

〈主 題〉

# 신경망 퍼지 제어 시스템

전 홍 태 · 김 용 호  
(중앙대학교 전자공학과)

■ 차      례 ■

I. 서    론	3.1 신경망 퍼지 제어기 : 예 1
II. 퍼지 논리 제어기와 신경망제어기	3.2 신경망 퍼지 제어기 : 예 2
2.1 퍼지 논리 제어기	3.3 신경망 퍼지 제어기 : 예 3
2.2 신경망 제어기	3.4 신경망 퍼지 제어기 : 예 4
III. 신경망-퍼지 융합과 제어 시스템	IV. 맺음말

## I. 서    론

실 세계에 존재하는 제어대상은 대부분 그 특성이 비선형 시변 시스템이며 선형화 시킬 수 있는 시스템은 극히 일부분에 지나지 않는다. 따라서 현재까지의 연구 방향은 시스템을 선형적으로 모델링하여 선형 제어이론에 의한 제어기 구성과 외부환경의 영향을 극복하기 위한 적응 제어이론에 의한 제어기구성이 주류를 이루어 왔다. 그러나 시스템의 모델링이란 매우 어려운 작업이며, 기존의 제어기로는 시스템 파라미터의 급격한 변화와 외란의 영향에 강인성을 갖기가 힘들었다.

최근에 들어와서는 기존의 제어방식보다 불확실성에 대한 강인성의 범위가 매우 크며 동시에 플랜트의 수학적 모델링이 불필요하고 제어구조가 비교적 간단한 지능형제어기(intelligent controller)가 등장하여 각광을 받고있다. 지능형제어기는 그 목적이 인간의 사고능력에 접근하여 인간과 기계간의 인터페이스(interface)를 보다더 용이하게 하는데 있으며, 특히 퍼지(fuzzy)이론과 신경회로망(neural network)이론들은 지능형제어기를 설계하는데 있어서 매우 훌륭한 기법으로 인정되고 있다.

1965년 미국 캘리포니아 대학의 Zadeh 교수에 의해

제안된 퍼지 이론은 애매한 정보로부터 유용한 정보를 추출해 낼 수 있는, 즉 인간의 애매한 표현을 처리할 수 있는 이론적 바탕을 제공해 주고 있다. 퍼지 이론은 논리 및 추론(inference)의 잇점을 갖고 있으며 퍼지 집합론(fuzzy set theory), 퍼지 논리(fuzzy logic), 퍼지 측도(fuzzy measure)등의 개념이 수학적으로 비교적 잘 정립되어 있다.

한편, 신경회로망은 병렬 분산 처리(parallel distributed processing) 원리를 근간으로 생물학적인 신경 회로를 수학적으로 간단히 모델링하여 하드웨어로 구현이 가능하도록 한 것이다. 신경 회로망 기법은 과거의 경험을 이용한 자기 조정(self organizing)의 학습(learning) 기능을 갖고 있어 새로운 환경변화에 적용할 수 있다.

이러한 신경 회로망과 퍼지 이론의 연구와 응용이 확대됨에 따라 논리 및 추론(inference)의 잇점을 갖는 퍼지 논리와 학습 능력을 갖는 신경 회로망의 융합(fusion)에 관한 연구 및 실제 응용이 일본 및 미국을 중심으로 활발히 이루어지고 있다. 즉 상호 보완의 관계를 갖는 두 이론의 결합으로부터 좀더 인간의 사고 능력에 접근하고자 하는 시도가 이루어지고 있다.

본 고에서는 상기 두 이론을 융합(fusion)한 제어기법 및 향후 연구방향을 소개한다.

## II. 퍼지 논리 제어기와 신경망제어기

제어기 구성에 있어 복잡한 시스템의 수학적 모델링은 매우 중요하다. 그러나 매우 복잡한 동적 특성을 갖는 시스템에 있어 정확한 수학적 모델을 얻고 이에 의거하여 제어기를 설계하는 것은 용이한 일이 아니다. 따라서 최근에 지능제어의 개념이 제안되고 이를 응용한 제어기 구성의 연구가 활발히 진행되고 있다. 퍼지 이론을 이용한 퍼지 논리 제어기(fuzzy logic controller)와 신경회로망 기법을 이용한 신경망 제어기(neuro controller)는 이러한 연구의 중요한 일부로 생각될 수 있다. 본 장에서는 퍼지 논리제어기와 신경망 제어기의 일반적인 구성과 그 특성등을 고찰하고 신경망-퍼지 제어기의 융합 필요성에 대하여 논하고 한다.

### 2.1 퍼지 논리 제어기

퍼지 논리 제어기(FLC : Fuzzy Logic Controller)는 전문가의 경험적 지식에 기초한 언어적 제어전략(control strategy)을 기계적인 시스템에 구현할 수 있는 수단을 제공한다. 퍼지제어는 지식베이스(Rule-base) 제어의 특수한 형태라고 볼 수 있으며, 퍼지 제어기의 구성은 퍼지화기(fuzzifier), 규칙베이스(rule base), 퍼지 추론기(fuzzy inference engine) 그리고 비퍼지화기(defuzzifier)의 네가지 중요한 요소로 이루어져 있다(그림 1). 퍼지화기는 입력 데이터를 적당한 퍼지 집합으로 변환하는 기능을 갖고 있으며 규칙 베이스는 전문가의 경험등을 "IF-THEN" 형의 문장으

