

# 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템들에 관한 고찰

## A Survey on the Fuzzy Control Systems with Learning/Adaptation Capability

김 용 태\*, 이 연 정\*\*, 이 승 하\*, 정 태 신\*, 변 증 남\*  
Yong-Tae Kim\*, Yun-Jung Lee\*\*, Seung-Ha Lee\*, Taishin Chung\*, Zeungnam Bien\*

### 요 약

본 논문에서는 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템들이 여러가지 관점에서 고찰되었다. 먼저, 기존에 제안된 다양한 학습/적응 퍼지제어시스템들의 기본적인 구성요소들을 바탕으로하여 이러한 시스템들의 일반적인 구조를 제안하였다. 그리고, 제안된 구조의 중요한 구성요소들을 중심으로 고찰기준을 설정하였다. 고찰기준으로는 퍼지제어기나 퍼지모델 등에 사용되는 퍼지추론시스템의 구조, 학습/적응에 사용되는 퍼지추론시스템의 조정계수와 제어성능 평가함수, 그리고 학습/적응알고리즘을 설정하였다. 다음으로, 이러한 고찰기준들을 바탕으로하여 학습/적응 퍼지제어시스템들을 분류하고 각각의 특징들을 고찰하였다. 마지막으로, 사용된 퍼지추론시스템들의 범용 함수근사화 성질에 대하여도 알아 보았다.

### ABSTRACT

In this paper is reported a survey result on the fuzzy control systems with learning/adaptation capability(FCSLAC) is explored. First, a general structure of the FCSLAC is formulated in consideration of the basic elements of previous works on FCSLAC. Then, we have classified the FCSLAC's and describe the characteristics of the FCSLAC according to the structure of fuzzy inference mechanism used for the fuzzy controller or the fuzzy model, the tuning parameter, the performance evaluation function, and the learning/adaptation algorithm which are the important components of the proposed structure. Finally, the universal function approximation property of the fuzzy inference systems in FCSLAC is considered.

### I. 서 론

퍼지제어기(fuzzy logic controller, FLC)는 전문가나 운전자 등이 경험에의해 얻은 지식을 제어규칙으로 사용할 수 있고, 불명확한 정보를 처리할 수 있다는 특징을 가지고 있어서, Mamdani의 적용[1]이후로 복잡한 비선형 시스템이나 수학적인 모델을 가지고 있지 않는 많은 시스템들의 제어에 적용되어 오고 있다. 그러나, 이렇게 많은

---

\*한국과학기술원 전기 및 전자공학과  
Dept. of Electrical Engineering, KAIST  
\*\*경북대학교 전자전기공학부

적용에도 불구하고 아직 몇몇가지 문제점을 가지고 있다. 첫째로, 퍼지제어규칙이 경험 의존적이고, 시간이 많이 걸리는 시행착오적인 과정에 의해서 얻어지게 되며, 때때로 전문가나 운전자의 신뢰성있는 제어규칙을 얻기 힘든 경우가 있다. 둘째로, 시스템의 계수(parameter)들이 외부환경이나 노화 등에 의해서 변화하게 되므로, 주기적으로 제어기 계수의 재조정 작업이 요구되고 있다. 셋째는, 퍼지제어시스템의 동특성을 미리 설정한대로 퍼지제어기를 설계하기가 쉽지 않다는 점이다.

최근들어, 이러한 문제점들을 해결하기 위해 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 매우 다양한 학습/적응 퍼지제어시스템들이 제안되고 있다. 그러나 이러한 시스템들에 대해 학습/적응의 관점에서의 일반적인 구조나 성질 및, 함수근사화 성질 등에 관한 고찰은 잘 이루어지지 않고 있다. 본 연구에서는 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템들을 여러가지 관점에서 고찰하였다. 먼저, 기존에 제안된 다양한 학습/적응 퍼지제어시스템들의 기본적인 구성요소들을 바탕으로하여 이러한 시스템들의 일반적인 구조를 제안하고, 제안된 구조의 중요한 구성요소들을 중심으로 고찰기준을 설정하였다.

기존의 적응제어시스템이 “직접(direct)”와 “간접(indirect)”의 두가지 형태로 나뉘듯이 적응능력을 갖는 퍼지제어시스템도 이와 같이 분류될 수 있다. Moore와 Harris[2, 3]는 직접 적응 퍼지제어시스템과 간접 적응 퍼지제어시스템의 블록 다이어그램을 제안하였다. 이러한 두가지 제어시스템은 그림 1과 그림 2와 같이 간략하게 나타낼수 있다.

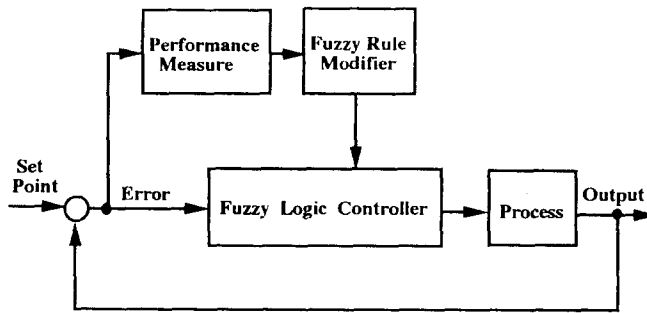


그림 1. 직접 적응 퍼지제어시스템의 구조

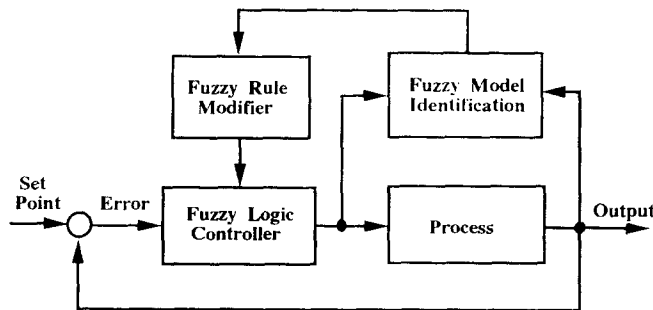


그림 2. 간접 적응 퍼지제어시스템의 구조

또한, Wang[4, 5, 6, 7]은 다음과 같이 직접과 간접 형태의 적응퍼지제어기를 정의하고 있다.

1. If an adaptive fuzzy controller uses fuzzy logic systems as controller, it is called “a direct adaptive fuzzy controller”. A direct adaptive fuzzy controller can incorporate fuzzy control rules directly into

itself.

2. If an adaptive fuzzy controller uses fuzzy logic systems as model of the plant, it is called "an indirect adaptive fuzzy controller". An indirect adaptive fuzzy controller can incorporate fuzzy descriptions about the plant(in terms of fuzzy IF-THEN rules) directly into itself.

기존에 제안된 적응능력을 갖는 퍼지제어시스템이 직접 또는 간접의 두가지 다른 형태를 취하고 있다고 분류되고 있지만, 이는 강조된 부분에 따른 분류일뿐, 일반적인 제어대상 시스템에 대해 적응능력을 갖는 퍼지제어시스템을 구현하기 위해서는 두가지 형태를 합친 형태의 구조가 요구된다. 즉, 제어대상 프로세스에 관한 많은 정보가 있고 주어진 성능을 잘 만족하기를 원하는 경우는 직접 적응퍼지제어기의 형태를 취하고, 제어대상을 잘 모르는 경우는 간접 적응퍼지제어기의 형태를 하고 있다. 그러나, 일반적인 제어대상 프로세스는 비선형성이 강하고 복잡하여 그 프로세스의 특성을 알기 힘들며, 설계된 퍼지제어시스템이 주어진 성능을 잘 만족시키기를 요구하므로, 일반적인 적응 퍼지제어시스템은 직접과 간접의 두가지 형태의 특성을 모두 만족시키도록 설계되어야 한다. 이러한 요구에 부합하여 다음 그림 3과 같이 일반적인 적응 퍼지제어시스템을 구성할 수 있다.

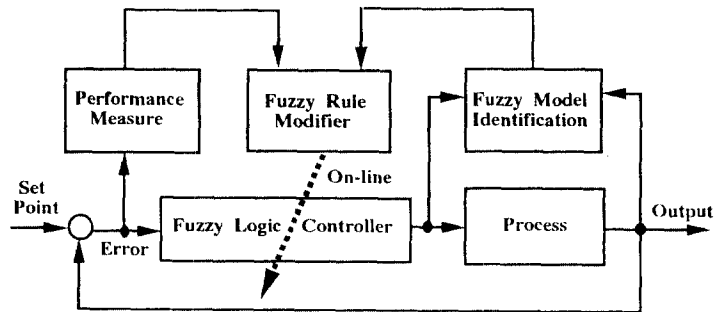


그림 3. 일반적인 적응 퍼지제어시스템의 구조

또한, 앞에서 언급한 적응 퍼지제어시스템외에도, 운전자들로부터 주어진 제어결과 데이터들과 전문가들로부터 얻어진 제어규칙을 바탕으로하여 자동적으로 퍼지제어기를 구성하는 학습능력을 갖는 퍼지제어시스템을 구성하는 것도 많이 연구되고 있다. 이 방법은 제어대상을 가장 잘 제어하는 전문가나 운전자의 제어규칙을 가능한 정확하게 퍼지제어기에 구현하는 것이다. 또한, 이 방법은 아주 복잡한 시스템의 퍼지제어기를 운전자의 입출력 데이터나 운전자 혹은 전문가들의 전문지식을 사용하여 자동으로 구성하거나, 앞에서 언급한 적응 퍼지제어시스템의 구현시에 퍼지제어기의 초기화과정으로 사용될 수도 있다. 이러한 학습능력을 갖는 퍼지제어시스템의 구조는 그림 4와 같다.

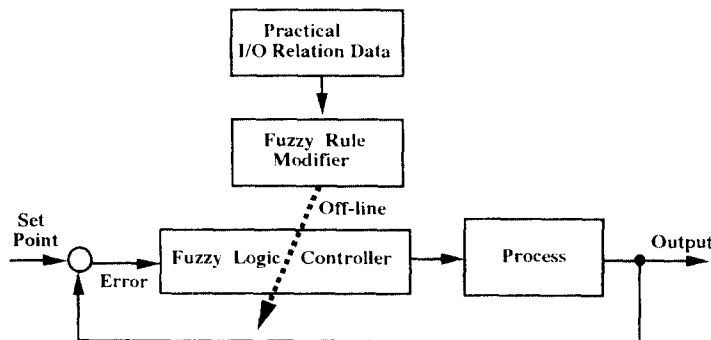


그림 4. 학습능력을 갖는 퍼지제어시스템의 구조

앞에서 언급한 두가지의 구조에서 중요한 구성요소들을 기준으로하여 기존의 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어 시스템들을 고찰할 수가 있다. 첫번째의 중요한 구성요소는 퍼지제어기나 퍼지모델 등에 사용되는 퍼지추론시스템의 구조이며, 둘째로는 학습/적응알고리즘에 사용하는 퍼지추론시스템의 조정계수(tuning parameter)들로서 이러한 기준에 따라서 고찰할 수 있다. 셋째로는 학습이나 적응시 현재의 제어성능을 평가하는 부분에 따라 또한 고찰할 수 있을 것이다. 마지막으로, 가장 중요한 고찰기준인 퍼지제어시스템의 학습/적응알고리즘에 따라서 고찰할 수 있다. 이러한 고찰기준들로부터 기존에 제안된 많은 학습/적응 능력을 갖는 퍼지제어시스템들을 다음의 그림 5와 같이 분류할 수 있다.

