

## 자기 조정맵을 갖는 퍼지-뉴럴 제어기의 설계

김성현\*, 조현찬\*\*, 전홍태\*

\*중앙대학교 공과대학 전자공학과, \*\*한국기술교육대학 전자공학과

### On Design of the Fuzzy Neural Controller with a Self-Organizing Map

Seong-Hyun Kim\*, Hyun-Chan Cho\*\*, Hong-Tae Jeon\*

\*Dept. of Electronic Engineering, Chung-Ang Univ.

\*\*Dept. of Electronic Engineering, KITE

#### ABSTRACT

In this paper, we propose the Fuzzy Neural Controller with a Self-Organizing Map based on the fuzzy relation neuron. The fuzzy rules expressing the input-output relation of the system are obtained by using the fuzzy relation neuron and updated automatically by means of the generalized delta rule. Also, the proposed method has a capability to express the knowledge acquired from the input-output data in form of fuzzy inferences rules. The learning algorithm of this fuzzy relation neuron is described. The effectiveness of the proposed fuzzy neural controller is illustrated by applying it to a number of test data sets.

#### 1. 서 론

지능 제어시스템(intelligent control system)을 구현하기 위한 방법으로 퍼지 논리(fuzzy logic)와 신경망(neural network)의 보상적인 연구가 활발하다. 이러한 연구는 퍼지 논리와 신경망의 유사한 특성 및 각각의 장점을 융합하거나 결합해서 인간의 사고방식과 유사하고 학습능력을 갖는 지능 시스템의 구현이다.

일반적으로 퍼지 논리 시스템은 3층 구조를 갖는 신경망과 같은 구조이다. 또한, 퍼지 논리에서의 min-max 연산은 synaptic-somatic 연산과 유사하다 [1]. 퍼지 논리 시스템은 전문가의 지식이나 불확실한 정보를 소속함수(membership function)나 언어적

으로 구성되는 규칙으로 표현하여 퍼지 추론에 의해서 출력을 결정한다. 그러나 소속함수나 언어적 규칙을 결정하기 위한 체계적인 방법을 설정하기란 쉽지 않다.

이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 신경망의 학습능력을 이용해서 소속함수나 언어적 규칙을 조정하는 연구가 시도되었다. Nomura[2]는 소속함수의 경험적 매개변수들을 descent method에 의해 자기동조하는 방식을 제안하였다. Horikawa[3]는 소속함수와 퍼지 규칙을 뉴런의 활성화함수인 시그모이드 함수로 구현하고 오차 역전파 학습알고리즘으로 조정할 수 있는 방식을 제시하였다. 상기의 방식들은 퍼지 규칙의 전건부와 후건부의 소속함수를 독립적으로 설계하여 퍼지 논리 시스템의 입출력 관계를 결정한다. 그러나 실제로 전건부와 후건부의 소속함수는 독립적이지 않으므로 독립적으로 설계하는 것은 바람직하지 못하다. 한편 Gupta[4]는 3가지 형태의 퍼지 뉴런 모델(fuzzy neuron model)을 제시하였다.

본 논문은 퍼지 관계를 갖는 새로운 형태의 퍼지 관계 뉴런(fuzzy relation neuron)을 제안하고 이를 이용해서 퍼지 뉴럴 시스템을 구성한다. 제안하는 퍼지 관계 뉴런은 경쟁 뉴런의 개념을 갖는 새로운 형태의 퍼지 뉴런이며 각각 퍼지 규칙을 표현한다. 퍼지 관계 뉴런을 이용한 퍼지 추론과정에서는 min 연산이 함축적으로 계산되어 추론과정이 간략화 된다. 또한 퍼지 규칙의 전건부와 후건부의 소속함수를 독립적으로 설계하지 않고 입출력관계로 부터 퍼지 규칙을 자동적으로 생성, 조정한다.

## 2. 퍼지 관계 뉴런을 이용한 퍼지 뉴럴 시스템 구성

본 절에서는 새로운 형태의 퍼지 관계 뉴런에 대해서 설명하고 이를 이용해서 퍼지 뉴럴 시스템을 구성한다.

