



# 뉴로 퍼지 제어 시스템

중앙대학교 전자공학과 전 홍 태

목	차
I. 서 론	III. 뉴로 퍼지 융합과 제어 시스템
II. 퍼지 논리 제어기와 뉴로 제어기	IV. 맺음말

## I. 서 론

지능형 제어기(intelligent controller)는 인간의 사고 능력에 접근하여 인간과 기계간의 인터페이스(interface)를 좀더 용이하도록 하고자 하는데 그 목적이 있다. 특히, 퍼지(fuzzy) 이론과 신경회로망(neural network) 이론들은 지능형 제어기를 설계하는데 있어서 매우 훌륭한 기법으로 최근 각광을 받고 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. 이 퍼지 이론은 논리 및 추론(inference)의 이점을 갖고 있으며 퍼지 집합론(fuzzy set theory), 퍼지 논리(luzzy logic), 퍼지 측도(fuzzy measure) 등의 개념이 수학적으로 비교적 잘 정립되어 있다.

이와 반면 신경회로망은 병렬 분산 처리(parallel distributed processing) 원리를 근간으로 하여 생물학적인 신경 회로를 간단한 수학적으로 모델링하여 구현을 가능하도록 한 것이다. 신경 회로망 기법은 과거의 경험을 이용한 자기 조직(self organizing)의 학습(learning) 기능을 갖고 있어 새로운 환경변화에 적응할 수 있다.

이러한 신경 회로망과 퍼지 이론의 연구와 응용이 가

진 제품 및 자동화 시스템 그리고 정보처리 분야 등으로 확대됨에 따라 논리 및 추론의 이점을 갖는 퍼지 논리와 학습 논리를 갖는 신경 회로망의 융합(fusion)에 관한 연구 및 실제 응용이 일본과 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 융합한 제어기법을 소개한다.

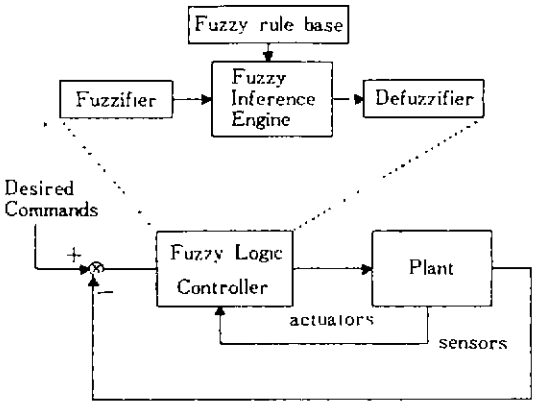
## II. 퍼지 논리 제어기와 뉴로 제어기

제어기 구성에 있어 복잡한 시스템의 수학적인 모델링은 매우 중요하다. 그러나 매우 복잡한 동적 특성을 갖는 시스템에 있어 정확한 수학적인 모델링과 강건한(robust) 제어기 구성은 용이한 일이 아니다. 따라서 최근에 학습 제어, 적응 제어, 지능 제어의 개념들이 제안되고 이를 응용한 제어기 구성에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 퍼지 이론을 이용한 퍼지 논리 제어기(fuzzy logic controller)와 신경회로망 기법을 이용한 뉴로 제어기(neuro controller)도 이러한 연구의 일환으로 생각할 수 있다. 본 장에서는 퍼지 논리 제어기와 뉴로 제어기의 일반적인 특성을 고찰한다.

2.1 퍼지 논리 제어기

퍼지 논리 제어기는 기본적으로 기존의 제어 이론에 퍼지 집합 이론과 언어적 제어(linguistic control)의 규칙 베이스를 첨가하여 요구되는 성능을 만족하도록 구성된 폐쇄환(feedback) 제어 시스템으로서, 기존의 제어 방식과 비교해 볼 때 병렬형 제어, 논리형 제어, 언어적 제어 등의 특성을 갖고 있다.

기본적으로 퍼지 제어기는 퍼지화기(fuzzifier), 규칙 베이스(rule base), 퍼지 추론기(fuzzy inference engine) 그리고 비 퍼지화기(defuzzifier)로 구성되어 있다(그림 1). 퍼지화기는 입력 데이터를 적당한 퍼지 집합으로 변환하는 기능을 갖고 있으며 규칙 베이스는 전문가의 경험 등을 "IF-THEN"형의 문장으로 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.