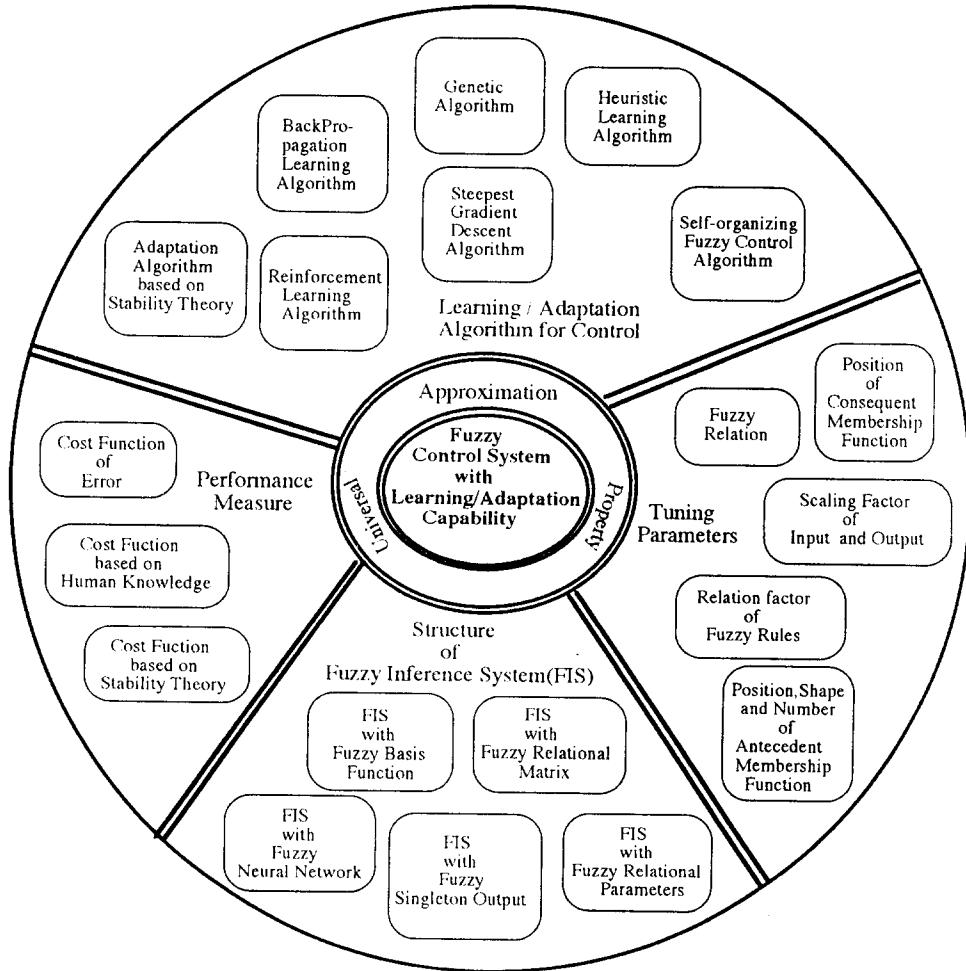


그림 5. 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템의 분류

본 연구에서는 이러한 고찰기준들을 중심으로하여 기존에 제안된 시스템들을 고찰하고, 각각의 특징을 고찰함으로써 퍼지제어시스템에 학습/적응능력을 부여하는 연구분야의 현재상태를 알아 보았다. 또한, 이러한 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템은 요구되는 성능을 만족시키는 이상적인 퍼지제어기와 제어대상 프로세스를 정확히 근사화할 수 있는 성질을 가지고 있어야 한다. 그러므로, 학습/적응 퍼지제어시스템들에 사용된 퍼지추론시스

여기서,  $c_i$ 는 소속함수  $C_i$ 의 중심값,

$$\omega_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \cdots A_{ik}(x_k).$$

이 구조는 퍼지신경회로망을 구성하기 위해서 자주 이용되는 구조이다.

앞의 퍼지 추론 시스템에서 퍼지 싱글톤 출력을 사용하면 또한 다음의 식과 같이 간단히 표현되므로 많이 사용되는 형태이다[10].

S2-2:

$R_i$ : if  $x_1$  is  $A_{i1}$  and  $x_2$  is  $A_{i2} \cdots x_k$  is  $A_{ik}$ , then  $y$  is  $v_i$

$$y = \frac{\sum_{i=0}^r \omega_i v_i}{\sum_{i=0}^r \omega_i}$$

여기서,  $v_i$ 는 결론부 퍼지 싱글톤,

$$\omega_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \cdots A_{ik}(x_k).$$

또한, 이 구조도 퍼지신경회로망을 구성하기 위해서 자주 이용된다.

퍼지추론시스템을 다음과 같이 퍼지제어규칙들간의 관계계수(relational parameter)를 갖는 규칙으로 구성할 수 있다. MAX-PRODUCT 추론방식과 가중평균 비퍼지화방법을 쓰면, 다음과 같은 S3 시스템으로 나타낼 수 있다[11, 40, 41].

S3:

$R_i$ : if  $x_1$  is  $A_{i1}$  and  $x_2$  is  $A_{i2} \cdots x_k$  is  $A_{ik}$ ,

then  $y$  is  $c_{i1}/B_1 + c_{i2}/B_2 + \cdots + c_{im}/B_m$

$$y = \frac{\sum_{j=0}^m \sum_{i=0}^r \omega_i c_{ij} b_i}{\sum_{i=0}^m \sum_{i=0}^r \omega_i c_{ij}}$$

여기서,  $b_i$ 는 소속함수  $B_i$ 의 중심값,

$$\omega_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \cdots A_{ik}(x_k).$$

여기에서, S3 시스템은 전건부 변수 선정, 전건부 소속함수  $A_{ij}$ , 후건부 변수 선정, 후건부 소속함수  $c_{ij}$  등을 학습 알고리즘에 의해서 구할 수가 있다.

퍼지추론시스템을 다음과 같이 스플라인(spline) 멤버쉽함수를 갖는 제어규칙을 이용하여 구성할 수 있다. MAX-PRODUCT 추론방식과 가중평균 비퍼지화방법을 쓰면 다음과 같이 간단한 수식으로 S4 시스템으로 나타낼 수 있다[12, 2].

S4:

$R_i$ : if  $x_1$  is  $A_{i1}$  and  $x_2$  is  $A_{i2} \cdots x_k$  is  $A_{ik}$ , then  $u$  is  $U_i$

$$u = m_{k-1} \frac{(x_k - x)^2 (x - x_{k-1})}{h^{2k}} - m_k \frac{(x - x_{k-1})^2 (x_k - x)}{h^{2k}}$$

$$+ \mu_{k-1} \frac{(x_k - x)^2 [2(x - x_{k-1}) + h_k]}{h_k^3} + \mu_k \frac{(x - x_{k-1})^2 [2(x_k - x) + h_k]}{h_k^3}$$

여기서,  $h_k = x_k - x_{k-1}$ ,  
 $x_k$ 는 *knot*의 위치,  
 $\mu_k$ 는 *knot*에서의 소속도 함수의 값,  
 $m_k$ 은 *knot*에서의 이차 미분값,

이러한 S4 추론시스템은 학습알고리즘에 의해  $x_k, \mu_k, m_k$  등의 세가지 값을 바꿈에 의해서 이루어진다.

또한, 다음과 같은 퍼지 추론 규칙을 갖는 퍼지추론시스템을 퍼지관계를 이용하여 표현하면, 다음과 같은 S5 시스템으로 나타낼 수 있다[13].

S5:

$R_i$ : if  $e$  is  $E_i$  and  $c$  is  $C_i$ , then  $u$  is  $U_i$ ,

$$U = R \circ (E \times C)$$

여기서,  $R = R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_k \dots \cup R_n = \bigcup_{k=1}^n R_k$

$$R_i = E_i \times C_i \times U_i$$

이러한 S5 추론시스템은 학습알고리즘에 의해서 전체 퍼지 관계행렬(relational matrix)을 수정하게 된다.

### 2.2 퍼지제어시스템의 조정 계수들에 따른 고찰

퍼지제어시스템의 학습/적응알고리즘을 개발할 때 고려할 수 있는 조정계수들은 크게 4가지-퍼지제어규칙의 전건부의 소속도함수와 후건부 소속도함수, 퍼지제어기의 입력과 출력단의 스케일링 계수(scaling factor), 퍼지 관계행렬-등의 형태가 있다. 일반적으로 퍼지제어시스템의 제어규칙은 아래와 같이 표현된다.

$R$ : if  $x_1$  is  $A_{i1}$  and  $x_2$  is  $A_{i2} \dots x_k$  is  $A_{ik}$ , then  $u$  is  $U_i$

이러한 제어규칙을 갖는 퍼지제어시스템에서 입력변수가 2개인 간단한 경우를 생각하면 다음의 그림 6과 같이 표현된다.

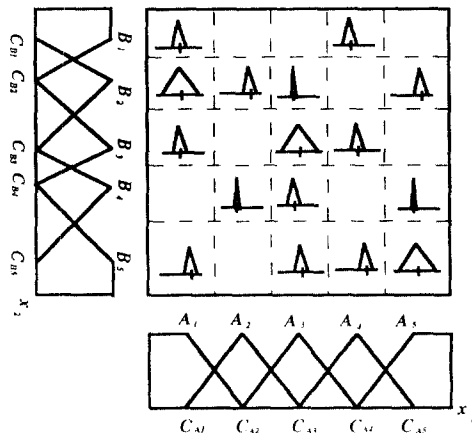


그림 6. 퍼지 추론 시스템의 규칙표

그림 5에서 볼수 있듯이 학습 알고리즘을 통해서 조정해 줄수 있는 계수들로는 첫째, 퍼지제어규칙의 후건부 소속도함수의 위치 및 모양, 둘째는 퍼지제어규칙의 전건부 소속도함수의 위치와 모양 등의 두가지 계수가 대부분의 제안된 시스템에서 많이 이용되고 있다. 셋째, 전체 입력 상태공간을 분할하는 정도를 결정하는 각 입력변수 별로 소속도함수의 갯수 등이 중요한 조정 계수이다[34]. 넷째로 고려할 수 있는 것은 퍼지제어기의 입력과 출력 단에 있는 스케일링 계수로서 스케일링 계수는 제어시에 고려하는 상태공간의 크기를 조절해 시스템의 제어성능을 개선한다[42, 43]. 다섯째로, 퍼지 규칙의 확신도를 수정하는 방법도 고려할 수 있다[11, 40, 41]. 마지막으로 고려할 수 있는 것은 앞에서 언급한 S5 시스템의 경우는 퍼지규칙의 소속도함수의 여러 계수값들 대신에 퍼지 관계행렬을 직접 수정하므로써 제어성능을 향상시킬수 있다[13].