### 2.1 퍼지 논리 시스템

퍼지 논리 시스템의 동특성은 언어적 규칙 또는 퍼지 관계에 의해서 입력력의 비선형관계가 정의된다. 일반적으로 언어적 규칙은 전건부와 후건부로 나누어지며  $i$  번째 규칙은 다음과 같다.

$$R_i : \text{if } A_i \text{ then } B_i$$

여기서,  $A_i, B_i$ 는 전체 집합  $U, V$ 상에서의 퍼지 집합이다.

상기의 퍼지 규칙으로 부터  $U \times V$ 상에서의  $i$  번째 퍼지 관계  $R_i$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$R_i(x, y) = m_{R_i}(x, y) = \min_i(m_{A_i}(x), m_{B_i}(y))$$

전체 퍼지 관계  $R$ 은

$$m_R(x, y) = \max_i m_{R_i}(x, y)$$

로 표시된다. 퍼지 관계  $R$ 과 퍼지 집합  $A'$ 가 주어졌을 때 출력  $B'$ 는 다음과 같이 추론된다.

$$m_{B'}(y) = \max \min [m_{A'}(x), m_R(x, y)], \quad y \in U$$

crisp한 출력값은 무게 중심법,

$$y = \frac{\sum_{h=1}^s m_{B'}(y_h) \cdot y_h}{\sum_{h=1}^s m_{B'}(y_h)}$$

에 의해 계산된다. 여기서  $y_h$ 는 출력 지지대 값 (support value)이고  $s$ 는 출력의 양자화 등급 (quantization level)수 이다.

상기의 퍼지 규칙에서의 퍼지 관계는 퍼지 관계 뉴런에 의해서 저장되고 이를 이용해서 퍼지 추론과정이 신경망으로 구현된다.

### 2.2 퍼지 관계 뉴런

(Fuzzy Relation Neuron:  $N^{FR}$ )

그림 1은 퍼지 관계 뉴런 모델을 보인다. 퍼지 관계 뉴런  $N^{FR}$ 의 출력특성은 식(1)과 같이 퍼지 규칙에서의 퍼지 관계를 표현하도록 방사형 함수 (radial basis function)로 정의된다. 퍼지 관계는 뉴런의 학습에 의해서 구현된다. 뉴런의 출력은 입력 및 출력과 소속함수의 중심( $W$ )과의 거리 정도 (degree of distance)에 따라서 활성화된다.

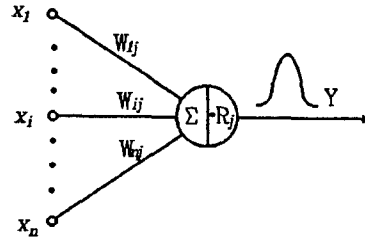


그림 1. 퍼지 관계 뉴런 모델

Fig. 1. a Fuzzy Relation Neuron Model

$$N_{j,k}^{FR}(x, y) = m_{R_j}(x, y) = \exp\left(\frac{d_j^2}{-2\sigma_j^2}\right) \quad (1)$$

여기서,  $d_j^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{x_i})^2 + \sum_{k=1}^m (y_k - w_{y_k})^2$ ,  $j, n$ , 그리고  $m$ 은 각각 퍼지 규칙, 입력단, 출력단의 갯수이며  $\sigma$ 는 퍼지 정도를 결정하는 매개변수이다. 또한  $w$ 는 뉴런의 가중치로서 퍼지 관계 소속함수의 중심을 의미한다.

퍼지 관계 뉴런은 일반화된 델타 방식을 사용하여 학습된다.

### 2.3 퍼지 관계 뉴런을 이용한 퍼지 뉴럴 제어기

상기의 퍼지 관계 뉴런을 이용해서 퍼지 뉴럴 시스템을 구성한 형태는 그림 2와 같다. 이때, 퍼지 추론 과정은 퍼지 신경망으로 구현된다.