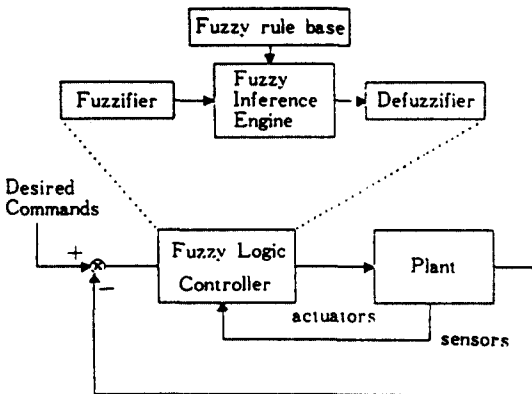


그림 1. 퍼지 논리 제어기의 구성도

로 구성된 지식 베이스이다. 그리고 퍼지 추론기는 규칙 베이스의 규칙을 이용, 퍼지입력에 대해 퍼지 출력을 추론하는 기능을 가지며, 비 퍼지화기는 추론기에서 출력한 퍼지값을 crisp한 제어값으로 변환시키는 기능을 갖는다.

상기 퍼지 논리 제어기는 복잡한 비선형 시스템의 제어시 퍼지 집합을 분할하여 각 영역에 따른 규칙 베이스를 구성하면 훌륭한 성능을 얻을 수 있으며, 시스템의 동적 특성이 시변(time varying)일 경우 제어기 자체가 시스템의 응답에 대응하므로 비선형-선형 시스템의 제어가 용이할 수 있다. 그러나 근본적으로 퍼지 논리 제어기는 제어 대상 시스템의 수학적 모델링이 필요로 하지 않기 때문에 타당한 규칙 베이스를 구성하는 일과 안정도(stability) 해석은 매우 어려운 문제점으로 남는다.

### 2.2 신경망 제어기

신경회로망은 인간의 뇌를 모델로한 인공뉴런의 소자들을 상호 연결한 시스템으로써 대규모의 병렬 분산처리 특성과 학습능력을 가지고 있다. 이와같이 병렬 처리 능력과 학습 능력을 갖는 신경회로망은 연속적인 학습에 의해 이전의 데이터를 보간(interpolation)하는 방식으로 복잡한 비선형 시스템의 제어에 적합하다고 할 수 있다.

기본적인 신경회로망 구조는 단층 perceptron으로 1957년에 미국의 Rosenblatt등에 의해 패턴 분류용으로 쓰여졌다. 80년대 들어와 connectionism라 불리는 인지 심리학자들의 연구 결과가 주목됨에 따라 신경회로망에 관한 연구가 각광을 받게 되었다. 최근 널리 응용되는 신경회로망 모델은 다층 신경회로망, 홉필드 신경망, 볼츠만 머신등을 들 수 있으며 제어기 구성에는 다층 신경회로망 모델을 널리 사용하고 있다.

신경회로망의 학습방법은 supervised 학습방식과 unsupervised 학습방식으로 분류할 수 있다. supervised 학습방식은 입·출력을 이용 그 오차를 감소시키는 방향으로 연결강도(synapse weight)를 조정해주는 원하는 출력을 얻고자 하는 방식이다. 이에 반해 unsupervised 학습방식은 'without teacher' 방식으로 학습전에는 출력을 예측할 수 없고 인가되는 입력에 상응하는 출력을 내도록 하는 자기조정(self-organization) 기능을 갖는다.

현재 신경회로망 기법은 제어기설계, 패턴인식, 최

적화문제 등에 광범위하게 응용되고 있으며 제어 시스템에 응용되는 대표적인 기법은 기존의 선형 제어 방식과 신경회로망을 결합하여 제어하는 방식이다(그림 2).

본 고에서는 전문가의 경험적지식과 추론능력을 기계에 부여할 수 있는 퍼지제어기의 장점과 신경회로망의 학습과 적응능력을 융합한 신경망-퍼지 제어기에 대하여 논한다. 다음장에서 그 구체적인 예를 보이기로 한다.

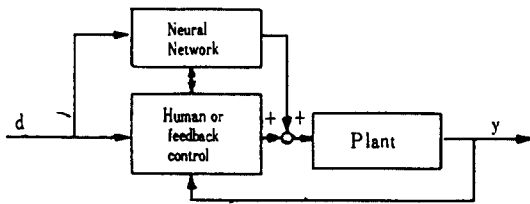


그림 2. 신경망 제어기

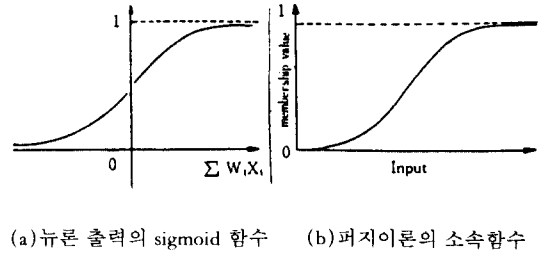
### III. 신경망-퍼지 융합과 제어 시스템

퍼지 논리는 논리성(logicality)의 잇점을 갖는 반면에 신경 회로망은 학습능력의 장점을 갖고 있다. 이런 장점들은 서로 상호 보완적이며 이들의 합성(combination) 혹은 융합(fusion)은 좀더 인간의 사고 능력에 가까운 지능제어기의 구현을 가능케 한다.

상기 융합에 관한 연구는 다음과 같은 두 이론의 유사한 특성들을 이용해 이루어지고 있다.

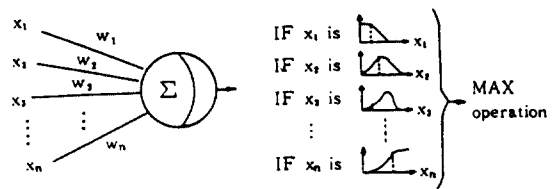
- (a)신경회로망의 출력 특성과 퍼지 이론의 소속함수(membership function)의 특성은 유사하다(그림 3).
- (b)신경회로망을 구성하는 뉴런(neuron)의 곱 및 덧셈 연산기능과 퍼지 추론에서의 max-min 연산 기능은 유사하다(그림 4).