### 2.3 제어성능 평가함수에 관한 고찰

퍼지제어시스템에 학습/적응능력을 부여할 때, 주로 현재의 제어성능을 보고 제어기의 여러가지 계수를 조정하게 된다. 실제 학습/적응알고리즘은 이러한 제어성능을 평가하는 함수를 기초로하여 개발되어진다. 앞에서 언급한 많은 학습/적응알고리즘은 크게 세가지 형태의 제어성능 평가함수를 사용하고 있다. 그 첫번째 방법은 대부분의 다음 수식과 같이 요구되는 설정값과 현재 프로세스 출력과의 오차의 자승을 현재 제어성능 평가함수로 이용하며, 이 함수를 최소화하도록 다음과 같은 최급강화법과 오차역전파법과 같은 학습 알고리즘을 사용하는 것이다[4, 10, 31, 32, 33, 44]. 그러나 이러한 방법들은 설정값(set-point) 변화나 외부 외란(disturbance) 등에 민감한 특성을 나타낸다[39].

$$J(t) = \frac{1}{2} e(t)^2$$

$$u(t)_{new} = u(t)_{old} + \Delta u(t)$$

$$\Delta u(t) \propto \frac{\partial J(t)}{\partial u(t)}$$

둘째 방법으로는 안정성 이론에 근거한 여러가지 제어성능 평가함수를 사용하는 것으로 이것은 앞절에서 언급한 바와 같이 다양한 형태의 제어성능 평가함수를 사용한다. 주로 다음과 같은 형태의 평가함수를 사용하였다[5, 7, 23, 24, 25].

$$1) V = \frac{1}{2} e^T P e + \frac{1}{2\gamma} \phi^T \phi$$

$$2) V = \frac{1}{2} S^2 + \frac{1}{2\gamma} \phi^T \phi$$

$$3) V = \frac{1}{2} (S^2 + \frac{1}{\eta_1} \phi^T \phi + \frac{1}{\eta_2} (\epsilon_d - \epsilon)^2)$$

셋째 방법으로는 전문가에 의해 정해진 휴리스틱한 성능평가 규칙을 이용하는 것이다. 자기구성 퍼지제어기는 대표적으로 이러한 휴리스틱한 제어성능 평가규칙을 이용하여 퍼지제어기를 조정한다[13, 14, 15, 16, 17, 18, 20]. 또한, 퍼지제어기의 스케일링 계수를 조정하는 방법들도 휴리스틱한 성능평가규칙을 사용한다[42, 43]. 이러한 방법들외에, 슬라이딩모드 제어기법의 기본적인 이론을 바탕으로 하여 설정값 변화나 외부의 외란 등에 강인한 특성을 갖도록 제어성능 평가규칙을 주는 방법도 있다[39].

## Ⅲ. 학습/적응 알고리즘에 관한 고찰

### 3.1 자기 구성 퍼지제어기

자기구성 퍼지제어기는 시스템의 제어성능의 평가에 의존해 제어규칙을 생성하고 수정한다. 이러한 자기구성 퍼지제어기는 1979년 Procyk에 의해서 처음으로 제안되었으며, 간단한 시스템에 적용하여 그 유용성을 알아보

았다[13]. 그 뒤에 Daley와 Gill[14]에 의해 위성(satellite)의 자세제어에 적용되었으며, Sugiyama[15]는 성능지수표를 수정해가며 그 결과를 알아 보았다. Shao[16]는 자기구성 퍼지제어기의 문제점인 많은 계산시간과 메모리 사용을 해결하는 새로운 방법을 제안하였다. Tanscheit와 Scharf[17]는 실제 로봇트 매니플레이터의 추적 제어(tracking control)에 적용하였으며, Linkens와 Hasnain[18]은 근육이완 마취제의 자동배분에 이용하였다. Zhang과 Edmunds[19]는 자기구성 퍼지제어기의 외부신호에 대한 민감성을 제거하는 새로운 알고리즘을 제안하였으며, Song과 Park[20]은 화학 공정 제어에 이용하였다.

### 3.1.1 자기구성 퍼지제어기의 구성

먼저 Procyk이 제안한 자기구성 퍼지제어기[13]에 대해 간단히 알아보겠다. 퍼지제어는 인간의 경험을 바탕으로 하는 퍼지제어규칙을 기반으로 하는데 대부분의 경우는 프로세스에 대한 적절한 제어규칙의 획득이 어렵거나 많은 시간과 노력을 필요로 한다. 이러한 문제점을 해결하는 방법이 프로세스의 성능을 관찰하고 초기의 잘못된 퍼지제어규칙을 수정해가면서 제어성능을 개선하는 것이 Procyk이 제안한 자기구성 퍼지제어기이다. 전체적인 구성은 그림 7과 같다.

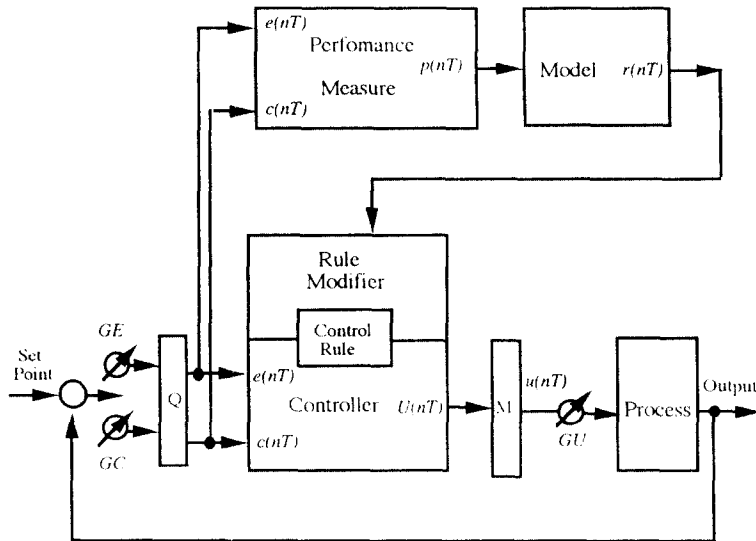


그림 7. Procyk이 제안한 자기구성 퍼지제어시스템의 구조

위 그림에서 알 수 있는 것과 같이, 자기구성 퍼지제어기는 적절한 제어입력을 출력하면서 환경을 관측하고 이 제어입력으로 인한 결과를 이용해 다음 결과를 향상시키는 것으로 시스템의 동정화(identification)와 제어의 기능을 동시에 수행하는 것이라 볼 수 있다. 이러한 자기구성 퍼지제어기는 기본적인 퍼지제어기에 성능 평가부분과 제어규칙의 수정부분이 보완된 것으로 생각할 수 있다.

#### (1) 퍼지제어기 부분

자기구성 퍼지제어기에서 퍼지제어기부분은 언어적인 제어규칙(linguistic control rule)로 구성되며 제어규칙을 관계행렬 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$R_k \times C_k \times U_k$$



또한 전체 제어규칙에 대한 관계행렬  $R$ 은 다음과 같이 각각의 제어규칙의 합집합으로 표현된다.

$$R = R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_k \dots \cup R_n = \bigcup_{k=1}^n R_k$$

여기서 제어기의 역할을 오차와 오차의 변화율로부터 제어입력을 추론해내는 것으로 추론합성규칙을 이용하여 다음과 같이 표현된다.

$$U = R \circ (E \times C)$$

### (2) 성능평가 및 제어입력 수정부분

성능평가는 프로세스의 출력과 설정값사이의 오차와 오차의 변화량에 의해 성능을 평가한다. 성능평가표의 값이 "0"이면 프로세스가 원하는 상태로 동작하고 있으니 제어입력을 수정하지 않으며, 값이 "0"이 아니면 제어입력을 수정하게 된다. 이러한 성능평가를 통해서 제어입력의 수정량을 결정해 주어야 하는 데 이것은 그림 7에서 모델을 자코비안 행렬(jacobian matrix)로 표현함으로써 다음과 같이 표현된다.

$$\gamma(nT) = M^{-1} p(nT)$$

여기서  $M = TJ$ 로  $T$ 는 샘플링 주기,  $J$ 는 시스템의 자코비안 행렬,  $p(nT)$ 는 출력의 수정량(output correction),  $\gamma(nT)$ 는 입력강화량(input reinforcements)이다.

### (3) 제어규칙의 수정

프로세스가 시간지연  $mT$ 를 갖는 경우의 제어규칙의 수정절차는 다음과 같다. 샘플링순간  $(nT)$ 에서  $Y(nT - mT)$ 가 측정되어 오차에 대한  $E(nT - mT)$ 와 오차의 변화량에 대한  $C(nT - mT)$ 를 계산한 후 관계행렬  $R(nT - mT)$ 를 이용해  $U(nT - mT)$ 가 계산된다. 샘플링순간  $nT$ 에서  $Y(nT)$ 가 측정되고  $E(nT)$ 와  $C(nT)$ 를 계산한 후 관계행렬  $R(nT)$ 을 이용해  $U(nT)$ 가 계산될 것이다. 현재  $nT$ 에서 성능평가 및 제어입력수정에 의해 현재  $Y(nT)$ 에 영향을 미친  $(nT - mT)$ 인 때의 요구되는 제어입력을  $V(nT - mT)$ 라고 하면 제어규칙의 수정은 다음과 같은 관계행렬을 통해 표시된다.

$$R(nT + T) = [R(nT) \cap \overline{R'(nT)}] \cup R''(nT)$$

여기서,

$$R(nT) = E(nT) \times C(nT) \times U(nT)$$

= 현재순간  $nT$ 에서 사용된 관계행렬

$$R'(nT) = E(nT - mT) \times C(nT - mT) \times U(nT - mT)$$

= 과거  $(nT - mT)$ 에서 사용된 관계행렬

$$R''(nT) = E(nT - mT) \times C(nT - mT) \times V(nT - mT)$$

= 과거  $(nT - mT)$ 에서 실제로 사용했어야 할 관계행렬

#### 3.1.2 자기구성 퍼지제어기의 고찰

Procyk의 자기구성 퍼지제어기는 개념적인 면에서는 퍼지제어기의 제어규칙을 수정하는 좋은 모델이 될 수 있다. 그러나 Procyk이 제안한 자기구성 퍼지제어기는 오차와 오차의 변화율에 따른 현재 제어성능을 평가할 수 있는 성능평가표를 구성해야 하는 데 이 성능평가표 자체의 설정도 쉽지 않으며, 또한 이러한 성능평가표의 출력값을 바탕으로 제어입력수정량을 결정하는 것도 모델의 자코비안 행렬을 구해 그것의 역행렬을 구해 계산해야 한다는 단점도 있다. 기존의 관계행렬을 이용한 자기구성 퍼지제어기는 행렬처리를 위한 메모리 문제나 시간 문제가 있으며, 또한 관계행렬 처리로 사람이 직관적으로 퍼지제어규칙 및 제어규칙의 수정형태를 알아 보기가 힘들

다. 먼저 많은 메모리와 계산시간 문제를 해결하기 위해서 Shao[16]는 수정된 퍼지규칙표를 학습 수정하는 알고리즘을 제안하였으며, 이를 마이크로 컴퓨터를 이용하여 히터의 온도제어와 모터의 스피드 제어에 적용하여 그 유용성을 보여 주었다. 또한 Linkens[18]도 계산시간을 줄이기위해 트랜스퓨터(transputer)를 이용한 시스템을 구성하여 병렬처리를 이용하여 실시간 제어에 이용하였다.

또한, 기존의 자기구성 퍼지제어기는 설정값 변화나 외부 외란 등의 외부신호들에 대하여 민감성을 보여 이러한 외부신호들에 의해 점차 제어성능이 나빠지게 된다. Zhang[19]은 이러한 문제를 해결하기위해 성능평가표 대신에 위상평면에서 상태들의 움직임에 따라 규칙을 수정하는 알고리즘을 제안하였다. 자기구성 퍼지제어기의 스케일링 계수(scaling factor)에 관한 제어성능은 procyk[13]과 sugiyama[15]에 의해서 고찰되었다. 두가지 스케일링 계수인  $GE$ ,  $GCE$ 는 퍼지제어기와 성능평가 결정자에 영향을 끼쳐서 전체 제어성능에 영향을 줄을 보여주고 있다. Tanscheit[17]는 잡음(noise)이 존재하거나 시변(time-varying)이거나, 많은 비선형 특성을 가진 시스템에 대하여 PID제어기보다도 자기구성 퍼지제어기가 우수한 성능을 가지고 있음을 보여주고 있다. 또한, Linkens[18]와 Tanscheit[17]는 시스템의 계수들의 변화에 대해서 자기구성 퍼지제어기가 강인한(robust) 특성을 가지고 있음을 시뮬레이션 결과를 통해서 보이고 있다.