퍼지 뉴럴 시스템의 구성은 입력층, 중간층, 출력층의 3층 구조를 갖는다. 중간층은 퍼지 규칙을 갖는 뉴런( $N^{FR}$ )층이며 코호넨의 자기 조직맵층 (self-organizing map)[5]에 해당된다. 출력층은 비퍼지 뉴런층으로 퍼지 제어기의 비퍼지화에 해당한다. 중간층의 뉴런들은 서로 경쟁하는 개념을 갖는다. 기존의 자기 조직맵에서는 입력과 가중치  $w$ 와 거리가 가장 가까운 뉴런만이 활성화되어 출력을 낸

다. 그러나 퍼지 관계 뉴런에서는 거리의 정도에 따라서 활성화된다. 그러므로 경쟁학습과 유사하게 뉴런의 활성화 정도에 따라서 각 뉴런들이 학습에 참여하게 된다. 일반적인 다층 신경망에 비해 적은 뉴런들이 학습에 참여함으로써 효율적인 학습을 수행한다.

퍼지 관계  $R$ 와 입력이  $x$ 가 주어졌을 때 퍼지 뉴런 제어기의 추론 과정은 다음과 같다.

$j$ 번째 퍼지 관계 뉴런  $N_j^{FR}$ 의  $k$ 번째 비퍼지 뉴런으로의 출력은 추론된 출력  $Y'_{jk}$ 에 해당하며 식(2)와 같다.

$$m_{Y'_{jk}}(y) = N_{j,k,h}^{FR}(x) \quad (2)$$

기존 퍼지 제어기의 추론과정에서 출력  $Y'_{jk}$ 를 추론하기 위해서는 두번의 min 연산을 필요로 한다. 그러나 본 퍼지 뉴런 제어기의 추론과정에서는 상기의 식(2)로 부터 함축적인 min 연산을 수행하므로 일반적인 퍼지 제어기에서의 min 연산을 하지 않는다. 그러므로 추론과정이 간략화된다.

전체 활성화된 출력  $Y$ 은 soft max[6] 연산자를 사용하여 식(3)과 같이 구해진다.

$$m_{Y_{jk}} = \max_s(m_{Y'_{jk}}; j=1, \dots, r) \quad (3)$$

여기서,  $\max_s(e_1, e_2) = \frac{1}{2}[(e_1 + e_2) + \sqrt{(e_1 - e_2)^2 + \epsilon^2} - \epsilon]$ .

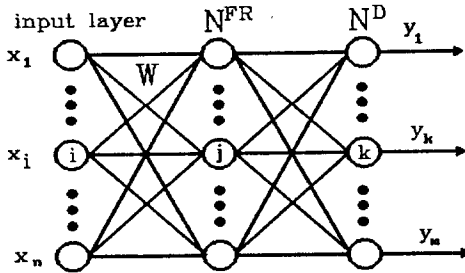


그림 2. 퍼지 뉴럴 시스템  
Fig. 2. Fuzzy Neural System

최종적으로 비퍼지 출력값  $y_k$ 는 무게 중심법을 이용해서 식(4)와 같이 계산된다.

$$y_k = \frac{\sum_{h=1}^s y_{kh} \cdot m_{Y_{kh}}}{\sum_{h=1}^s m_{Y_{kh}}} \quad (4)$$

## 2.4 퍼지 뉴럴 시스템의 학습

퍼지 뉴럴 시스템은 입출력의 관계로 부터 일반화된 델타 규칙에 의해서 학습하며 오차함수 식(5)를 최소화하는 방향으로 퍼지 관계 뉴런 또는 퍼지 규칙의 매개변수들을 조정한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (y_k - d_k)^2 \quad (5)$$

퍼지 규칙을 구성하는 매개변수( $w_{y_k}, w_{x_i}, \sigma_j$ )의 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta w_{y_k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{y_k}} \quad (6)$$

$$\Delta w_{x_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{x_i}} \quad (7)$$

$$\Delta \sigma_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_j} \quad (8)$$

