

퍼지신경제어기(Fuzzy Neural Controller)의 구현

전 흥 태

(중앙대 공대 전자공학과 부교수)

1. 서 론

1965년 미국 캘리포니아 대학의 Zadeh교수에 의해 제안 되었던 퍼지 이론은 애매한 정보를 이용하여 유용한 정보를 만들기 위한, 즉 인간의 애매한 표현을 처리할 수 있는 이론적 바탕을 제공해 주는 이론으로 최근 학계 및 산업계에서 많은 관심을 모으고 있다.

퍼지 이론은 퍼지 집합론(fuzzy set theory), 퍼지 논리(fuzzy logic), 퍼지 측도(fuzzy measure) 등의 개념을 포함하고 있으며 그 수학적인 이론의 정립이 비교적 잘 이루어져 있다. 퍼지 이론의 응용분야는 전문가 시스템, 산업용 로보트를 포함한 일반제어 시스템 설계, 패턴인식, 그리고 산업 공학이나 경영 과학 분야등에 광범위하게 응용되고 있으며, 현재 가장 빨리 활용되어 성공을 거둔 분야는 퍼지제어 분야이다. 국내에서도 세탁기, 에어콘등 가전분야에 퍼지이론의 응용이 확대되고 있다.

퍼지 이론에 대한 연구와 응용이 확대됨에 따라 논리 및 추론(inference)의 잇점을 갖는 퍼지 이론과 학습(learning) 능력을 갖는 신경회로망(neural network)의 합성(fusion)에 관한 관심이 일본 및 미국을 중심으로 고조되고 있다. 즉 상호 보완이 관계를 갖는 두 이론의 합성으로부터 좀더 인간의 사고 능력에 접근 하고자하는 시도가 이루어지고 있다.

한편 신경회로망은 병렬분산처리(parallel distributed processing) 원리를 근간으로 하여 생물학적 신경회로를 간단한 수학을 이용해 하드웨어로 구현한 것이다. 신경회로망 기법은 과거의 경험을 이용 새로운 환경 변화에 적응할 수 있는 학습 기능을 갖고 있다. 현재 신경회로망 기법은 패턴인식, 신호 처리, 최적화, 제어기 설계등에 광범위하게 응용되고 있다.

본 고에서는 퍼지 이론과 신경회로망 기법의 유사한 특성들을 살펴보고, 제어기 구성을 중심으로 한 응용 사례들을 소개 하고자 한다. 그리고 앞으로 활발하게 연구가 이루어질 몇 분야들을 열거한다.

2. 퍼지 제어기(Fuzzy controller)와 신경 제어기(Neural controller)

제어기 구성에 있어 플랜트의 수학적인 모델링은 매우 중요하다. 그러나 매우 복잡한 동적 특성을 갖는 플랜트에 있어 정확한 수학적인 모델링과 적합한 제어기 구성을 용이한 일이 아니다. 따라서 최근에 학습 제어, 적응 제어, 지능 제어의 개념들이 제안되고, 이를 응용한 제어기 구성의 연구가 활발히 진행되고 있다. 퍼지 이론을 이용한 퍼지 제어기와 신경회로망 기법을 이용한 신경 제어기도 이러한 연구

의 일환으로 생각할 수 있다. 본 절에서는 퍼지 제어기와 신경 제어기의 일반적인 구성을 살펴본다.

2.1 퍼지 제어기의 구성

퍼지 제어기(Fuzzy controller)는 기본적으로 기존의 제어 이론에 퍼지 집합 이론과 언어적 제어(linguistic control)의 rule base를 추가하여 요구되는 성능을 만족하도록 구성된 복잡한 제어 시스템이다. 기본적으로 퍼지 제어기는 다음과 같이 4가지 요소(그림 1)로 구성된다.