이러한 자기구성 퍼지제어기는 Procyk에 의해 제안된 이후에 많은 사람들에 의해 연구되어 오고 있으며, 여러 가지 단점들을 해결하기 위한 노력도 진행되고 있으며, 휴리스틱스(heuristics)가 많이 성능평가 규칙표 작성 등에 가미되어 기존의 다른 학습제어기와는 다른 면모를 보여주고 있다.

### 3.1.3 자기구성 퍼지제어기의 적용

다음과 같은 여러가지 시스템들에 시뮬레이션 또는 실험을 통해 적용되었다.

- (1) 선형시스템 및 시간지연 시스템(Procyk, Sugiyama, Zhang, Tanscheit, Song)
- (2) 간단한 비선형 시스템(Sugiyama)
- (3) 인공위성의 유연한 자세제어(Daley)
- (4) 근육이완 마취제의 자동투여(Linkens)
- (5) 2축 로봇팔의 궤적제어(Tanscheit)
- (6) 히터의 온도제어(Shao)
- (7) 모터의 속도제어(Shao)
- (8) 화학 공정 제어(Song)

## 3.2 최급강화법 또는 오차 역전파법을 이용한 학습알고리즘

### 3.2.1 학습알고리즘의 기본 개념

이 방법은 퍼지제어기의 규칙을 자동적으로 만들기 위해서 가장 널리 사용되는 방법은 신경회로망의 학습법을 이용하는 것이다. 신경회로망의 대표적인 형태인 퍼셉트론 모델(perceptron model)은 지도학습(supervised learning)의 경우 오차역전파법(error back propagation)에 의해서 학습되어지는데 이를 퍼지제어기의 규칙조정 에 이용하고자 하는 것이다. 퍼지추론시스템과 레디얼기저함수(radial basis function)을 이용한 신경회로망과의 함수적인 유사성은 Roger에 의해 연구되어진바 있으며[45], Buckley도 퍼지 전문가시스템과 신경회로망과의 유사성을 보여주고 있다[50]. 이러한 사실을 고려할 때 퍼지추론시스템에도 신경회로망의 학습에 많이 사용하는 오차역전파법을 적용하여 학습기능을 부여할 수 있을 것이다[44]. 오차역전파법은 비선형 계획법의 최급강하법(steepest descent method)을 이용한 것으로 다음의 식에 의해 학습 변수(learning parameter)를 조정하도록 되어 있다[10, 44].

$$w^{k+1} = w^k - \eta \frac{dE}{dw^k}$$

여기서  $w$ 는 학습변수를,  $E$ 는 최소값을 구하기 위한 함수이다.

최급 강하법을 이용한 학습을 위해 사용되는 제어구조는 일반적으로 그림 8와 같은 구조를 갖게 된다[10, 44].

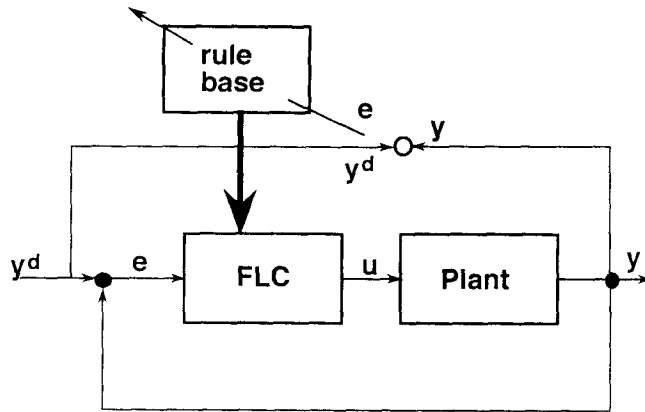


그림 8. 최급강화법 또는 오차역전파법을 이용하는 퍼지제어시스템의 구조

목표치(reference value)와 시스템 출력의 차이로부터 제어입력의 수정방향을 추정하고 이 수정방향에 따라 퍼지규칙을 바꾸어 나가는 것이다. 뒷식을 그림 8와 같은 퍼지제어기를 이용한 제어 시스템에 적용하면 다음과 같은 결과를 얻게 된다.

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_i (y_i^d - y_i(w))^2$$

$$\Delta w^k = (-1) \cdot \eta \cdot \frac{dE}{dw^k}$$

$$= \sum_i \eta \cdot (y_i^d - y_i) \cdot \frac{dy}{du} \cdot \frac{du}{dw^k}$$

여기서  $w$ 는 학습변수로 퍼지제어기의 구성에 의해 결정되는 값이다. 퍼지제어기의 규칙 학습을 위해 최급강화법을 이용하는 경우 무엇보다 학습변수를 어떻게 선택하느냐 하는 것이 중요하다. 따라서 최근의 연구들도 학습변수를 적절히 선택해서 학습에 보다 효과적인 퍼지제어기의 구조를 제안하는 형태를 취하고 있다. 이들 연구들은 사용되는 추론방법에 따라, 그리고 소속도함수의 종류에 따라 분류될 수 있다. 추론방법으로는 S2 시스템이 널리 사용되고 있고, 이와는 구별되는 독특한 형태의 추론구조를 갖는 것도 있다[31]. 최급 강화법을 기반으로 한 규칙의 학습에 가장 널리 사용되는 소속도함수로는 가우시안 함수[10]가 있으며, 이외에도 시그모이드(sigmoid) 함수[33], 그리고 각종 스플라인(spline) 함수[12]들이 있다. 한편, 퍼지제어기만을 단독으로 사용하지 않고, 기존의 PI제어기와 결합하여 학습에 따르는 위험을 줄이고자 한 것[32], 그리고 신경회로망의 학습에 사용되는 각종 학습 기교들을 이용하고자 하는 노력들도 있다.

### 3.2.2 추론방법

최급 강화법을 이용한 규칙 학습에 가장 많이 사용되는 추론방법은 S2 시스템의 방법으로 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$u = \frac{\sum_k^n \alpha_k \cdot v_k}{\sum_k^n \alpha_k}$$

여기서,  $v_k$ 는 결론부 퍼지 싱글톤,  
 $\alpha_k = A_{k1}(x_1) A_{k2}(x_2) \cdots A_{kn}(x_n)$

위 식에서  $\alpha$ 은 규칙의 발화정도,  $v$ 은 규칙 후건부의 퍼지 단일값 (singleton) 을 나타낸다. 이로부터 계수들의 갱신량을 계산하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial u}{\partial w_j^i} = \frac{[\sum_{k=k} v_k \frac{\partial \alpha_k}{\partial w_j^i}] \cdot \sum_{k=0}^n \alpha_k - \sum_{k=0}^n v_k \alpha_k \cdot \sum_{k=k} \frac{\partial \alpha_k}{\partial w_j^i}}{[\sum_{k=0}^n \alpha_k]^2}$$

위 식에서  $k$ '는  $i$ 번째 입력의  $j$ 번째 퍼지값이 포함된 규칙임을 의미한다. 한편,  $\frac{\partial \alpha_k}{\partial w_j^i}$ 은 소속도 함수와 학습변수에 의해서 결정되는 값으로 학습변수의 선택에 따라 다른 값을 가지게 된다.

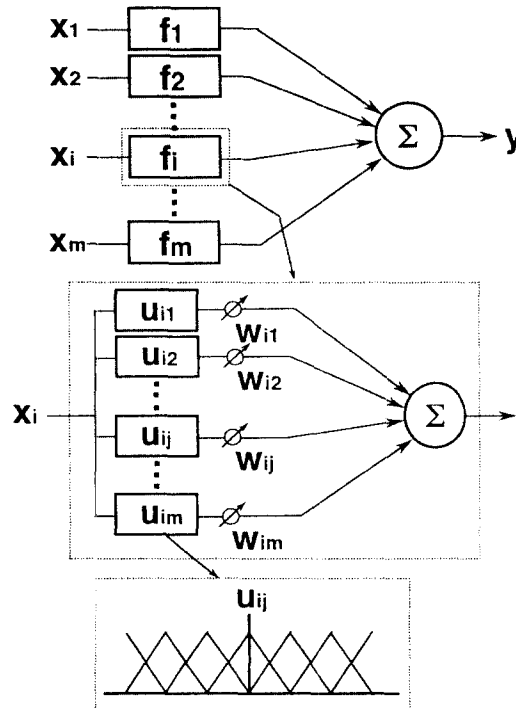


그림 9. Neo 퍼지 뉴론 모델

추론방법으로 S2 추론방법의에도 추론구조를 특수하게 구성해서 효과적인 학습이 가능하도록 한 것도 있는데 “Neo 퍼지뉴론 모델”이 그것이다[31]. 이 Neo 퍼지뉴론 모델의 구조는 그림 9과 같다. 이 구조는 국부 최소점 (local minima)이 없는 것이 보장되어 학습이 빠르고 학습 후의 오차가 작은 것이 특징이다.

### 3.2.3 소속도함수

최급 강하법을 이용한 규칙 학습에 가장 많이 사용되는 소속도함수로는 가우시안 함수를 들 수 있다. 학습변수는 평균 값과 표준편차값이 사용되는데 이를 각각  $m$ 과  $\sigma$ 라 하면 가우시안 함수는 다음과 같이 나타내어진다.

$$g(x, m_j^i, \sigma_j^i) = \exp\left(-\frac{(x_i - m_j^i)^2}{2(\sigma_j^i)^2}\right)$$

가우시안 함수를 이용하는 퍼지제어기의 추론방법은 주로 S2 추론방법이 많이 사용되고 있으며, 이 경우에  $\frac{\partial \alpha_k}{\partial w_j^i}$  은 다음과 같다.

$$\frac{\partial \alpha_k}{\partial m_j^i} = \alpha_k \cdot \frac{x - m_j^i}{(\sigma_j^i)^2} \quad (w_j^i = m_j^i)$$

$$\frac{\partial \alpha_k}{\partial \sigma_j^i} = \alpha_k \cdot \frac{(x - m_j^i)^2}{(\sigma_j^i)^3} \quad (w_j^i = \sigma_j^i)$$

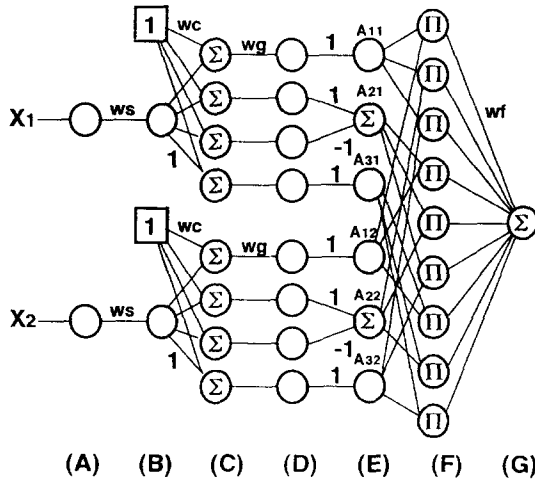


그림 10. 퍼지 신경회로망의 구조

한편, Shin[33]는 시그모이드 함수를 적절히 이용해서 소속도 함수를 만들어 사용하고 있는데 그 구조는 그림 10과 같다. 그림 10에서 (d)층의 f는 시그모이드 함수를 나타낸 것으로 (d)층의 출력을 수식으로 나타내면 다음의 식과 같다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

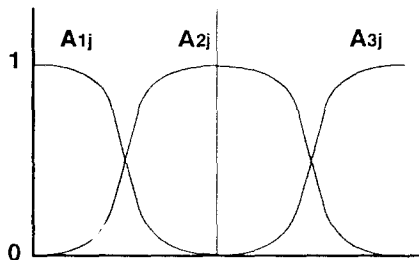


그림 11. 소속도 함수

(e)층의 출력은 그림 11에 나타난 것과 같은 소속도함수의 모양을 갖게 된다. 그림 11의 구조 역시 Sugeno의 추론방법을 이용하고 있다. 여기서 학습변수로는  $ws, wc, wg, wf$  등이 사용되는데  $wc$ 는 경사진 부분의 기울기를 결정짓는 양이 된다. 이 밖에도 소속도함수로 스피라인 함수를 이용해서 제어를 구성하고자 한 노력[12, 2]도 있는데, 특히Koji[12]는 내추럴 큐빅 스피라인 함수(natural cubic spline function)를 이용하고 있다.