여기서,

$$\frac{\partial E}{\partial w_{y_k}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \sum_k \frac{\partial y_k}{m_{Y_{kh}}} \sum_h \frac{\partial m_{Y_{kh}}}{\partial w_{y_k}} \frac{\partial m_{Y'_{jk}}}{\partial w_{y_k}}$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{x_i}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \sum_k \frac{\partial y_k}{m_{Y_{kh}}} \sum_h \frac{\partial m_{Y_{kh}}}{\partial w_{x_i}} \frac{\partial m_{Y'_{jk}}}{\partial w_{x_i}}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_j} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \sum_k \frac{\partial y_k}{m_{Y_{kh}}} \sum_h \frac{\partial m_{Y_{kh}}}{\partial \sigma_j} \frac{\partial m_{Y'_{jk}}}{\partial \sigma_j}$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_k} = (y_k - d_k), \quad \frac{\partial y_k}{\partial m_{Y_{kh}}} = \frac{y_{kh} - y_k}{\sum_{h=1}^s m_{Y_{kh}}}$$

$$\frac{\partial m_{Y_{kh}}}{\partial m_{Y'_{jk}}} = \max_s'(m_{Y'_{jk}}; j=1, \dots, r),$$

$$\frac{\partial m_{Y'_{jk}}}{\partial w_{y_k}} = \frac{m_{Y'_{jk}}}{\sigma_j^2} \cdot (y_{kh} - w_{y_k}),$$

$$\frac{\partial m_{Y'_{jk}}}{\partial w_{x_i}} = \frac{m_{Y'_{jk}}}{\sigma_j^2} \cdot (x_{ij} - w_{x_i}),$$

$$\frac{\partial m_{Y'_{jk}}}{\partial \sigma_j} = \frac{m_{Y'_{jk}}}{\sigma_j^3} \left\{ \sum_{i=1}^n (x_{ij} - w_{x_i})^2 + \sum_{k=1}^m (y_{kh} - w_{y_k})^2 \right\}.$$

## 3. 모의 실험

제안된 방식의 효율성은 간단한 수치 데이터를 바탕으로 평가된다. 수치 데이터는 비선형 함수인 식(9)에서 얻어진다.

$$y = (1 + x_1^{0.5} + x_2^{-1})^2 \quad (9)$$

퍼지 뉴럴 시스템은 2개의 입력변수와 1개의 출력변수로 구성하였다. 각 퍼지 규칙을 이루는 퍼지 관계 뉴런의 매개변수들은 무작위로 설정되었다.

퍼지 뉴럴 제어기의 학습후 결과는 표 1와 같다. 오차가 매우 적음을 볼 수 있다. 그림 3은 학습과정에서의 전체  $E$ 를 보인다. 매우 빠른 수렴성을 볼 수

있다.

#### 4. 결 론

본 논문은 새로운 형태의 퍼지 관계 뉴런을 제안하고 이를 이용하여 자기 조직맵을 갖는 퍼지 뉴럴 시스템을 제안하였다. 퍼지 관계 뉴런은 퍼지 규칙의 퍼지 관계를 표현할 수 있었고 단순화된 퍼지 추론을 구현하였다. 또한 학습에 의해서 퍼지 규칙을 자동적으로 생성 및 조정하였다.

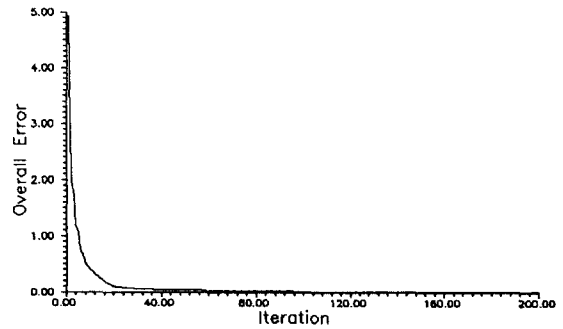
차후의 연구과제는 실제 플랜트에 제안된 퍼지 뉴럴 제어를 적용하여 그 효용성을 입증하여야 할 것이다.