(그림 1) 퍼지 논리 제어기

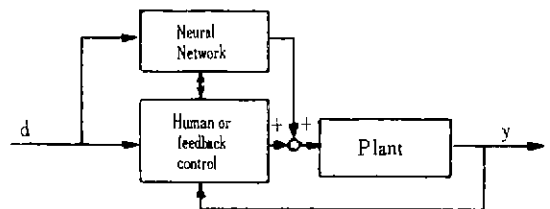
상기 퍼지 논리 제어기는 복잡한 비 선형 시스템의 제어시 퍼지 집합을 분할하여 각 영역에 따른 규칙 베이스를 구성하면 훌륭한 성능을 얻을 수 있으며, 시스템의 동적 특성이 시변(time varying)일 경우 제어기 자체가 시스템의 응답에 대응하므로 비 선형-시변 시스템의 제어가 용이할 수 있다. 그러나 근본적으로 퍼지 논리 제어기는 제어 대상 시스템의 수학적 모델링이 필요로 하지 않기 때문에 타당한 규칙 베이스를 구성하는 일과 안정도(stability) 해석은 매우 어려운 문제점으로 남는다.

2.2 뉴로 제어기

신경회로망은 인간의 뇌를 모델로 한 'neuron-like'의 소자들을 상호 연결한 시스템이다. 이 신경회로망은 기존 컴퓨터의 'step by step' 방식보다는 'all at once' 방식의 계산 구조를 갖는 병렬 처리 능력을 갖고 있다. 그리고 신경회로망은 뉴론과 뉴론의 연결 강도를 조절할 수 있는 학습 과정을 갖는다. 이와 같이 병렬 처리 능력과 학습 능력을 갖는 신경회로망은 연속적인 학습에 의해 이전의 데이터를 보간(interpolation)하는 방식으로 복잡한 비 선형 시스템의 제어에 적합하다고 할 수 있다.

신경회로망의 학습 방법은 supervised 학습 방식과 unsupervised 학습 방식으로 분류할 수 있다. Supervised 방식은 입력과 출력을 이용 그 오차를 감소시키는 방향으로 연결 강도(synapse weight)를 조정해주어 원하는 출력을 얻고자 하는 방식이다. 이에 반해 unsupervised 방식은 'without teacher' 방식으로 학습진에는 출력을 예측할 수 없고 인가되는 입력에 상응하는 출력을 내도록 하는 자기 조정(self-organization) 기능을 갖는다.

현재 신경회로망 기법은 제어기 설계, 패턴 인식, 최적화 문제 등에 광범위하게 응용되고 있으며 제어 시스템에 응용되는 대표적인 기법은 기존의 선형 제어 방식과 신경회로망을 결합하여 제어하는 방식이다(그림 2).



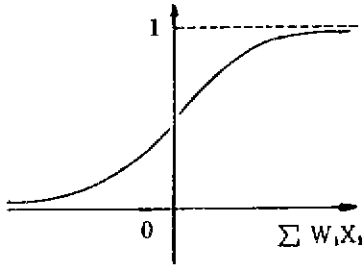
(그림 2) 뉴로 제어기

III. 뉴로 퍼지 융합과 제어 시스템

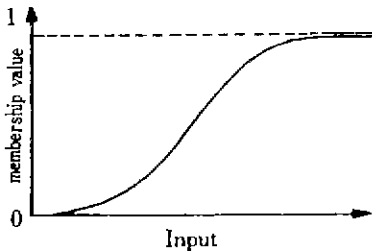
퍼지 논리는 논리성(logicality)의 이점을 갖는 반면에 신경회로망은 학습능력의 장점을 갖고 있다. 이런 장점들은 서로 상호 보완적이며 이들의 융합(fusion)은 좀더 인간의 사고 능력에 가까운 지능제어기의 구현을 가능케 한다.