앞에서 언급한 방법들외에도 소속도함수로 가우시안 함수를 이용하면서도 학습 변수의초기화를 위해 교사 없는 학습(unsupervised learning)을 이용하고자 하는 노력도 있고[46], 일괄 수정법, 모멘트(moment)법, 수정모멘트법 등 신경회로망의 학습에서 사용되는 여러가지 기법들을 퍼지규칙 학습에 이용하여 학습효과를 높이는 연구도 진행되고 있다.

### 3.3 강화 학습법을 이용한 퍼지제어규칙 조정

#### 3.3.1 배경

강화학습(reinforcement learning)의 개념은 Barto 등에 의해 제안된 일종의 신경회로망으로[26], 강화학습법을 이용한 퍼지제어의 제어규칙 조정방법이 Lee[27]에 의해 제안된 이후 최근들어 주목받고 있는 분야이다. 강화학습법과 퍼지제어가 접목된 형태를 기술하기에 앞서 정확한 이해를 돕기 위하여 먼저 강화학습법에 대한 설명을 하겠다.

일반적으로, 오차역전파 학습알고리즘을 이용한 지도학습방법의 신경회로망은 제어기 학습문제에 많이 적용되어 왔다. 이러한 적용에 있어, 원하는 신경망의 출력 특성이 주어지는 경우는 신경망의 출력과 원하는 출력과의 오차를 정량적으로 계산하여 이를 각 뉴론에 반환(feedback)시키므로써 신경망을 학습시킨다. 반면, 특성을 잘 모르는 시스템을 제어하기 위하여 신경망의 출력을 시스템의 제어 입력으로 하는 경우는 제어대상 시스템의 출력 오차를 반환하여 각 뉴론을 학습시켜야 한다.

그러나, 원하는 시스템의 출력을 얻기 위한 신경망 출력의 조정은 대상 시스템의 특성을 잘 모름으로 인해서 시스템 출력의 오차를 정량적인 제어입력(신경망의 출력) 값과 대응시키는 것이 매우 어려운 문제이다. 강화학습법은 동물의 학습 방식을 기존의 지도학습 신경회로망과는 다른 방식으로 모델링한 것으로, 상기한 문제점을 해결하기 위한 하나의 방법으로 제안된 것이다[26]. 강화학습법에서는 시스템의 출력 오차를 정량적으로 매 순간 학습에 이용하는 기존 신경망과는 달리, 시스템의 출력이 특정 기준을 벗어나는 경우와 그렇지 않은 경우로 나누어, 비교적 장시간의 제어에 대한 전체적으로 평가로 “제어가 잘되었다”, 또는 “제어가 잘못되었다”는 식의 정성적인 강화회환(reinforcement feedback)을 이용해 학습하는 방법이다.

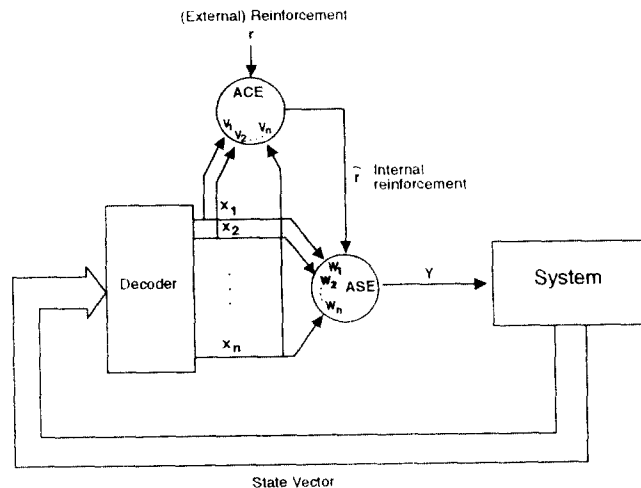


그림 12. 강화학습 시스템의 구성도

강화학습 시스템은 그림 12에서 보는 바와 같이, 연관검색요소(ASE : Associative Search Element)와 적응평가요소(ACE : Adaptive Critic Element)로 구성된다. ASE는 주어진 시스템 상태에 따라 적절한 출력을 내보내는 부분이고, ACE는 내부강화(internal reinforcement) 입력을 생성하는 부분이다. 여기서, 중요한 문제는 전체적인 성능 평가에 의해 결정되는 외부강화(external reinforcement)입력이 비교적 장시간 동안의 시스템 상태에 대한 좋고, 나쁨을 판단하게 되므로, 전체적인 결과가 잘되거나 잘못되게된 원인, 또는 그때의 제어입력값 등을 찾아서 조정하는 것이다. 이를 위하여, ACE는 예측에 의해 내부강화입력을 생성하고, 학습을 통해 그 예측이 정확히 되도록 하는 부분이다.

### 3.3.2 강화학습 시스템과 퍼지제어기와의 접목

지금까지 제안된 강화학습 시스템과 퍼지제어기를 접목시키는 방법으로는 첫째, 그림 13과 같이 강화학습 신경망의 출력을 이용해 퍼지제어기의 결론부 소속함수를 조종하고, 강화학습 시스템(그림 12 참조)의 시스템 상태 디코더(decoder)가 2진 논리의 디코더인데 반해 각 상태 변수의 소속도를 고려해 시스템 상태를 결정하는 퍼지 디코더를 이용하는 방법이 있다[27]. 둘째로는, 강화학습 시스템의 ACE와 ASE의 기능을 구현함에 있어 ACE는 역전파 신경회로망을 이용하고, ASE는 퍼지제어기를 이용하는 방법으로, 퍼지제어기의 전건부와 후건부의 소속함수 형태를 학습에 의해 조정시킴으로써 적절한 제어 입력을 생성하도록 하는 방법이 있다[28, 29].

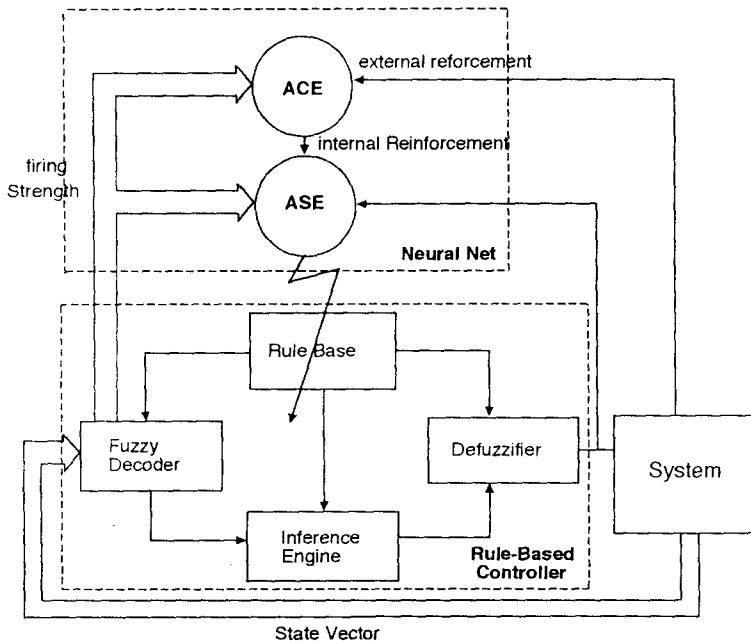


그림 13. 강화 학습 방법을 이용한 퍼지제어시스템의 구성도

이 분야의 대부분의 기존 연구들은 cart-pole 시스템을 이용한 모의 실험을 통해 제안된 방법 또는 구조의 효용성을 검증하는데 그치고 있다[27, 29]. 그러나, 최근에 이 방법을 이동 로봇의 미지 지형에서의 장애물 회피 문제에 적용하여, 실제 실험을 통한 그 효용성을 보인 경우가 있다[30].

이러한 강화 학습법을 이용한 퍼지제어규칙의 조정은 동물의 학습 방식을 모델링하므로서 제어하려는 시스템을 잘 알지 못하는 경우에도 적용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 그러나 정확한 추적제어나 위치제어 등에는 사용

하기 힘든 단점을 가지고 있다. 그래서 주로 장애물 회피나 막대차(cart-pole)시스템에서 풀을 넘어뜨리지 않고 오래 제어하기 등에 적용되었다.

### 3.4 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지제어규칙 조정

유전자 알고리즘(genetic algorithm)은 생태학적인 유전자의 진화과정을 모사한 최적화 기법의 일종이다. 일반적으로, 유전자 알고리즘에서는 주어진 문제의 파라미터를 염색체의 각 요소로 할당하고, 많은 염색체들을 재생(reproduction), 교배(crossover)와 돌연변이(mutation) 생성 방법 등을 이용하여 반복적으로 새로운 세대의 염색체들을 만들어 감으로써, 결국 우성의 염색체, 즉 성능지수를 최적화하는 파라미터를 찾는 방법이다.

최근에는 이러한 유전자 알고리즘을 최적화하는 문제나 off-line으로 계수 조정 등을 위해 많이 사용하고 있다. 이러한 추세에 발맞추어 퍼지제어시스템에도 유전자 알고리즘을 이용하여 여러가지 계수를 조정하는 알고리즘이 제안되고 있다[11]. 이러한 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지제어규칙 및 소속함수를 조정하는 방법에 있어서는 염색체의 길이가 유한해야하므로, 삼각형과 같은 제한된 형태를 갖는 소속함수의 중심값이나 폭을 염색체의 각 파라미터로하거나, 퍼지제어규칙을 나타내는 퍼지 관계 행렬의 각 요소를 파라미터로하는 방법을 사용한다. 또한, 이 방법은 진화과정에서 필요한 성능평가를 위해 정량적인 성능지수가 필요하고, 이에 따라 원하는 퍼지제어기의 출력이 주어진 경우 이를 모사하는 문제에 적용되는 것이 일반적이다[11]. 그러나 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지제어기의 규칙을 조정하는 것은 오프라인(off-line)으로는 좋은 성능을 갖는 퍼지제어기를 얻을수 있으나, 실시간(on-line)으로는 적용할 수 없다는 단점을 가지고 있다.

### 3.5 안정성 이론에 근거한 적응 퍼지제어기

퍼지제어기의 문제점으로 지적되고 있는 것의 하나는 퍼지제어시스템이 안정성(stability)를 보장되느냐 하는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 많은 사람들이 연구하고 있듯이 퍼지제어시스템에 학습기능을 부여하는 분야에서도 안정성을 보장할 수 있는 적응 퍼지제어시스템을 연구하고 있다. 이렇게 안정성을 보장하는 적응 퍼지제어기의 연구는 기존의 적응 제어 이론에서 직접 적응 제어 방법과 간접 적응 제어 방법으로 분류하듯이 크게 두가지형태의 적응 퍼지제어기로 분류할 수가 있다[2, 3, 5].