이러한 융합에 관한 연구방향은 퍼지 논리에 신경회로망의 학습능력을 부여하는 방향과 신경회로망의 학습에 퍼지논리를 부여하는 방향으로 크게 크게 대분할 수 있으며, 현재 대부분의 연구는 전자의 방향에 치우쳐 있다. 다음에서는 두 이론의 융합을 통해 발표된 몇가지 연구 결과들을 소개한다.



(a)뉴론 출력의 sigmoid 함수 (b)퍼지이론의 소속함수

그림 3.



(a)뉴론의 곱 및 합연산 (b)퍼지 추론의 max-min 연산

그림 4.

#### 3.1 신경망 퍼지 제어기 : 예 1

본 예[5]에서는 퍼지 추론에 신경회로망 기법을 융합한 구체적인 예를 보여주고 있다. 이 퍼지 신경회로망은 자동적으로 퍼지 규칙을 identify하고 소속함수(membership function)을 조정해준다. 즉 전문가는 시행 착오에 의해서 제어 규칙을 습득하게 되는데 이러한 규칙을 identify하는데는 많은 시간이 걸리므로 신경회로망의 학습능력을 이용해서 자동적으로 제어 규칙을 identify하고 소속함수를 수정해 준다.

일반적으로 퍼지 규칙들은 다음과 같은 'IF-THEN'형으로 표현된다.

$$R^i : \underbrace{\text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2}}_{\text{전건부}} \text{ then } \underbrace{f_i}_{\text{후건부}}$$

(그림 5)는 퍼지 신경회로망에의해 전건부의 구성을 보여주고 있다. (그림 5)의 퍼지 신경회로망은 5개의 신경회로망 층과 역전파 학습 알고리즘(back propagation algorithm)을 사용하고 있다. 입력 변수가  $x_1, x_2$ 일때 각 전건부에는 3개의 소속함수를 갖는다. D층의  $f(x)$ 는 시그모이드 함수(sigmoid function)이고 가중치(weight)  $w_s, w_c, w_g$ 들이 학습에 의해 수

정되면서  $f(x)$ 의 입력이 된다. 최종  $f(x)$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp\{-wg(ws \cdot x_i + wc)\}} \quad (1)$$

$$= \frac{1}{1 + \exp\{-wg(\hat{x}_i + wc)\}} \quad (2)$$

여기에서  $\hat{x}_i = ws \cdot x_i$ 는 정규화된 입력 (normalized input)이다. 그러므로  $ws, wc, wg$ 를 적당히 초기화시키면 전건부  $A_{ij}(i=1, 2; j=1,2,3)$ 가 universe of discourse에 할당되는데 이러한 전건부  $A_{ij}$ 는 (그림 5)에서 처럼 두개의 시그모이드 함수에 의해 구성될 수 있다. 이때 소속함수는 가중치  $ws, wc, wg$ 의 수정에 의해 조정된다.

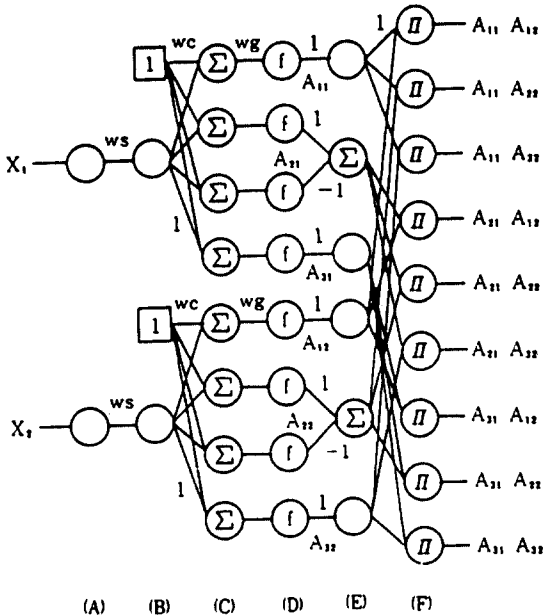


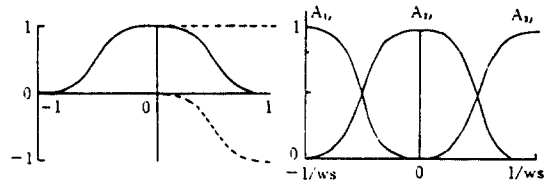
그림 5. 퍼지 신경회로망에 의한 전건부 구성

한편, 퍼지 신경회로망의 후건부는 다음 세가지 형태로 구성된다.

(1) 퍼지 규칙이

$R^i$  : IF  $x_1$  is  $A_{i1}$  and  $x_2$  is  $A_{i2}$  then  $y = f_i$  이면,

$$\text{추론값 } y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i}, \quad \mu_i = A_{i1}(x_1)A_{i2}(x_2) \quad (3)$$



(a)소속함수  $A_2$ 의 합성 (b)전건부에서 소속함수

그림 6.

여기에서  $f_i$ 는 규칙에 의해 정해지는 상수값이며 (그림 7)은 이 추론 규칙을 보여주고 있다.