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

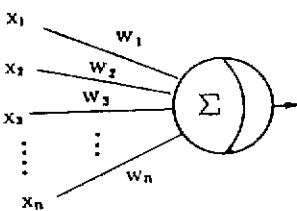
- ① 신경회로망의 출력 특성과 퍼지 이론의 소속함수 (membership function)의 특성은 유사하다(그림 3).
- ② 신경회로망을 구성하는 뉴론(neuron)의 곱 및 덧셈 연산기능과 퍼지 추론에서의 max-min 연산기능은 유사하다(그림 4)



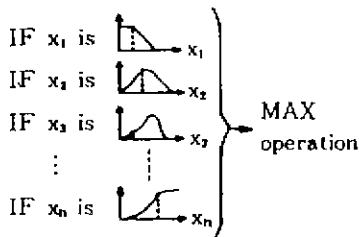
(a) 뉴론 출력의 sigmoid 함수



(b) 퍼지이론의 소속함수  
(그림 3)



(a) 뉴론의 곱 및 합연산



(b) 퍼지 추론의 max-min 연산  
(그림 4)

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

### 3.1 뉴로 퍼지 제어기 : 예 1

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 구축하였다 하더라도 그것이 과연 최선인지는 알 수 없다. 이에 본 예에서는 신경회로망을 이용, 규칙 베이스를 제어대상의 특성에 맞게 자기조정(self-organizing)해주는 방식[6]을 소개한다.

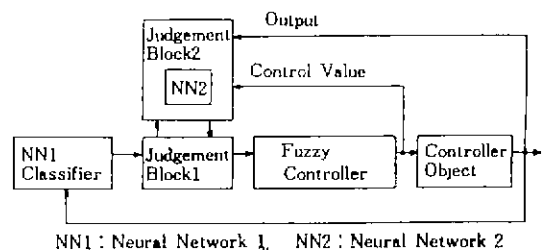
(그림 5)의 자기구성 제어기(self-organizing fuzzy controller)는 발전기의 주파수 안정을 위한 제어 시스템이다. 규칙 베이스를 구성하는 제어규칙은 다음과 같은 "if - then -" 형태의 문장을 갖는다.

$$\text{if } E \text{ is } A_{i1} \text{ and } \Delta E \text{ is } A_{i2} \text{ then } U \text{ is } B_{i1}, \quad i=1, 2, \dots, n$$

여기서 E는 오차률, ΔE는 오차 변화분율, 그리고 U는 제어 입력을 나타내는 퍼지 변수이며, A<sub>i1</sub>, A<sub>i2</sub>와 B<sub>i1</sub>는 (그림 6)의 소속함수를 갖는 퍼지집합이다.

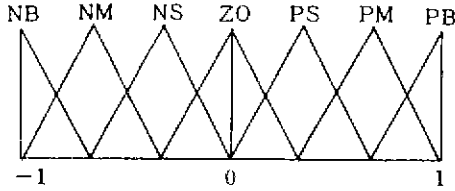
(그림 5)의 자기구성 제어기를 구성하는 주요 요소들은 다음과 같은 역할을 한다.

- (1) NN1(Neural Network 1) : 플랜트의 출력 특성을 다음 7가지로 분류한다.
  - A형 : 요구 출력과 비슷한 플랜트의 실제 출력
  - B형 : Oscillation하면서 발산할 경우
  - C형 : Oscillation하면서 수렴할 경우



NN1 : Neural Network 1, NN2 : Neural Network 2

(그림 5) 자기구성 제어기



(그림 6)  $A_1$ ,  $A_2$ 와  $B_1$ 의 소속함수

- D형 : 점근적으로 수렴할 경우
  - 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 퍼지 제어기의 시뮬레이터로 동작한다.
  - (3) JB1(Judgement Block 1) : 퍼지 규칙의 수정여부를 결정하고 규칙의 전건부를 구성한다.
  - (4) JB2(Judgement Block 2) : 퍼지 규칙의 후건부를 구성하고 규칙의 전건부의 후건부를 조정(tuning)한다.

JB2에서의 규칙의 자기조정은 다음 3가지 형태에 의해 이루어진다.

