m \text{ and } W_{im} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \Delta W_{kj} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial W_{kj}} = \eta \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} o_k \quad (4) \\ &= \eta \left( -\frac{\partial E}{\partial o_j} \right) f'(net_j) o_k = \eta \sum_i \epsilon_i W_{ij} f'(net_j) o_k = \eta \epsilon_i o_k \end{aligned}$$

$$\Delta S_L = -\eta \frac{\partial E'}{\partial S_L} = \eta \sum_k \epsilon_k \sum_i \frac{\partial o_k}{\partial o_1} \frac{\partial o_1}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial S_L} \quad \text{--- (8)}$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_j} = \sum_i \frac{\partial E}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial o_j} = \sum_i \epsilon_i W_{ij} f'(net_j)$$

$$\Delta S_R = -\eta \frac{\partial E'}{\partial S_R} = \eta \sum_k \epsilon_k \sum_i \frac{\partial o_k}{\partial o_1} \frac{\partial o_1}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial S_R} \quad \text{--- (9)}$$

$$\epsilon_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} = \sum_i \epsilon_i W_{ij} f'(net_j)$$

학습률  $\eta$  및 관성율(momentum rate)을 고려한 가중치 조정값은 식(5)와 식(6)에 의해서 조정된다.

$$\Delta W_{kj}^{(t)} = \eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} + \varsigma \Delta W_{kj}^{(t-1)} \quad \text{--- (5)}$$

$$\Delta W_{ki}^{(t)} = \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ki}} + \varsigma \Delta W_{ki}^{(t-1)} \quad \text{--- (6)}$$

조건부에 허용되는 언어항은 그림 3과같은 삼각 퍼지 함수이다. 즉,  $i$ 층 뉴런,  $j$ 층 뉴런 그리고  $k$ 층 뉴런이 역전파되는 과정 및 학습 과정은 식(7), 식(8) 그리고 식(9)이다. 그리고 본 논문에서 사용한 삼각형 소속 함수 형태는 그림 4와 같다.

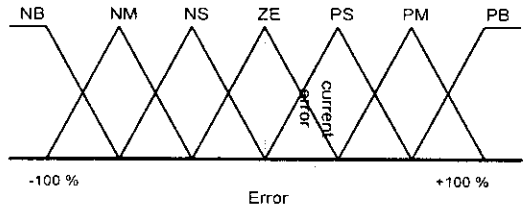
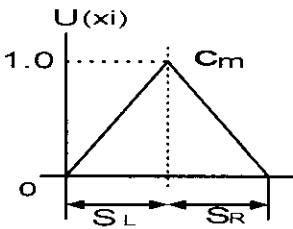


그림 4. 삼각형 퍼지 멤버쉽 함수

### III. 볼과 빔(Ball and Beam)

볼과 빔의 구성은 그림 4에 나타난다. 그리고 그림 4에 대해 단순화한 모델은 그림 5에 나타난다. 그림 5를 기준으로 해서 Rolling ball dynamic equation은 식(10)과 같다.



(a). 조건부 언어항의 멤버쉽 함수

$$C_m, S_L, S_R(X) = \begin{cases} 1 - \frac{x - C_m}{S_R} & x \in [C_m, C_m + S_R] \\ 1 - \frac{x - C_m}{S_L} & x \in [C_m - S_L, C_m] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

\*  $C_m$  : 꼭지점의 위치.

$S_L, S_R$ : 각각 중심(꼭지점)에 대한 왼쪽과 오른쪽으로의 폭

(b). 멤버쉽 함수의 정의 식

그림 3. 조건부 언어항의 멤버쉽 함수

$$\begin{aligned} \Delta c^m &= \eta \frac{\partial E'}{\partial c^m} = \eta \sum_k \frac{\partial E'}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial c^m} \\ &= \eta \sum_k \frac{\partial E'}{\partial o_k} \sum_i \frac{\partial o_k}{\partial o_1} \frac{\partial o_1}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial c^m} \quad \text{--- (7)} \\ &= \eta \sum_k \epsilon_k \sum_i \frac{\partial o_k}{\partial o_1} \frac{\partial o_1}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial c^m} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial o_k}{\partial o_i} = \begin{cases} 1 & \text{if } o_k = o_i \text{ and } W_{ik} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

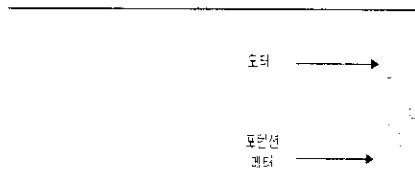


그림 4. 볼과 빔(Ball and Beam)의 실제 구성도

$$\ddot{x} = -\frac{5}{7} g \sin(\alpha) \quad \text{--- (10)}$$

식 (10)은 다음 식 (11)과 같이 선형화 된다.

$$s^2 x = -\frac{5}{7} g \alpha \quad \text{or} \quad \frac{x}{\alpha} = -\frac{5g}{7} \frac{1}{s^2} \quad \text{--- (11)}$$

여기서,  $\alpha$ 는 Beam의 angle이다. 빔 angle은 시보 플랜트 angle  $\theta$ 의 함수인 식 (12)와 같다.

$$\alpha = G(\theta) \quad \text{--- (12)}$$

식 (12)는 비선형이지만 다음 식 (13)에 의해서 간략화 된다.