(2) 퍼지 규칙이

$R^i$  : IF  $x_1$  is  $A_{i1}$  and  $x_2$  is  $A_{i2}$  then  $y = f_i(x_1, x_2)$  이면,

$$\text{추론값 } y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i f_i(x_1, x_2)}{\sum_{i=1}^n \mu_i}, \quad \mu_i = A_{i1}(x_1)A_{i2}(x_2) \quad (4)$$

여기에는  $f_i(x_1, x_2) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2$  인 선형함수이고,  $a_i(j=0,1,2)$ 는 상수이다. (그림 8)은 이 추론 규칙의 신경회로망 합성을 보여주고 있다.

(3) 퍼지 규칙이

$R^k$  : IF  $x_1$  is  $A_{k1}$  and  $x_2$  is  $A_{k2}$  then  $y = B_k$  is  $\tau_{Rik}$ 이면,

$$\text{추론값 } y^* = \frac{\sum_{k=1}^2 \mu'_k B^{-1}_k(\mu'_k)}{\sum_{k=1}^2 \mu'_k}, \quad \mu'_i = \sum_{i=1}^n \hat{\mu}_i \tau_{Rik} \quad (5)$$

여기에서  $B_k$ 는 (그림 9)와 같은 퍼지 변수이고,  $B^{-1}_k(\mu'_k)$ 는  $B_k$ 의 역함이며  $\tau_{Rik}$ 는 0, 1사이의 언어 진리값이다.  $\tau_{Rik}$ 의 진리값이 1이면 절대적 참을 의미하고 0이면 거짓을 의미한다. (그림 10)은 이 추론 규칙의 신경회로망 합성을 보여주고 있다.

### 3.2 신경망 퍼지 제어기 : 예 2

일반적으로 퍼지 제어기의 구성에 있어서 어려운 점은 규칙 베이스를 구성하는 것이다. 전문가의 지식이나 실험에 의해 규칙 베이스를 구성할 수 있지만 제어대상이 고도의 비선형일 경우, 그 구성에 많은 어려움을 갖는다. 설사 규칙 베이스를 구축 하였다 하더라도 그것이 과연 최선인지는 알 수 없다. 이에 본 예에서는 신경 회로망을 이용, 규칙 베이스를 제어대상의 특성에 맞게 자기조정(self-organizing)해주는 방식

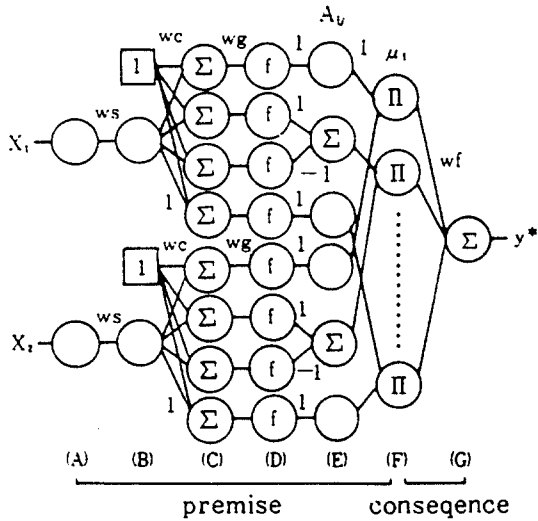


그림 7.  $f_i = \text{Const.}$  인 경우의 후건부 구성

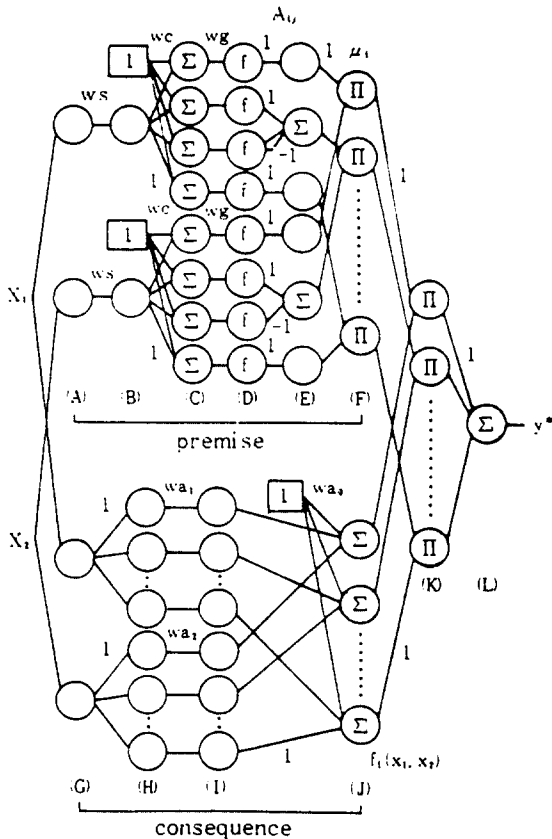


그림 8.  $f_i$ 가 선형 방정식인 경우의 후건부 구성

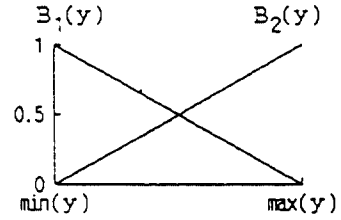


그림 9. 세번째 후건부의 소속함수

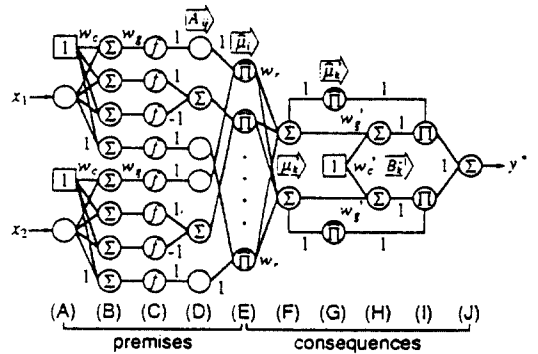


그림 10.  $f_i$ 가 퍼지 변수인 경우의 후건부 구성

을 소개하고자 한다.