- FT1 : 플랜트의 출력 특성이 D, E, F일 때 전건부의 퍼지변수(fuzzy variable)를 조정해준다.
- FT2 : 출력 특성이 D, E, F일 때 후건부의 퍼지변수를 조정해준다.
- FT3 : 출력 특성이 B, C일 때 후건부의 퍼지변수를 조정해준다.

상기 퍼지 변수의 조정은 오차 E와 오차 변화량  $\Delta E$  그리고 플랜트의 입력 U를 소속함수의 universe of discourse에 할당하는 정규화 값의 조정으로 이루어진다.

현편 자기동조 제어 시스템의 동작 순서를 보면 다음과 같다(그림 7 참조). 플랜트에 입력된 제어규칙(동작 초기에는 제어규칙이 구성되어 있지 않으므로 초기 제어규칙을 입력함)에 의한 플랜트의 출력(오차 E와 오차의 변화분  $\Delta E$ )을 이용하여 플랜트의 출력 형태를 NN1에 의해 7가지 형태중 하나로 분류한다. 그 형태에 따라서 규칙의 수정은 다음과 같이 한다.

(1) A형 : 입력된 규칙을 규칙베이스의 제어규칙들과 비교하여 새로운 제어규칙의 구성여부를 판단한다. 만약 재구성성이 가능하면 JB1과 JB2에 의해서 규칙의 전건부의 후건부를 재구성하고 그렇지 않으면 자기구성 단계를

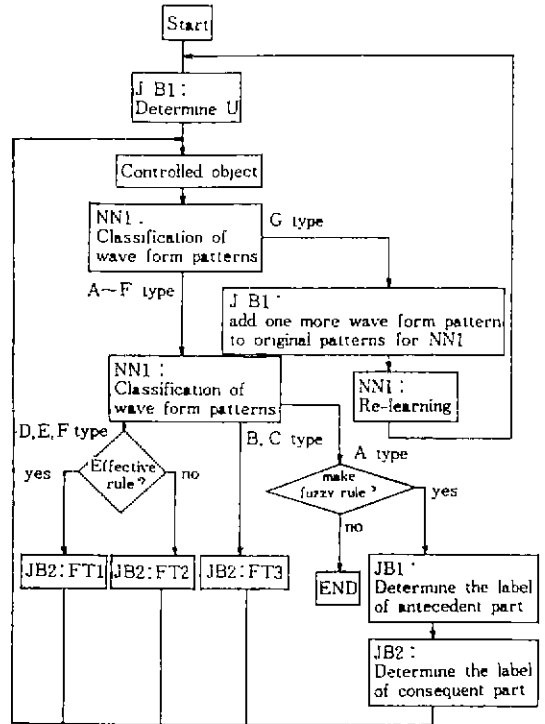
완료한다.

(2) B, C형 : JB2에 의해서 후건부를 재구성하고 FT3에 의해 자기조정을 수행한다.

(3) D, E, F형 : 제어규칙의 후건부를 수정할 수 있으면 FT2에 의해서 후건부를 조정하고 그렇지 않을 경우 FT1에 의해 전건부를 조정한다.

(4) G형 : 초기 제어규칙을 재구성한다.

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



(그림 7) 자기구성의 순서도

### 3.2 뉴로 퍼지 제어기 : 예 2

본 예[5]에서는 퍼지 추론에 신경회로망 기법을 융합한 구체적인 예를 보여주고 있다. 이 퍼지 신경회로망은 자동적으로 퍼지 규칙을 identify하고 소속함수(member-ship function)를 조정해준다. 즉 전문가가 시행 착오에 의해서 판단의 규칙을 습득하게 되는데 이러한 규칙을

identify하는데는 많은 시간이 걸리므로 신경회로망의 학습능력을 이용해서 자동적으로 판단 규칙을 identify하고 소속함수를 수정해준다.

본 예에서 퍼지 규칙들은 다음과 같은 'IF-THEN'형으로 표현된다.