#### 3.5.1 안정성이론에 근거한 간접 적응 퍼지제어기

간접 적응 퍼지제어기로는 Moore와 Harris[2, 3], Kang과 Vachtsevano[21], B.H.Wang과 Vachtsevanos [22], 그리고 L.X.Wang[5]가 제안한 것이 있다. 이러한 방법들은 먼저 동특성을 갖는 시스템을 동정화(identification)하며, 동정화된 결과를 퍼지제어기의 설계에 이용하여 전체적인 적응 퍼지제어기를 구성한다.

Moore[2, 3]는 동특성을 갖는 시스템을 퍼지관계(fuzzy relation)과 망각 계수(forgetting factor)를 이용하여 모델링할 수 있음을 간단한 시뮬레이션을 통해 보이고, 이렇게 얻어진 시스템의 퍼지관계로부터 "inverse causal mapping"이라는 방법을 이용하여 퍼지제어기를 설계하였다. 검증을 위해 배의 운진(ship's heading)에 적용하였으며, PID제어기와 비교도 하였다. Kang[21]은 동특성을 갖는 시스템의 Lyapunov 안정성이론에 근거한 동정화 알고리즘을 제안하고, 이를 바탕으로 하여 Lyapunov 안정성이론에 기초한 퍼지제어기를 설계하고 있다.

B.H.Wang[22]은 fuzzy Hebbian learning law를 갖는 multi-layered fuzzy associative memory(MFAM)을 사용하여 동특성을 갖는 시스템을 실시간 동정화(on-line identification)하는 방법을 제안하고, 이를 근거로하여 "forward-in-time"이라는 알고리즘을 이용해 퍼지제어기를 설계하는 방법을 제안하였다. 검증을 위해 간단한 2차 선형시스템과 2차 불안정(unstable) 선형시스템에 적용하고 있다.

L.X.Wang[5]은 다음과 같은 비선형 시스템에 대해서

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

관리 제어(supervisory control)과 Lyapunov 안정성 이론에 근거한 적응 제어 알고리즘을 제안하고 있다. 검증을 위해 역진자(inverted pendulum)의 추적제어에 적용하였다.



### 3.5.2 안정성이론에 근거한 직접 적응 퍼지제어기

안정성이론에 근거한 직접 적응 퍼지제어기는 L.X.Wang[5, 7], Ting[23], Lin[24], 그리고 Su[25] 등에 의해서 연구되었다. 이들 모두가 다음과 같은 n차의 비선형 시스템을 대상으로 하고 있다.

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

L.X.Wang[5, 7]은 Lyapunov 안정성이 보장되도록 상위관리(supervisory) 제어기를 추가적으로 사용하였으며, 다음과 같은 Lyapunov 함수를 가지고 제어기의 적응 알고리즘을 제안하였다.

$$V = \frac{1}{2} e^T P e + \frac{b}{2\gamma} \phi^T \phi$$

이를 불안정 시스템과 카오스 시스템에 적용하여 검증을 하였다. Lin[24]은 먼저 슬라이딩 함수를 정의하고, 이를 바탕으로 다음과 같은 Lyapunov 함수를 이용한 적응 알고리즘을 제안하였다.

$$V = \frac{1}{2} S^2 + \frac{b}{2\gamma} \phi^T \phi$$

이를 역진자의 추적제어에 사용하였다. Ting[23]도 Lin과 마찬가지로 먼저 슬라이딩 함수를 정의하고, 이를 바탕으로 Lyapunov 함수를 이용한 적응 알고리즘을 제안하였으며 이를 비선형 시스템 제어에 적용하였다. Su[25]는 슬라이딩 모드 제어를 바탕으로 다음과 같은 Lyapunov 함수를 이용한 적응 알고리즘을 제안하였다.

$$V = \frac{1}{2} (S^2 + \frac{1}{\eta_1} \phi^T \phi + \frac{1}{\eta_2} (\epsilon_d - \epsilon)^2)$$

이러한 안정성 이론 - Lyapunov 안정성 이론 -에 근거한 적응 퍼지제어기는 수학적으로 안정성을 보장한다는 점에서 다른 퍼지 학습 제어기보다 좋은 특징을 갖고 있다. 그러나 한편으로는 비교적 제한된 형태의 비선형 시스템에 대해서만 적용될 수 있다는 단점을 가지고 있다.

## 3.6 휴리스틱 학습 알고리즘

### 3.6.1 배경

앞서 언급한 바와같이 퍼지제어기 개념이 대상 플랜트의 수학적인 모델을 필요로 하지 않으면서 인간의 제어행위를 기계화 하는데 적합한 틀로 각광을 받고 있지만 몇가지 어려움을 갖고 있다. 그 중 하나는 대상 플랜트를 잘 제어하기 위한 퍼지제어규칙 및 소속함수를 설계하는 것이 쉽지 않다는 것이다. 실제의 인간 전문가가 자신의 제어행위를 퍼지제어기에 쓰일 수 있는 제어규칙으로 기술하는 것은 대부분 직접적인 방법으로는 힘들다. 퍼지제어기 설계자가 대상 시스템에 대한 어느 정도의 지식을 습득한 후 전문가의 지식을 설문, 면담 등을 통해서 취합하고 이를 분석하여 규칙화 하는 과정을 거쳐야 하는 것이다. 이 과정을 통해서 얻어진 "if ... then ..." 형태의 규칙에는 전문가의 지식을 포괄적으로 담고 있는 것으로 세세한 제어기의 특성은 퍼지 규칙에 사용된 "조금 크다", "매우 작다"와 같은 언어적 변수의 값(레이블)들을 통해 소속함수를 정해줌에 따라 완성된다. 그러나 이때 규칙에 사용되는 퍼지 레이블들을 기술하는 소속함수의 모양을 정하는 일도 쉽지 않은 일이다.

소속함수의 모양을 결정하기 위해서는 어떠한 방법을 쓰든지 설계된 제어기의 성능을 평가하는 과정이 필요하다. 이를 위해서는 실제 대상 플랜트와 연결하여 실험하는 경우가 있으나 많은 경우에 이것은 경제적 이유로, 혹은 안전상의 문제로 불가능하다. 이 때문에 제어 대상 플랜트를 잘 모사하는 시뮬레이터를 사용하게 되는데 이렇게 되면 제어대상 플랜트의 모델이 필요하게 되므로 애초의 모델을 필요로하지 않는(model-free) 설계라던 장점은 없어지게 된다.

이와 같이 먼저 규칙을 얻고 이후에 소속함수를 정하는 방법과는 달리 인간 전문가를 하나의 함수 블록으로 생각하고 이를 모사하는 함수 근사기의 관점에서 퍼지제어기를 구성하는 것에 대한 연구가 진행되어 왔다[6, 8, 9].

즉, 인간이 제어 루프에 있는 경우 비교적 얻기 쉬운 인간 제어기의 입, 출력 데이터 집합이 다음과 같이  $k$ 개의 입력, 1개의 출력 시스템으로 얻어졌다고 할때

$$(x_1^{(1)}, \dots, x_k^{(1)}, y^{(1)}), (x_1^{(2)}, \dots, x_k^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x_1^{(s)}, \dots, x_k^{(s)}, y^{(s)})$$

이로 부터 인간 제어기와 같은 입, 출력 특성을 갖는 퍼지제어기를 학습시키는 것이다. 이때 인간의 제어 동작은 하나의 비선형 연속함수로 생각할 수 있으므로 문제는 퍼지제어기를 어떤 비선형 연속함수의 함수 근사기로 구현하는 것으로 귀착된다. 이렇게 퍼지제어기의 설계 과정을 입, 출력 데이터로부터의 함수 근사기 관점에서 구현할 경우 앞서 언급한 모델의 필요성을 배제할 수 있고 인간의 제어행위를 대신할 수 있는 제어기를 손쉽게 구성할 수 있다. 이때 퍼지제어기의 설계란 주어진 함수를 근사화하는데 있어 오차를 줄이는 학습 과정으로 된다. 한편 이 과정을 통해서 얻어진 퍼지 규칙은 다른 방법으로 얻어진 인간 전문가의 퍼지 규칙과 합성될 수 있는 장점도 지니고 있다.

본 절에서는 어떤 비선형 함수의 입, 출력 데이터가 앞의 식과 같이 주어진 경우 이를 모사하는 퍼지제어시스템을 구성하는 방법에 대해 설명한다. 우선, 여러가지 가능한 매개변수에 대해서 성능지수를 최소화 하는 것을 탐색 알고리즘을 통해 찾는 것을 생각할 수 있다[8]. 또, 퍼지제어기에 필요한 소속함수와 입력 전체 집합을 가정하고 이러한 가정하에서 입, 출력 데이터에 따라 퍼지규칙표를 구하는 방법을 사용할 수 있다[6, 9]. 이들 방법은 크게 4가지 단계로 나뉠 수 있다. 즉, 1) 퍼지 추론 시스템의 설정, 2) 소속함수의 모양 및 퍼지분할 설정, 3) 퍼지 규칙의 결정, 4) 그리고 이들 과정에서 남겨진 빈 규칙표를 채워 완성하는 과정 등이다. 이와 같은 각각의 과정에 대해서 다음 절에 설명한다.

### 3.6.2 퍼지 추론 시스템의 설정

퍼지 추론 시스템을 입, 출력 데이터로 부터 학습하는 과정에서 우선 퍼지 추론 시스템을 정의 하여야 한다. 퍼지 추론 시스템으로 주로 사용되는 것은 앞에서 이미 언급한 S1 시스템과 S2 시스템이 주로 사용되고 있다. S1 시스템은 규칙의 후진부를  $k$ 개의 매개변수를 갖는 선형 식으로 나타내어져 있으며, 후진부 매개 변수  $b_{ij}$ 를 입, 출력 데이터를 사용한 최소자승법에 의해 구할 수 있다. 한편, S2 시스템은 후진부 소속도함수의 중심값을 주어진 입출력 데이터와 최소자승법 등을 이용하여 구할 수 있다.

### 3.6.3 소속함수의 모양 및 퍼지 분할 설정

앞 절과 같은 추론 시스템을 가정하였을 때 입, 출력 영역의 퍼지 분할과 소속함수의 모양을 설정하는 데는 두 가지 방법을 생각할 수 있다. 먼저 S1 시스템에 대해서 그림 14(a)와 같이 선형의 소속함수를 가정하고 여기에 필요한 매개변수를 구하는 과정을 통해 소속함수를 설정하는 것이고[8], 다른 하나는 S2 시스템에서 그림 14(b)와 같이 몇개의 이동변 삼각형으로 분할된 입, 출력 영역을 갖는 것을 가정하고 다음절에 설명할 규칙을 학습하는 과정을 통해 전체 퍼지제어기를 완성하는 것이다[6, 9].