표 1. 학습데이터 및 학습 결과  
Table 1. (learning data and results)

Number	$x_1$	$x_2$	$y_d$	$y$
1	1.0000	1.0000	9.0000	9.0000
2	1.0000	2.0000	6.2500	6.2501
3	1.0000	3.0000	5.4444	5.4435
4	1.0000	4.0000	5.0625	5.0633
5	1.0000	5.0000	4.8400	4.8397
6	2.0000	1.0000	11.6569	11.6569
7	2.0000	2.0000	8.4926	8.4922
8	2.0000	3.0000	7.5490	7.5496
9	2.0000	4.0000	7.0980	7.0982
10	2.0000	5.0000	6.8341	6.8342
11	3.0000	1.0000	13.9282	13.9280
12	3.0000	2.0000	10.4462	10.4464
13	3.0000	3.0000	9.3966	9.3964
14	3.0000	4.0000	8.8926	8.8927
15	3.0000	5.0000	8.5969	8.5969
16	4.0000	1.0000	16.0000	16.0002
17	4.0000	2.0000	12.2500	12.2502
18	4.0000	3.0000	11.1111	11.1112
19	4.0000	4.0000	10.5625	10.5625
20	4.0000	5.0000	10.2400	10.2400
21	5.0000	1.0000	17.9443	17.9442
22	5.0000	2.0000	13.9582	13.9581
23	5.0000	3.0000	12.7406	12.7406
24	5.0000	4.0000	12.1527	12.1526
25	5.0000	5.0000	11.8066	11.8066

표 2. 학습후 매개변수들의 수렴값  
Table 2. the value of parameter after the learning

symbol	$w_{x_1}$	$w_{x_2}$	$w_y$	$\sigma$
$N_1^{FR}$				
$N_2^{FR}$	0.8673	0.7343	9.1551	0.7562
$N_3^{FR}$	1.0597	2.9522	4.9034	0.8337
$N_4^{FR}$	1.0117	4.8752	4.4593	0.8127
$N_5^{FR}$	3.1260	0.5762	14.5496	0.7942
$N_6^{FR}$	2.8020	2.7010	9.5747	0.8832
$N_7^{FR}$	2.9436	5.0871	8.6395	0.8465
$N_8^{FR}$	4.8408	0.5673	18.4786	0.7643
$N_9^{FR}$	5.1133	2.8717	12.8411	0.7895
$N_{10}^{FR}$	5.0202	4.9746	11.9524	0.8036



$$E = \frac{1}{25} \sum_{i=1}^{25} \frac{|y_d - y_i|}{y_d} \times 100(\%)$$

$$= 0.0028$$

그림 3. 전체 오차 변화 및 200번 학습후 최종오차  
Fig. 3. the variation of the overall error and the overall error after 200 iteration

#### 참고 문헌

- [1] H. Takagi, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Network-Survey and Future directions," Int. Conf. on Fuzzy Theory & Network, vol.1, pp.13-26, 1990.
- [2] H. Nomura, I. Hayashi, N. Wakami, "A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method," IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, pp.203-210, 1992.
- [3] S. I. Horikawa, F. Takeshi, Y. Uchikawa, "A New Type of Fuzzy Neural Network for Linguistic Fuzzy Modeling," IIZUKA'92, pp.1053-1056, 1992.
- [4] M. M. Gupta, J. Qi, "On Fuzzy Neuron Models," IEEE Int. Joint. Conf. on Neural Network, vol. 2, pp.431-435, 1991.
- [5] T. Kohonen, "The Self-Organizing Maps," Proc. IEEE, vol.78, pp.1464-1480, 1990.
- [6] F. Yuan, L. A. Feldkamp, L. I. Davis, G. V. Puskorius, "Training a Hybrid Neural-Fuzzy System," IEEE Int. Joint. Conf. on Neural Network, vol.2, pp.739, 1992.