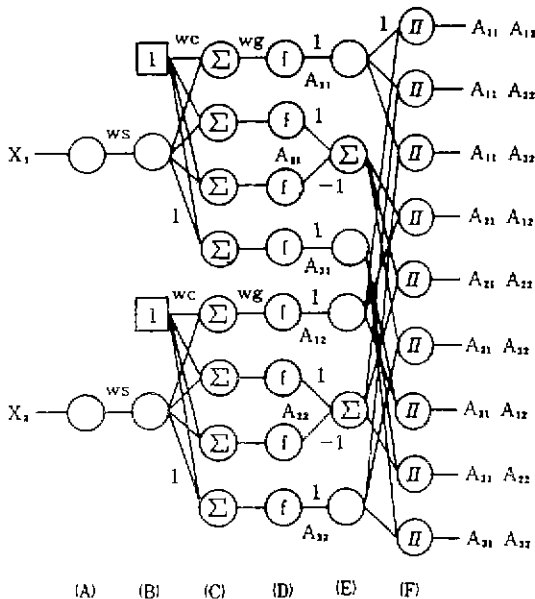
$$R^i : \underbrace{\text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2}}_{\text{전건부}} \text{ then } f_i \text{ } \underbrace{\hspace{10em}}_{\text{후건부}}$$

(그림 8)은 상기 퍼지 규칙들의 전건부를 신경회로망으로 구현한 것이며, 각 규칙의 퍼지함수  $A_j(i=1, 2, j=1, 2, 3)$ 들은 D층의  $f(x)$  시그모이드 함수(sigmoid function)의 결합으로 이루어진다. D층에서  $f(x)$  값은 다음식에 의해 정해진다.

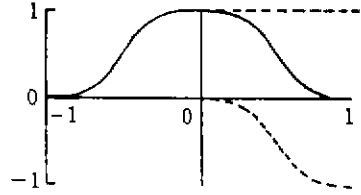
$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp\{-wg(ws \cdot x_i + wc)\}} \quad (1)$$

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

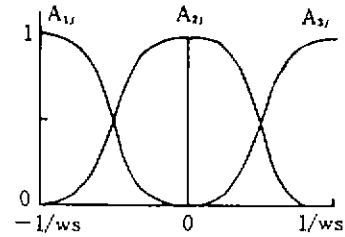
여기에서  $Ws, Wc, Wg$ 는 신경회로망의 가중치들로서 이 값들은 오차 역전파 학습 알고리즘(error back propagation algorithm)에 의해 조정된다. 이러한 가중치들의 조정에 의해 전건부 소속함수  $A_{ij}$ 들은 universe of discourse상의 적절한 위치에 있게 되며, 플랜트의 특성에 맞는 전건부 퍼지변수들의 소속함수를 자동적으로 생성하게 된다.



(그림 8) 퍼지 신경회로망에 의한 전건부 구성



(a) 소속함수  $A_{2j}$ 의 합성



(b) 전건부에서 소속함수

(그림 9)

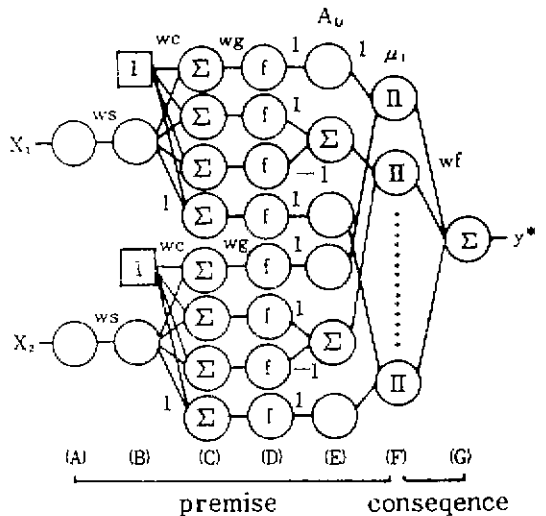
한편, 퍼지 신경망회로의 후건부는 다음 두가지 형태로 나뉘어 구성된다.

(1) 퍼지 규칙어

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

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

여기에서  $f_i$ 는 규칙에 의해 정해지는 상수값이며 (그림 10)은 신경회로망에 의한 추론규칙의 구현을 보여주고 있다.