(그림 11)의 자기구성 제어기(self-organizing fuzzy controller)는 발전기의 주파수 안정을 위한 제어 시스템이다. 규칙 베이스를 구성하는 제어규칙은 다음과 같은 "if-then" 형태의 문장을 갖는다.

if E is  $A_{i1}$  and  $\Delta E$  is  $A_{i2}$  then U is  $B_i$

여기서 E는 오차,  $\Delta E$ 는 오차 변화분, 그리고 U는 제어 입력을 나타내는 퍼지 변수이며,  $A_{i1}$ ,  $A_{i2}$ 와  $B_i$ 는 (그림 12)의 소속함수를 갖는 퍼지집합이다.

(그림 11)의 자기구성 제어기를 구성하는 주요 요소들은 다음과 같은 역할을 한다.

(1)NN1(Neural Network 1); 플랜트의 출력 특성을 다음 7가지로 분류한다.

- A형 : 요구 출력과 비슷한 플랜트의 실제 출력
- B형 : Oscillation하면서 발산한 경우
- C형 : Oscillation하면서 수렴할 경우
- D형 : 점근적으로 수렴할 경우

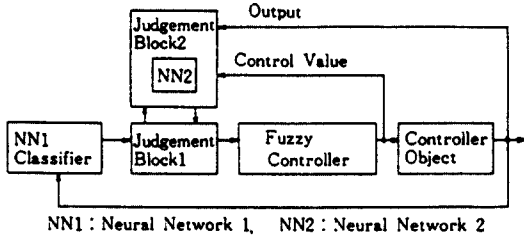


그림 11. 자기구성 제어기

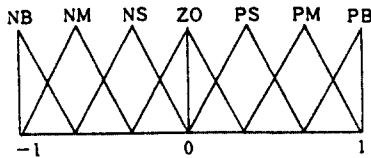


그림 12.  $A_{i1}$ ,  $A_{i2}$ 와  $B_i$ 의 소속함수

- E형 : Steady-state 오차가 큰 경우
- F형 : Steady-state 오차가 적을 경우
- G형 : 그 이외의 형태

- (2) NN2(Neural NetWork 2) : 플랜트의 동적특성을 학습하여 완전한 퍼지 규칙이 구성될 때까지 퍼지제어기의 시뮬레이터로 동작한다.
- (3) JB1(Judgement Block 1) : 퍼지 규칙의 수정 여부를 결정하고 규칙의 전건부를 구성한다.
- (4) JB2(Judgementt Block 2) : 퍼지 규칙의 후건부를 구성하고 규칙의 전건부와 후건부를 조정(tuning) 한다.

JB2에서의 규칙의 자기조정은 다음 3가지 형태에 의해 이루어진다.

- FT1 : 플랜트의 출력 특성이 D,E,F 일때 전건부의 퍼지변수(fuzzy variable)를 조정해 준다.
- FT2 : 출력 특성이 D,E,F 일때 후건부의 퍼지변수를 조정해 준다.
- FT3 : 출력 특성이 B,C 일때 후건부의 퍼지변수를 조정해 준다.

상기 퍼지변수의 조정은 오차 E와 오차 변화량  $\Delta E$  그리고 플랜트의 입력 U를 소속함수의 universe of discourse에 할당하는 정규화값의 조정으로 이루어진다.

한편 자기동조 제어 시스템의 동작 순서를 보면 다음과 같다.(그림 13참조) 플랜트에 입력된 제어규칙(동작 초기에는 제어 규칙이 구성 되어있지 않으므로 초기 제어 규칙을 입력함)에 의한 플랜트의 출력(오차 E와 오차의 변화분  $\Delta E$ )을 이용하여 플랜트의 출력 형태를 NN1에 의해 7가지중 형태중 하나로 분류한다. 그 형태에 따라서 규칙의 수정을 다음과 같이 한다.

- (1)A형 : 입력된 규칙을 규칙베이스의 제어 규칙들과 비교하여 새로운 제어 규칙을 구성여부를 판단한다. 만약 재구성이 가능하면 JB1과 JB2에 의해서 규칙의 전건부와 후건부를 구성하고 그렇지 않으면 자기 구성 단계를 완료 한다.
- (2)B,C형 : JB2에 의해서 후건부를 재구성하고 FT3에 의해 자기 조정을 수행한다.
- (3)D,E,F형 : 제어 규칙의 후건부를 수정 할 수 있으면 FT2에 의해서 후건부를 조정하고 그렇지 않을 경우 FT1에 의해 전건부를 조정한다.
- (4)G형 : 초기 제어 규칙을 재 구성 한다.

위와 같이 규칙을 수정하면 이 규칙들은 다시 플랜트에 입력되어 출력이 A형으로 될때까지 위 과정에 의해 규칙을 계속 수정한다. 그리고 이와 같은 규칙의 수정과정에는 실제 플랜트보다는 플랜트의 동적 특성을 학습한 NN2를 이용한다.

### 3.3 신경망 퍼지 제어기 : 예 3

본 예[3]에서 설명하는 ARIC(Approximate Reasoning-based Intelligent Controller)는 퍼지 제어기에 다층 신경회로망의 학습능력을 융합시킨 형태로 규칙을 신경회로망의 학습에의해 수정하는 퍼지 신경제어기이다. 신경회로망의 학습은 Barto<sup>(1)</sup>가 제안한 강화 학습법(reinforcement learning)에 의해 이루어진다.