$$\alpha = \frac{r}{L} \theta \quad \text{for } r \ll L \quad \text{--- (13)}$$

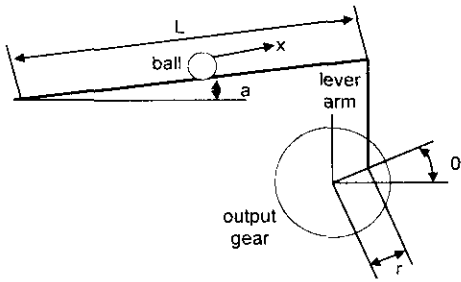


그림 5. 볼과 빔(Ball and beam)의 모델

#### IV. 실험 및 결과 고찰

볼과 빔(Ball and Beam) 시스템에서는 볼의 위치를 검출하기 위하여 포텐션미터를 사용하였고, 컴퓨터로의 입.출력 장치로는 각각 12비트의 A/D, D/A 변화기를 사용하였다. 서보 기구로는 DC 모터를 사용하였고 빔은 모터의 감속 기어축에 원판을 달고 빔의 한쪽 끝을 연결함으로 해서 원판의 회전에 따라 빔이 상하로 움직일 수 있도록 하였다. 실험에 사용된 서보 증폭기의 특성상 모터의 정, 역 회전은 출력의 부호에 따라 각각 다른 채널을 사용하므로 출력의 부호가 변할때는 바뀌기 전의 채널은 초기화 시켰다. 실험 장치의 블록도는 그림 6에 나타난다.

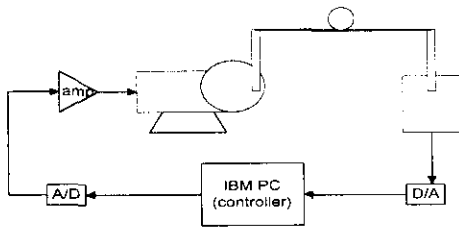


그림 6. 실험 장치의 Block Diagram

실험에 있어서는 먼저 단순 퍼지 제어기를 이용하여 볼과 빔 시스템을 제어하여 결과를 확인하고, 다음 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기를 이용하여 실험한다. 그림 7은 퍼지 제어기의 실험 결과를 보여주는 그래프로서 목표점에서 약간의 진동이 발생함을 볼 수 있다. 즉 퍼지화 단계에서 소속 함수를 규정할 때 이미 예견된 결과이기도 하다. 또한 정밀하고 빠른 제어가 필요한 목표점 부근에서 모터의 관성때문에 반응하는 시간이 길어지기 때문이기도 하다. 즉, 이런 문제점의 해결 차원에서 퍼지 제어기의 소속 함수를 튜닝 시킬 수 있도록 구성한 것이 본 실험에서 사용한 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기이다. 볼이 목표점으로부터 멀리 떨어져 있을때와 가깝게 있을 때 등 그때마다 소속함수 집합간의 값이 적절히 조절되어 빠르고 안정한 응답이 나오게 하는 것이다. 그림

7은 단순 퍼지 제어기에의해 실험한 결과이고 그림 8은 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기에 의한 결과이다.

#### V. 결론

본 연구에서는 비 선형적인 요소를 포함하고 있는 볼과 빔(Ball and Beam)에 적용할 수 있도록 퍼지 시스템과 신경 회로망을 조합하여 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기를 구현 하였다. 신경망 제어기는 퍼지 시스템만을 이용한 경우에 비해 효과적인 성능을 보였으며 퍼지 시스템의 특성을 잘 이용할수 있었다. 신경 회로망과 퍼지 시스템의 조합은 신경망 자체가 퍼지 정보를 처리 할 수 있도록 함에 따라 뉴런이나 시냅스에서 퍼지 연산이 가능하도록 구현했다. 그러나 신경망의 학습과 기타 매개변수 값들의 튜닝에 대한 연구가 더 필요한 것으로 판단된다.

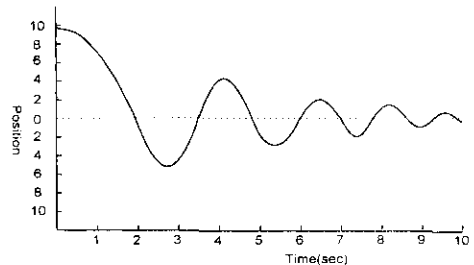


그림 7. 단순 퍼지 제어기에 의한 결과 그래프

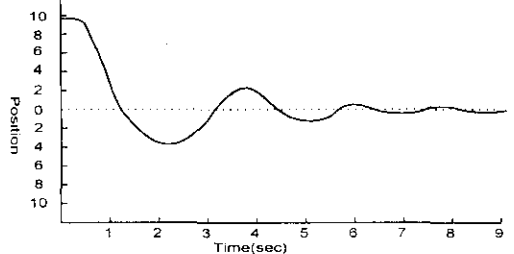


그림 8. 퍼지 뉴런을 갖는 신경망 제어기에 의한 결과

#### References

- [1] E. Freund and R. Mayr, "Nonlinear Path Control in Automated Vehicle Guidance," *IEEE Transactions on Robotics and automation*, vol. 13, pp. 49-60, NO. 1, February 1997.
- [2] F. R. Rubio, M. Berenguel, and E. F. Camacho, "Fuzzy Logic Control of a Solar Power Plant," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 3, no. 4, pp. 459-468, 1995.
- [3] P. Vuorimaa, T. Jukarainen, and E. Karpanoja, "A Neuro-Fuzzy System for Chemical Agent Detection," *IEEE Transaction on Fuzzy System*, Vol.3, No.4, pp. 415-424, November, 1995.