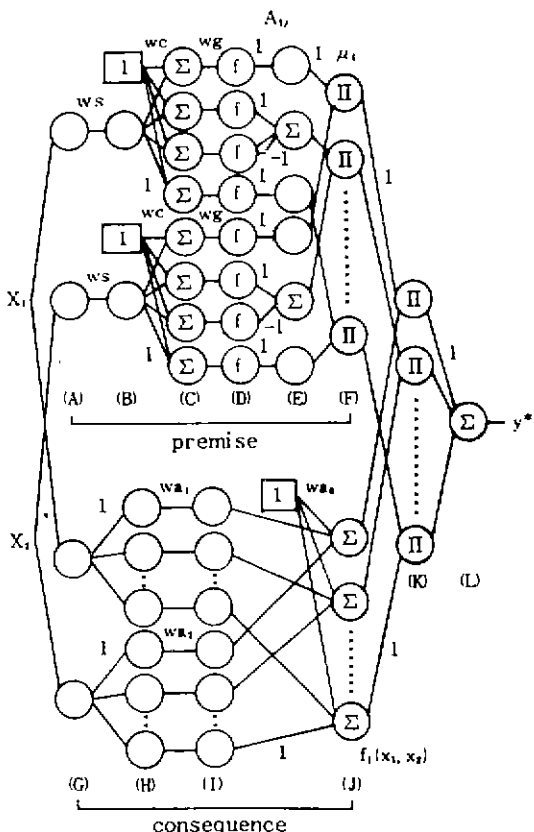
(그림 10)  $f_i = \text{Const.}$ 인 경우의 후건부 구성

(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,

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

여기에서  $f_i(x_1, x_2) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2$ ,  $a_j (j=0, 1, 2)$ 는 상수값들이다. (그림 11)은 이 추론 규칙의 신경회로망 합성을 보여주고 있다.



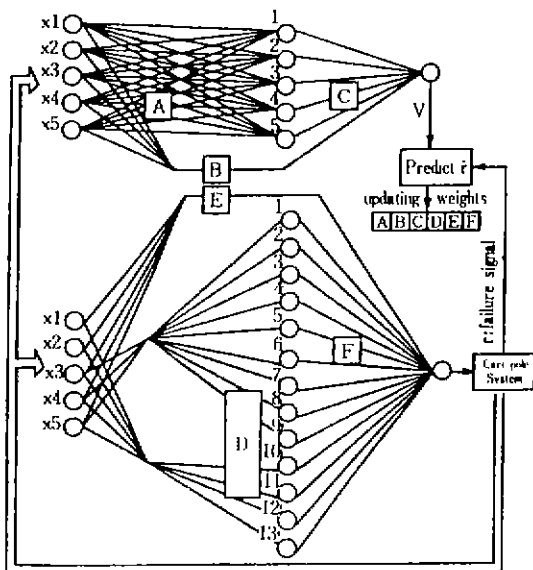
(그림 11)  $f_i$ 가 선형 방정식인 경우의 후건부 구성

3.3 뉴로 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 학습에 의해 수정하는 뉴럴 퍼지제어기이다. 신경회로망의 학습은 Barto[1]가 제안한 강화 학습법(reinforcement learning)에 의해 이루어진다.

ARIC의 전체 구성도는 (그림 12)와 같으며 AEN

(Action state Evaluation Network)와 ASN(Action Selection Network)의 기능은 다음과 같다.



(그림 12) ARIC 모델

1) AEN

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

2) ASN

ASN은 퍼지 제어기의 퍼지화, 규칙베이스, 추론, 비퍼지화의 과정을 신경회로망으로 구성한 뉴럴 퍼지제어기이다. 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 12와 그림 13). 먼저 입력 변수  $x_j$ 에 대한  $i$ 번째 rule의 만족도  $w(i)$ 는 다음 식에 의해서 얻어진다.

$$w(i) = \text{Min}\{d_{i1}\mu_1(x_1), \dots, d_{in}\mu_n(x_n)\} \quad (5)$$

여기서  $\mu_j(x_j)$ 는 입력층에서 결정된  $x_j$ 의 소속함수이고,  $d_{ij}$ 는 입력층  $j$ 노드에서 중간층  $i$ 노드에 대한 가중치이다. 중간층의 각 노드는 MIN operator이고 결론부의 추론값에 해당되는 노드의 출력값  $m(i)$ 는 다음 식에 의해서 구해진다.

$$w(i) = \mu_0(m(i)) \quad (6)$$

여기서  $\mu_0$ 는 결론부에서의 단조 소속함수이다.