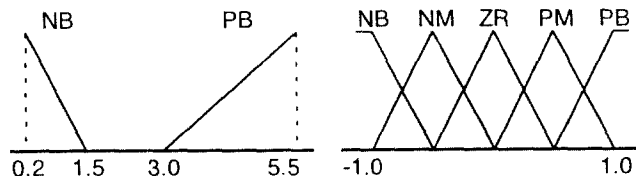


그림 14. 선형 및 이동변 균일 소속도함수 모양

우선, 첫번째 방법을 설명하면 다음과 같다. 각 퍼지 레이블에 해당하는 소속함수의 매개변수의 추정은 먼저 하

나의 소속함수를 결정하는 매개변수를 가정하고 이때 앞 절에서 설명한 후건부 매개변수 추정방법으로 나머지 매개변수를 구하면 얻어진 퍼지모델과 실제 시스템의 차이를 나타내는 성능지수를 구할 수 있다. 이 성능 지수를 최소화 하도록 하는 소속함수의 매개변수를 구하는 문제는 이제 비선형 계획 문제로 되어 해결할 수 있다[8]. 여기에는 또한 얻어진 입, 출력 데이터에서 유효한 입력 변수를 찾아내는 과정과 입력의 퍼지 분할을 몇개로 하는가의 문제도 수반된다. 이 부분은 선형적 탐색 알고리즘을 써서 해결할 수 있다[8]. 그림 15에 두개의 입력을 갖는 입, 출력 데이터에서 전건부 변수를 선정하는 과정이 그려져 있다.  $i-j$ 를  $x_1$ 을  $i$ 개의 영역으로,  $x_2$ 를  $j$ 개의 영역으로 나눈 것을 표시한다고 가정하자 그림 15에서 보면 1 단계에서 하나의 변수를 두개의 퍼지 영역으로 분할하는 것들, 2-0, 0-2 중에 가장 나은 성능지수를 보이는 2-0을 선택하고 이를 바탕으로 2 단계에서는 4-0, 2-2 중에 2-2를 선택한다. 이어 3 단계에서는 역시 같은 방법으로 4-2, 2-4 중에 하나를 선택하는 과정을 따른다. 이때 이 알고리즘은 성능지수가 미리 정한 값 보다 작거나, 규칙의 수가 미리 정한 값보다 커지면 멈추게 된다.

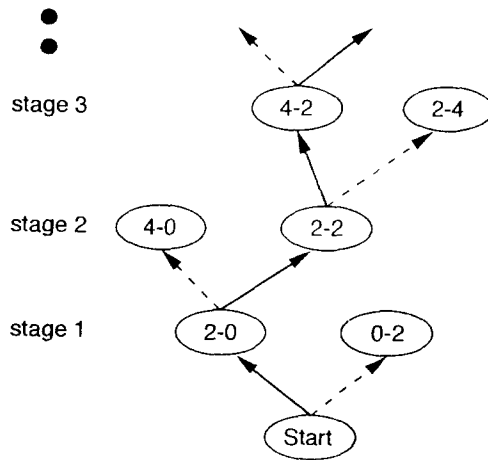


그림 15. 전건부 변수 선정과정

두번째 방법에서는 입, 출력 변수의 정의역을  $[-1,1]$ 로 정규화 한다. 그리고 이 정의역을  $B_1, \dots, B_n$ 로 퍼지 분할을 했다고 할때 모든  $u \in U$ 에 대해

$$\sum_{i=1}^n \mu_{B_i}(u) = 1$$

를 만족하도록 이등변 삼각형으로 분할하는 것이다. 이렇게 하면 그림 14(b)와 같은 퍼지 분할을 얻는다[9]. 이때 각 입력 분할구간에서 입, 출력 관계는 선형의 관계로 만일 1입력, 1출력의 경우에는 간단히 두개의 매개 변수만으로 기술할 수 있으며 전체 입, 출력의 관계는 단계적 선형(piece-wise linear)의 사상이 된다. 이와 같은 조건을 갖는 소속함수의 선택은 자칫 인간이 제어할 때 사용한다고 생각되는 일반적인 소속함수와는 차이가 있을 수 있다. 즉, 인간은 0근처에서는 조밀하고 0에서 멀어지면 드문드문한 불균일 소속함수가 더욱 가깝게 여겨지기 때문이다. 그러나 FLC를 하나의 함수 근사기로 생각한 경우에는 그것이 임의의 정확도로 근사화 될 수 있다면 이와 같은 균일한 이등변 삼각형 분할은 문제되지 않는다.[9]

### 3.6.4 퍼지 규칙의 설정

S1 시스템을 가정하고 앞 절에서의 첫번째 방법을 쓰는 경우에 규칙의 갯수는 각 입력 변수의 퍼지 분할의 갯수를 모두 곱한 수의 규칙이 자동적으로 얻어진다[8]. 그러나, 퍼지추론시스템을 함수의 근사기로 학습시키는 문

제를 S2 시스템과 입, 출력의 퍼지 분할과 소속함수를 가정하고 규칙을 학습하는 과정으로 보는 경우는 다음과 같은 알고리즘을 통해 퍼지 규칙을 만들 수 있다[6, 9].

먼저 선형적으로 정한 입, 출력의 퍼지 분할에 따라 규칙표를 만들 수 있다. 학습과정은 이 규칙표에서 해당 전건부 조건에 맞는 후건부 퍼지 값을 선정하는 과정 이므로, 먼저 주어진 각 입출력 데이터 쌍으로부터 다음과 같은 규칙의 적합도를 구한다.

$$D(\text{rule}) = \mu_{A_1}(x_1^{(l)}) \mu_{A_2}(x_2^{(l)}) \cdots \mu_{A_k}(x_k^{(l)}) \mu_C(y^{(l)}) \\ \equiv D^l(\text{rule}) \mu_C(y^{(l)})$$

이때 규칙표에 채워지는 후건부 퍼지 값은  $D$  값이 최대가 되는 규칙으로 정하면 된다. 예를 들어 2입력 1출력 데이터가 (1, 0, 2, 3, 5, 0)으로 각각 주어졌다고 하고 다른 모든 규칙의  $D$  값은 0이고

$$D(\text{rule2}) = \mu_{NB}(1.0) \mu_{PB}(2.3) \mu_{NM}(5.0) = 0.44 \\ D(\text{rule6}) = \mu_{NM}(1.0) \mu_{PB}(2.3) \mu_{ZR}(5.0) = 0.3$$

로 주어졌을 때 이 데이터로부터 만들어지는 규칙은

$$\text{IF } x_1 \text{ is NB and } x_2 \text{ is PB then } y \text{ is NM}$$

으로 되는 것이다. 또 이와는 다른 데이터에 의해서 만들어진 규칙이

$$\text{IF } x_1 \text{ is NB and } x_2 \text{ is PB then } y \text{ is ZR}$$

와 같이 앞서 만들어진 규칙이 전건부는 같고 후건부가 다른 경우도 (inconsistent) 역시  $D$  값이 큰쪽을 택한다. 그런데, 여러개의 데이터 집합으로부터 얻은 후건부가 서로다른 불일치의 (inconsistent) 경우 규칙의 적합도  $D$  가 최대가 되는 것 하나를 선택하는 방법[6]을 쓰고, 만일 어떤 입출력 데이터가 외란이나 잡음의 영향으로  $D$  값이 최대가 되었다고 하면, 앞의 알고리즘은 이를 극복하기 힘들다.

그렇지만 입력쪽 적합도가 일정값이상, 예를 들어

$$T = \{(x_1^{(l)}, \dots, y^{(l)}) | D^l > 0.5\}$$

라할 때  $T$ 에 속하는 것들을 모두 가중치 합해서 얻은 값,  $W$ 가 가장 가까운 후건부 퍼지 레이블을 규칙표에 할당하면 이러한 문제를 줄일 수 있다[9]. 여기서

$$W = \frac{\sum_{(x_1^{(l)}, \dots, y^{(l)}) \in T} D^l(\text{rule}) y^{(l)}}{\sum_{(x_1^{(l)}, \dots, y^{(l)}) \in T} D^l(\text{rule})}$$

이다. 또한, 윗식과 같은 적합도 정의를 확장하여

$$D^l(\text{rule}) = \mu_{A_1}(x_1^{(l)}) \mu_{A_2}(x_2^{(l)}) \cdots \mu_{A_k}(x_k^{(l)}) \mu_C(y^{(l)}) m_i$$

으로 하고, 같은 방법을 쓰면 전문가의 지식을 입출력 데이터로부터 학습한 규칙과 합성할 수 있다. 여기서  $m_i$ 는 전문가가 부여하는 해당 규칙의 중요도이다.

### 3.6.5 규칙표 채우기

앞서의 과정을 통해서 퍼지규칙표를 만들면 퍼지규칙표에서 후건부가 정의 되지않은 규칙이 존재할 가능성이 있다. 이때 이들 규칙의 후건부를 정하기 위해 다음과 같은 방법을 쓸 수 있다. 먼저 부분적으로 만들어진 규칙표를 갖는 퍼지추론시스템을 이용해 해당 입력 영역에 대한 출력을 계산할 수 있다. 이렇게 생성된 입, 출력 데이터는 새로운 데이터로서 규칙을 생성하는 알고리즘에 다시 쓰일 수 있게 된다[6]. 이와 같은 과정을 반복함으로써 전체 규칙표를 완성할 수 있다. 또한 규칙표의 빈 칸의 이웃 중, 채워진 이웃들의 평균을 선택하는 이른바 영역 확장법, 혹은 채워진 모든 규칙을 대상으로 빈곳과의 거리를 계산해 가중평균을 구하는 방법이 있다[9, 34].

이밖에도, 입출력 변수의 퍼지 분할을 가정하고 가능한 모든 규칙의 집합으로부터 적당한 퍼지 규칙의 집합을 탐색하는 개념으로 이와 같은 문제를 접근할 수 있다[35]. 여기서는 모든 가능한 규칙중에서 어떤 규칙이 적합도가 0이 아닌 입, 출력 데이터 갯수가 미리 정한 값이상이 되면 그 규칙을 선택하는 것으로 퍼지제어기를 구성하는 것이다.

입, 출력 데이터로 부터 퍼지제어기학습하는 과정은 기본적으로 해당 입력과 가장 거리가 가까운 규칙표의 후건부 퍼지 레이블로 해당 출력과 가장 가까운 퍼지 레이블을 선택하는 과정으로 신경망 등과 달리 오랜 반복 학습을 거치지 않고 주어진 데이터에 대해 직접적으로 학습시킬 수 있는 장점을 가진 구조이다.

## IV. 범용 함수 근사 성질에 관한 고찰

퍼지추론시스템이 범용의 함수근사기(universal function approximator)로 사용될수 있는지에 관해서는 많은 연구가 수행되어 오고 있다[36, 37, 4, 5, 6, 9, 38, 40]. 먼저, Buckley는 “제어가가능(controllable)”과 “범용퍼지 제어기(universal fuzzy controller)”를 정의하고 Stone-Weierstrass 정리를 이용하여 범용 함수근사 가능성을 보여주고 있다[36]. 또한, S1 시스템과 퍼지 입출력 제어기(fuzzy I/O controller)[49]에 대해서 범용 함수근사 가능성을 보여주고 있다[47, 48]. Kosco는 “퍼지패치(fuzzy patch)”라는 개념을 사용하여 함수근사 가능성을 보이고 있으며, 이러한 퍼지패치의 수를 증가시키고 크기를 줄여감으로서 함수근사의 정확도(accuracy)를 임의로 증가시킬수 있음을 언급하고있다[37].

Wang은 “퍼지기저함수(fuzzy basis function)”을 정의하고, 이러한 퍼지기저함수의 선형결합(linear combination)으로 콤팩트(compact) 집합에서 정의된 어떤 연속 실함수도 임의의 정확도로 근사화할 수 있음을 Stone-Weierstrass 정리를 이용하여 증명하고 있다[4, 5, 6]. 여기에서 사용하는 퍼지추론시스템은 가우시안(gaussian) 소속도함수를 사용하며, 다음과 같은 가정하에서 이론을 전개하고 있다.

가정1: 입, 출력의 퍼지 분할은 임의로 정의될 수 있다.

가정2: 소속함수  $A_{ij} : [a_j, b_j] \rightarrow [0, 1]$ 는 임의의 연속함수로 할 수 있다.

가정3: 퍼지 규칙에는 어떤 규칙도 정의할 수 있다.