ARIC의 전체 구성도는 (그림 14)와 같으며 AEN(Action state Evaluation Network)와 ASN(Action Selection Network)의 기능은 다음과 같다.

#### (1)AEN

AEN은 실제 적용 규칙의 부적합함을 나타내는 실패 신호(failure signal)에 의해 규칙의 강화여부를 예측하는 적응 비판 요소(adaptive critic element<sup>(1)</sup>)의 역할을 한다. AEN은 기존의 신경회로망으로 구성되어 있다.

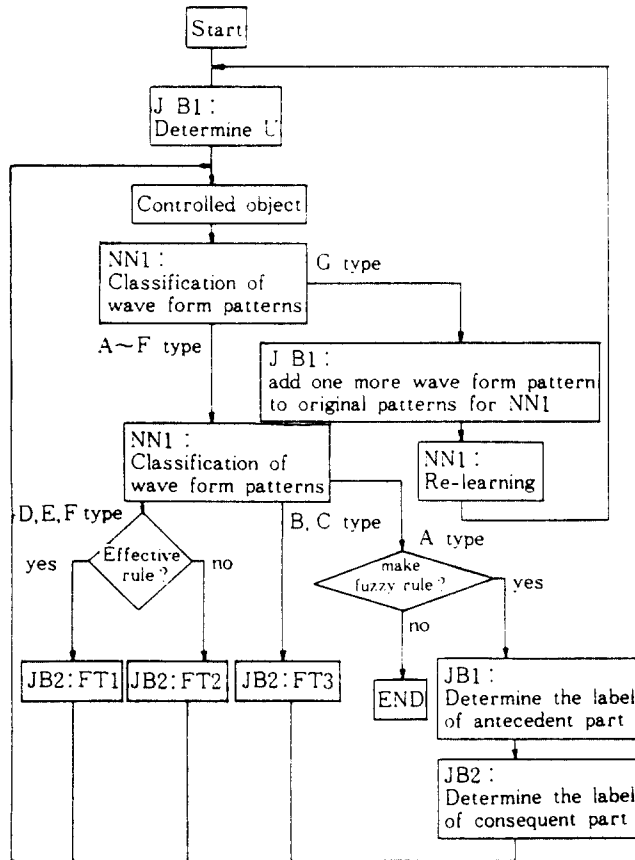


그림 13. 자기구성의 순서도

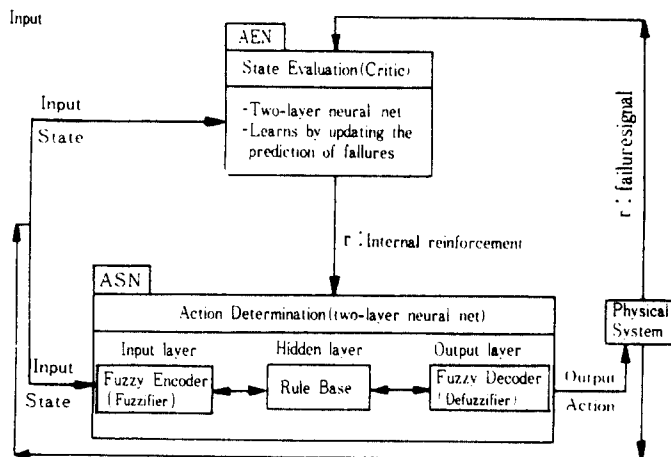


그림 14. ARIC 모델

(2)ASN

ASN은 퍼지제어의 퍼지화, 규칙베이스, 추론, 비퍼지화의 과정을 신경회로망으로 구성한 퍼지 뉴럴 제어기이다. 이 제어기는 3층의 신경회로망으로 구성되어 있으며 입력층은 퍼지화, 중간층은 규칙베이스, 그리고 출력층은 비퍼지화의 과정에 해당된다.

한편 ASN의 추론 과정은 다음과 같이 요약 설명할 수 있다.(그림 13,14) 먼저 입력 변수  $x_i$ 에 대한  $i$ 번째 rule의 만족도  $w(i)$ 는 다음식에 의해서 얻어진다.

$$w(i) = \text{Min} \{d_{i1}\mu_{i1}(x_1), \dots, d_{in}\mu_{in}(x_n)\} \quad (6)$$

여기서  $\mu_{in}(x_i)$ 는 입력층에서 결정된  $x_i$ 의 소속함수이고,  $d_{ij}$ 는 입력층  $j$ 노드에서 중간층  $i$ 노드에 대한 가중치이다. 중간층의 각 노드는 MIN operator이고 그 노드의 출력값  $m(i)$ 는 결론부의 추론값에 해당되며 다음식에 의해서 얻어진다.

$$w(i) = \mu_G(m(i)) \quad (7)$$

여기서  $\mu_G$ 는 결론부에서의 단조 소속함수이다.

그리고 출력층에서는 면적중심법을 사용하여 비퍼지화된 조작량  $U(t)$ 를 다음과 같이 구한다.

$$U(t) = \frac{\sum_i f_i \times n(i) \times w(i)}{\sum_i f_i \times w(i)} \quad (8)$$

여기서  $h$ 는 중간층의 노드 수에 해당되며  $f_i$ 는 중간층과 출력층과의 연결강도를 나타내는 가중치이다.

(그림 15)의 대략적인 동작 특성은 다음과 같다. AEN은 플랜트에서 시스템의 상태와 외부 강화(external reinforcement 혹은 failure)신호를 받아 자체 신경회로망의 가중치를 갱신하고, 내부 강화(internal reinforcement)량을 계산하여 ASN에 출력한다. ASN는 이 신호를 받아 규칙의 전건부와 후건부에 해당하는 신경회로망의 가중치를 조정하여 규칙의 적합성을 강화시키거나 약화시킨다. 이러한 과정을 반복하여 최종적으로 플랜트에 적합한 퍼지제어 규칙을 생성한다.