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

$$U(t) = \frac{\sum_i^h f_i \times m(i) \times w(i)}{\sum_i^h f_i \times w(i)} \quad (7)$$

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

(그림 12)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 전진부와 후진부에 해당하는 신경회로망의 가중치를 조정하여 규칙의 적합성을 강화시키거나 약화시킨다. 이러한 과정을 반복하여 최종적으로 플랜트에 적합한 퍼지제어 규칙을 생성한다.

#### IV. 맺음말

본고에서는 인간의 사고 능력에 좀더 접근하고자 하는 목표로 시도되고 있는 퍼지 이론과 신경회로망의 융합에 관한 새로운 연구 경향을 소개하고 있다. 이러한 연구는 1990년 일본 Itzuka에서 개최된 'International conference on Fuzzy logic & Neural networks'에서 많은 관심을 모으기 시작했다. 그리고 1991년 6월 일본에서 열린 제7회 퍼지시스템 심포지움에서는 두 이론의 융합에 관한 연구가 일반화되어서 실제로 이에 관한 응용 사례가 많이 발표되었다.

최근 국내 가진 업체에서도 신제품에 뉴로 퍼지 제어 기법을 적용하고 있다. 이는 퍼지 이론과 신경회로망의 융합 연구가 국내에서도 점차 확대될 움직임을 보여주는 것으로 생각된다.

끝으로 앞으로 연구 관심이 중점적으로 모아질 몇개의 분야들을 열거하면 대략 다음과 같다.

- 신경회로망을 이용한 퍼지 추론 규칙의 자동생성에 관한 연구
- 추론 환경 변화에 의한 추론 규칙의 적응성 향상에 관한 연구

○ 신경회로망 학습 퍼지 논리를 부가하는 연구

#### 참 고 문 헌

1. A. Barto, R. S., Sutton and C. W. Anderson, "Neuron-like adaptive elements that can solve difficult learning control problems," *IEEE Transation on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 13, pp. 834~846.
2. H. R. Berenji, "Strategy Learning in Fuzzy Logic Control," *North American Fuzzy Information Processing Society 1991 Workshop Proceedings*, pp. 301~206, 1991.
3. Cheun-chien Lee, "Intelligent Controller based on Fuzzy Logic and Neural Net theory," *Proc. of Int'l Conf. on Fuzzy logic and NN*, Vol. 2, pp. 759~764, 1990.
4. Y. Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller," *Proc. of IECON90*. Vol. 2, pp. 1315~1343, 1990.
5. S. Horikawa, T. Furuhasi, S. Okuma, and Y. Uchikawa, "Composition Methods of Fuzzy Neural Networks," *Proc. of IECON90*, Vol. 2, pp. 1253~1258, 1990.
6. S. Nakanish, T. Takagi, K. Unehara, and Y. Gotoh, "Self-Organizing fuzzy controllers by Neural Networks," *Proc. of Int'l 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'l Conf. on Fuzzy logic and NN*, Vol. 1, pp. 13~26, 1990.
9. 진홍태, "퍼지 신경 제어기의 구현", 대한 전기학회지, Vol. 40, No. 4, pp. 59~65, 1991.
10. 진홍태, 김중수, "퍼지논리와 다층신경망을 이용한 로봇 매니퓰레이터의 위치제어", 대한 전자공학

회 논문지-B, 제28권 B편 제11호, 1991.

13. 임광우, 김성현, 심귀보, 전홍태, "퍼지-뉴럴 융합을 이용한 로봇트 Gripper의 힘 제어기", '91 한국 자동제어 학술회의 논문집, Vol. 1, No. 1, pp. 861~865, 1991.



전 홍 태

1976년 서울대학교 전자공학  
과 졸업

1983년 뉴욕 주립대 전기 및  
전자공학과(석사)

1986년 뉴욕 주립대 전기 및  
전자공학과(박사)

1986년~현재 중앙대학교 건

사공학과 부교수

관심분야 : Robotics, Neural Network, Fuzzy Logic Control, Fuzzy-Neural Fusion 등