Sudkamp는 균일하게 분포된 삼각형(triangular) 소속도함수를 갖는 퍼지추론시스템-TPE 시스템이라고 명명-에 대해서 Stone-Weierstrass 정리를 사용해서 실함수 근사능력을 보이고 있다[9]. 즉, 이 TPE 시스템의 특성에 의하면 그 입, 출력 관계는 출력소속함수의 중심값을 연결한 단계적 선형의 관계를 나타내므로 이 성질을 이용하면 항상 임의의 정확도 이상을 얻을 수 있는 퍼지분할의 갯수를 찾을 수 있다는 사실을 보임으로써 증명하고 있다.

Zeng은 사다리꼴(trapezoid-shaped) 소속도함수를 갖는 SISO의 퍼지추론시스템에 대해서 “퍼지기본함수(fuzzy basic function)”을 정의하고, 이러한 퍼지기본함수들의 선형결합으로 임의의 함수를 임의의 정확도로 근사화할 수 있음을 수식적인 전개를 사용해 증명하고 있다[38]. 또한, 이러한 SISO 퍼지추론시스템에 대해서 “basic approximation”, “uniform approximation property”, “uniform convergent property”, “universal approximation property” 등의 성질을 보이고 있다. Gil은 앞에서 언급한 S3 퍼지시스템에 대해서 Stone-Weierstrass 정리를 사용하여 연속인 실함수 근사능력을 보이고 있다[40].

위와같은 많은 연구에 의해서 퍼지추론시스템은 임의의 연속인 실함수를 임의의 정확도를 가지고 근사화할 수 있음에 알수 있다. 이러한 사실은 직관적인 통찰로서도, 즉 퍼지제어 규칙표에서 입력공간을 좀더 많이 분할하고 폭이 작은 입력 소속도함수를 사용하며, 임의의 출력 소속도함수를 줄수 있는 경우에는 어떤 형태의 초평면

(hyperplane)도 나타낼수 있다는 것을 알수 있다.

## V. 결 론

본 논문은 최근들어 활발하게 연구되고 있는 매우 다양한 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템들의 일반적인 구조를 제안하고, 이렇게 제안된 구조에서 중요한 구성요소들을 고찰기준으로 설정하였으며, 설정된 기준들을 바탕으로하여 기존에 제안된 다양한 학습/적응 퍼지제어시스템들을 분류하고 각각의 특징들을 고찰하였다. 또한, 학습/적응 퍼지제어시스템들에 사용된 퍼지추론시스템들의 범용 함수근사화 성질에 대하여도 알아 보았다. 앞으로, 본 연구결과가 학습/적응능력을 갖는 퍼지제어시스템을 연구하는 사람들에게 많은 도움이 되기를 기대한다.

본 연구는 한국과학재단의 지원에 의하여 수행되었음

## 참 고 문 헌

1. E. H. Mamdani, "Aplication of Fuzzy Algorithm for Control of Simple Dynamic Plant", Inst. Electr. Eng., Vol. 121, pp. 1569-1588, 1974
2. C. J. Harris and C. G. Moore and M. Brown, "Intelligenct Control", World Scientiffic, 1993
3. C. G. Moore and C. J. Harris, "Indirect adaptive fuzzy control", Int. J. Control, Vol. 56, pp. 441-468, 1992
4. L. X. Wang and Jerry M. Mendel, "Fuzzy Basis Fuctions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Square Learning, IEEE Trans. on Neural Networks", Vol. 3, No. 5, pp. 807-814, 1992
5. L. X. Wang, "Adaptive Fuzzy Systems and Control", Prentice Hall, 1994
6. L. X. Wang and Jerry M. Mendel. "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples", IEEE Trans. on Syst., Man, Cybern., Vol. 22, No. 6, pp. 1414-1427, 1992
7. L. X. Wang, "Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear System", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 146-155, 1993
8. T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. on Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132, 1985
9. T. Sudkamp and R. J. Hammell II, "Interpolation, Completion and Learning Fuzzy Rules", IEEE Trans. on Syst., Man, Cybern., Vol. 24, No. 2, pp. 332-342, 1994
10. B. M. Chung and J. H. Oh, "Autotuning Method of Membership Function in a Fuzzy Learning Controller", Journal of Intellingent and Fuzzy Systems, Vol. 1, pp. 335-349, 1994
11. D. Park, A. Kandel and G. Langholz, "Genetic-Based New Fuzzy Reasoning Models with Application to Fuzzy Control", IEEE Trans. on SMC, Vol. 24, No. 1, pp. 37-47, 1994
12. S. Koji and F. Toshio and A. Fumihito, "Self-Tuning Fuzzy Inference based on Spline Function", Proc. of IEEE Conf. on Fuzzy Systems, pp. 690-695, 1994
13. T. J. Procyk and E. H. Mandani, "A linguistic Self-organizing process controller", Automatica, Vol. 15, pp. 15-30, 1979
14. S. Daley and K. F. Gill, "A Design Study of a Self-organizing Fuzzy Logic Controller", Proc. Instn. Mech. Engrs., Vol. 200, No. 1, pp. 59-69, 1986
15. K. Sugiyama, "Rule-based Self-organizing Controller", Fuzzy Computing, North Holland, 1988
16. S. Shao, "Fuzzy Self-organizing Controller and Its Application for Dynamic Processes", Fuzzy Sets and

- Systems, Vol. 26, pp. 151-164, 1988
17. R. Tanscheit and E. M. Scharf, "Experiments with the use of a rule-based self-organizing controller for robotics application", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 26, pp. 195-214, 1988
  18. D. A. Linkens and S. B. Hasnei, "Self-organizing Fuzzy LOGic Control and Application to Muscl Relaxant Anaesthesia", *IEE Proceedings-D*, Vol. 138, No. 3, pp. 274-284, MAY, 1991
  19. B. S. Zhang and J. M. Edmunds, "Self-organizing Fuzzy Logic Controller", *IEE Proceedings-D*, Vol. 139, No. 5, pp. 460-464, 1992
  20. J. J. Song and S. Park, "A Fuzzy Dynamic Learning Controller for Chemical Process Control", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 54, pp. 121-133, 1993
  21. H. Kang and G. Vachtsevanos, "Adaptive Fuzzy Logic Control", *Proc. of IEEE Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 407-414, 1992
  22. B. H. Wang and G. Vachtsevanos, "Learning Fuzzy Logic Control: An Indirect Control Approach", *Proc. of IEEE Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 297-304, 1992
  23. C. S. Ting, T. H. Li and F. C. Kung, "Fuzzy Sliding Mode Control of Nonlinear System", *Proc. of IEEE Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1620-1625, 1994
  24. S. Lin and Y. Y. Chen, "Design of Adaptive Fuzzy Sliding Mode for Nonlinear System Control", *Proc. of IEEE Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 35-39, 1994
  25. C. Y. Su and Y. Stepanenko, "Fuzzy Logic for Adaptive Control of Nonlinear Systems", *Proc. of Int. Conf. of Intelligent and Fuzzy System*, pp. 217--227, 1994
  26. A. G. Barto, R. C. Sutton and C. W. Anderson, "Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems", *IEEE Trans. SMC*, Vol. 13, No. 5, pp. 834-846, 1983
  27. C. C. Lee, "Intelligent Control Based on Fuzzy Logic and Neural Net Theory", *Int'l Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks*, pp. 759-764, 1990
  28. H. R. Berenji, "On the Integration of Reinforcement Learning and Approximate Reasoning for Control", *Proc. 30th Conf. on Decision and Control*, pp. 1900-1904, 1991
  29. H. R. Berenji and P. Khedkar, "Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcements", *IEEE Trans. on Neural Net.*, VOL. 3, No. 5, pp. 724-740, 1992
  30. H. R. Beom, "A Study on the AI-based Navigation and Obstacle Detection for Mobile Robots", Ph. D. Dissertation, KAIST, Taejon, Korea, 1994
  31. T. Yamakawa, H. Kusanagi, E. Uchino and T. Miki, "A New Effective Learning Algorithm for a Neo Fuzzy Neuron Model", *Proc. 5th IFSA World Congress*, pp. 1017-1020, 1993
  32. S. Z. He, S. Tan and C. C. Hang, "Control of dynamical processes using an on-line rule-adaptive fuzzy control system", *Fuzzy sets and Systems*, Vol. 54, pp. 11-22, 1993
  33. S. Horikawa, T. Furuhashi, S. Okuma and Y. Uchikawa, "A Fuzzy Controller Using a Neural Network and its Capability to Learn Expert's Control Rules", *Proc. of the International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks*, pp. 103-106, 1990
  34. T. Sudkamp, "Similarity, interpolation, and fuzzy rule construction", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 58, pp. 73-86, 1993
  35. B. Kosko, "Neural Networks and Fuzzy Systems: A dynamical systems approach to machine intelligence", Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1992
  36. J. J Buckley, "Universal Fuzzy Controllers", *Automatica*, Vol. 28, No. 6, pp. 1254-1248, 1992
  37. B. Kosco, "Fuzzy Systems as Universal Approximators", *Proc. of 1992 IEEE Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1153-1162, 1992
  38. X. J. Zeng and M. G. Singh, "Approximation Theory of Fuzzy Systems -SISO Case", *IEEE Trans. on*

- Fuzzy Systems, Vol. 2, No. 2, pp. 162-176, 1994
39. Y. T. Kim and Z. Bien, "A Self-Learning Fuzzy Logic Controller Based on the Principle of Sliding Mode Control", Proc. of KFMS Fall Conf. '94, Vol. 4, No. 2, pp. 53-58, 1994
  40. J. Gil, D. Park and J. Park, "Cao's Fuzzy System with Approximation Capability", Proc. of KFMS Fall Conf. '94, Vol. 4, No. 2, pp. 212-217, 1994
  41. J. Gil and D. Park, "Design of Neuro-Fuzzy Inference Engine for Intelligent Sensory Information System", Proc. of KFMS Fall Conf. '94, Vol. 4, No. 2, pp. 298-303, 1994
  42. M. Maeda and S. Murakami, "A Self-Tuning Fuzzy Controller", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 51, pp. 29-40, 1992
  43. C. H. Chou and H. C. Lu, "A Heuristic Self-Tuning Fuzzy Controller", Fuzzy Sets and System, Vol. 61, pp. 249-264, 1994
  44. L. X. Wang and J. M. Mendel, "Back-Propagation Fuzzy System as Nonlinear Dynamic System Identifiers", Proc. of 1992 IEEE Conf. on Fuzzy Systems, pp. 1409-1418, 1992
  45. J. S. Roger and C. T. Sun, "Functional Equivalence Between Radial Basis Function Networks and Fuzzy Inference Systems", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 4, No. 1, pp. 156-159, 1993
  46. C. T. Lin and C. S. G. Lee, "Neural-Network-Based Fuzzy Logic Control and Decision System", IEEE Trans. on Computer, Vol. 40, No. 12, pp. 1320-1336, 1991
  47. J. J Buckley, "Sugeno Type Controllers Are Universal Controllers", Fuzzy Sets and System, Vol. 53, pp. 299-303, 1993
  48. J. J Buckley and Y. Hayashi, "Fuzzy Input-Output Controllers Are Universal Approximators", Fuzzy Sets and System, Vol. 58, pp. 273-278, 1993
  49. J. J Buckley, "Fuzzy I/O Controller", Fuzzy Sets and System, Vol. 43, pp. 127-137, 1991
  50. J. J Buckley, Y. Hayashi and E. Czogala, "On the Equivalence of Neural Nets and Fuzzy Expert Systems", Fuzzy Sets and System, Vol. 53, pp. 129-134, 1993