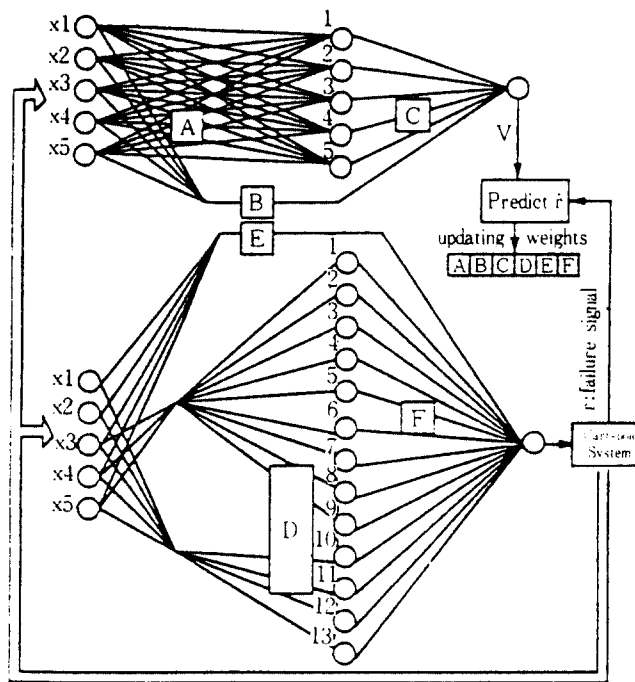


그림 15. Cart-pole balancing에 적용한 ARIC



3.4 신경망 퍼지 제어기 : 예 4

앞에서의 신경망 퍼지제어기 예제에서는 퍼지시스템에 학습기능과 비선형성을 갖는 신경회로망을 도입하였다. 본 예에서는 신경 제어기 구성하기위해서 퍼지 이론을 도입한 예를 살펴 본다<sup>[9]</sup>.

일반적으로 신경회로망은 입·출력 관계를 학습할 수 있으며 학습을 통해서 지식습득이 용이하고 자동적으로 규칙을 identification할 수 있는 장점을 갖는다. 그러나 신경회로망을 이용한 신경회로망은 퍼지 이론의 언어적 처리라기 보다는 수치적 처리이므로 쉽게 신경회로망의 구조를 분석할수 없으며 성능을 저해하는 부분을 쉽게 찾아서 성능 향상을 기할 수 없다.

이러한 문제는 신경회로망에 퍼지 이론을 도입하여 지식 구조를 갖는, 구조화된 신경회로망으로 해결

할 수 있다. (그림 16)은 구조화된 신경회로망의 구성을 보여 주고 있다. 퍼지 제어시 IF-THEN의 전건부에 해당하는  $NN_{mem}$ 과 후건부에 해당하는  $NN_s$  ( $s=1, \dots, r$ )으로 구성된다. 전건부에 해당하는 신경회로망은 입력공간을 전문가의 경험에서 얻어진 데이터를 클러스터링하고 학습으로 구성된다. 후건부의 신경회로망은 적합한 추론 방법을 학습한다.

구조화된 신경회로망을 설계하는 과정은 다음과 같다.

1) 먼저 전건부에 해당하는 신경회로망( $NN_{mem}$ )을 구성하기 위해서 입력 데이터를 클러스터링한다. (그림 17)과 같이 입력 변수가 두개인 입력 데이터를 클러스터링하여 3개의 클러스터로 분할되었을 때 퍼지 규칙의 수는 또한 3개이다. 이러한 클러스터링된 데이터를 신경회로망의 학습 데이터로 사용한다. 학습

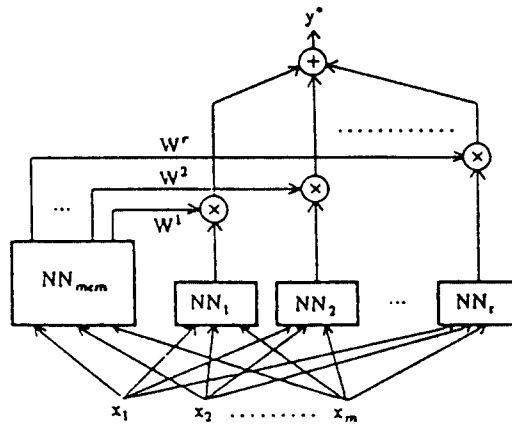


그림 16. 근사 추론 형식을 갖는 구조화된 신경회로망

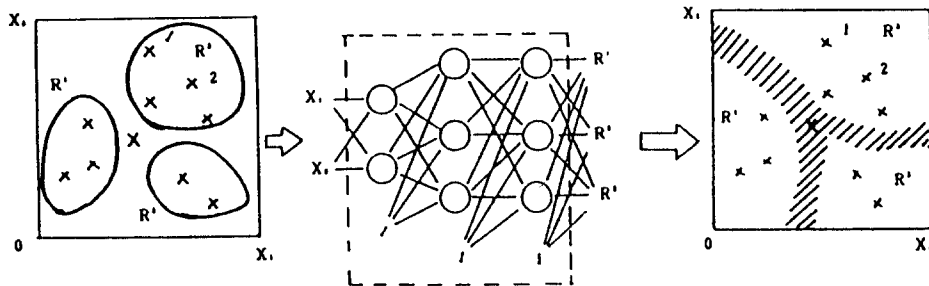


그림 17. 학습후 신경회로망의 입력공간 분할

후의 분할된 입력공간은 (그림 17)과 같고 신경회로망의 출력은 입력이 전건부에 해당하는 소속정도이다.

2) 후건부의 신경회로망(NN<sub>s</sub>)은 각 분할된 클러스터에 대응하는 제어 규칙을 각각 분리해서 학습한다. 여기서 s=1,2,3 이다. 학습에 사용되는 여러가지의 추론 방법이 있을 수 있으며 제어 목적에 적당한 추론 방법을 사용할 수 있다.

이상과 같은 과정에서 신경회로망이 구성되면 추론값은

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n W^s(x_i) u_s(x_i)}{\sum_{i=1}^n W^s(x_i)}, \quad i=1, \dots, m \quad (9)$$

, 여기서 W<sup>s</sup>는 입력이 전건부에 해당하는 소속정도이고, u<sub>s</sub>는 후건부 신경회로망에서 추론된 규칙이다.

#### IV. 맺음말

본 고에서는 인간의 사고 능력에 접근하고자 하는 목적으로 등장한 지능형제어기를 설계함에 있어 중요한 기법으로 인정되고 있는 퍼지 제어이론과 신경회로망 제어이론 및 두 이론의 융합에 관한 연구 경향을 소개 하였다. 이 연구는 1990년 일본 Iizuka에서 개최된 'International conference on Fuzzy logic & Neural networks'에서 많은 관심을 모으기 시작했고 91년 6월 역시 일본에서 열린 제 7회 퍼지시스템 심포지움에서는 두 이론과 융합이 관한 연구가 일반화되어 실제로 이에 관한 응용 사례가 많이 발표되었다.

최근 국내 가전 업체에서도 신경망-퍼지 제어 기법의 적용을 시작하고 있어 국내에서의 연구가 활발해질 전망이다.

끝으로 향후 연구되어질 중심적인 분야를 열거하면 대략 다음과 같다.

- 신경회로망을 이용한 퍼지 추론 규칙의 자동생성에 관한 연구
- 추론 환경 변화에 의한 추론 규칙의 적응성 향상에 관한 연구
- 신경회로망에 학습 퍼지 논리를 부가하는 연구
- 새로운 정보처리를 위한 신경망-퍼지 모델개발
- 고속 신경망-퍼지 추론 시스템 개발

#### 참 고 문 헌

1. A. Barto, R. S., "Sutton and C. W. Anderson. Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems," IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, vol.13, pp.834-846, 1983.
2. H. R. Berenji., "Strategy Learning in Fuzzy Logic Control," North American Fuzzy Information Processing Society 1991 Workshop Proceedings, pp. 301-306, 1991.
3. Cheun-chien Lee, "Intelligent Controller based on Fuzzy Logic and Neural Net theory," Proc. of Int. Conf. on Fuzzy logic and NN, vol.2, pp.759-764, 1990.
4. Y.Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller," Proc. of IECON'90, vol.2, pp.1315-1343, 1990.
5. S. Horikawa, T.Furuhasi, Y.Uchikawa, and Takashi Tagawa, "A study on fuzzy modelling using fuzzy neural networks" Fuzzy Engineering toward Human Friendly System, IFES'91, pp.562-573, 1991.
6. S. Nakanishi, T. Takagi, K. Unehara and Y. Gotoh, "Self-Organizing fuzzy controllers by Neural Networks," Proc. of Int. Conf. on Fuzzy Logic & NN, vol.1, pp.187-191, 1990.
7. P.Psaltis, A.Sideris, and A.A.Yamamura, "A multilayered Neural network controller," IEEE Control Systems Magazine, pp.17-21, April 1990.
8. H.Takagi, "Fusion technology of Fuzzy theory and Neural networks-Survey and future directions," Proc. of Int. Conf. on Fuzzy logic and NN. vol.1, pp.13-26, 1990.
9. H.Takagi, "Neural Network Designed on Approximate Reasoning Architecture and its the Pattern Recognition," Proc. of Int. Conf. on Fuzzy logic and NN. vol.2, pp.671-674, 1990.
10. 변 증남, 김 동화, "퍼지 추론에 의한 제어 방법," 대한전기학회지, vol.39, No.12, pp.21-32, 1990.
11. 오 세영, "신경 회로의 로보틱스 및 산업 자동화 응용," 대한전자공학회지, vol.17, No.3, pp.262-270, 1990.
12. 전 흥태, "퍼지 신경 제어기의 구현," 대한 전기학회지, vol.40, No.4, pp.59-65, 1991.

13. 전 홍태, 김 종수 “퍼지-신경망 기법을 이용한 로봇 매니플레이터의 빠른 학습 제어,” '91신경망 및 퍼지 시스템 응용 워크샵, pp.285-300, 1991.



김 종 수



전 홍 태

- 1962年 3月 4日生
  - 1986年 : 광운대학교 전자공학과 졸업.
  - 1988年 : 중앙대학교 대학원 전자공학과(석사).
  - 1992年~현재 : 중앙대학교 대학원 전자공학과(박사과정).
- ※주관심분야 : Robotics, Adaptive Control, Fuzzy-Neural Control 등임.

- 1976년 : 서울대학교 전자공학과 졸업
  - 1983년 : 뉴욕 주립대 전기 및 전자공학과(석사)
  - 1986년 : 뉴욕 주립대 전기 및 전자공학과(박사)
  - 1986년~현재 : 중앙대학교 전자공학과 부교수
- ※관심분야 : Robotics, Neural Network, Fuzzy Logic Control, Fuzzy-Neural Fusion 등