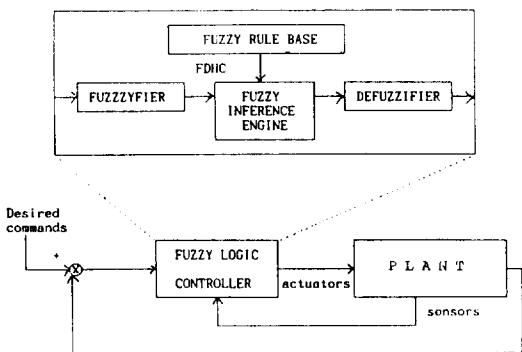


그림 1. 퍼지 논리 제어기의 구성도

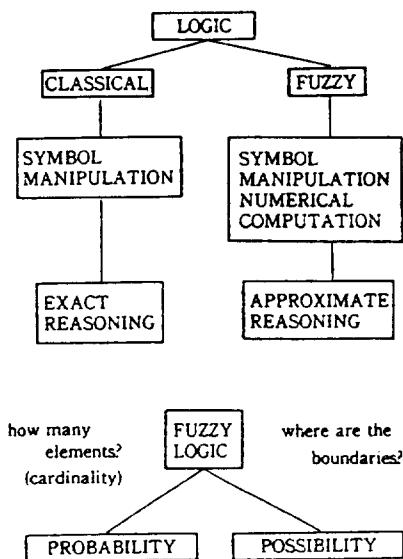


그림 2. 퍼지논리와 기존논리와의 비교

(a) Fuzzifier

(b) Fuzzy Rule Base (or Knowledge base)

(c) Fuzzy Inference Engine

(d) Defuzzifier

Fuzzifier는 퍼지하지 않은 시스템으로부터 얻은 crisp한 수치를 퍼지한 값(퍼지 집합)으로 변환하는 연산 기능을 가지며, fuzzyrule base는 실제 시스템을 제어하는 규칙을 'IF-THEN'의 형태로 표현한 knowledge base이다. 또한 fuzzy inference engine은 퍼지룰을 이용하여 fuzzy 입력에 대한 fuzzy 출력을 추론해 내는 장치이며, defuzzifier는 fuzzy word를 퍼지 하지 않은 값(crisp value)으로 환원하는 기능을 갖는다.

제어기의 fuzzifier 구성에 많이 통용되는 기법은 crisp한 수치를 특수한 퍼지 수치로 취급하는 방법의 퍼지 싱글톤(fuzzy singleton)과 이등 삼각형(isosceles triangle)이 있으며, 양자화(quantization) 방법으로는 선형 양자화와 비선형 양자화 방법을 들 수 있다. Defuzzifier 방식에는 최대값 방법(maximum criterion method), 최대평균 방법(mean of maximum method), 무게 중심법(center of gravity method)들이 있다. Fuzzy rule base는 수십개의 'IF - THEN' 형태의 퍼지 규칙(fuzzy rule)로 구성되며 이 규칙들은 전문가의 경험으로부터 구성된다. 그리고, 퍼지 추론은 직접법(direct fuzzy reasoning), 간접법(indirect fuzzy reasoning)과 Hybrid 방법이 있으며 제어기 구성에 있어서는 직접법이 많이 선호된다.

이러한 퍼지제어기는 기존의 제어방식과 비교해볼 때 다음과 같은 특징을 갖는다.

1) 병렬형 제어

기존의 제어방식은 $v = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 과 같은 형으로 플랜트의 정보(x_1, x_2, \dots, x_n)을 사용하여 새로운 입력 u 를 결정하는 방식이다. 이와반면 퍼지 제어방식은 여러개의 if-then형의 식으로 u 를 결정하는 병렬형 제어방식을 갖는다.

2) 논리형 제어

퍼지제어 규칙의 논리성은 제어규칙의 전건부에 종래의 제어방식에서 생각 할 수 없는 애매하고 다양한 조건들을 기술 할 수 있음을 의미한다.

3) 언어적 제어

종래의 제어 방식에서 제어기의 내부는 일종의 불

랙박스형으로 대화형 제어를 할 수 없으나, 퍼지제어는 일상 언어를 그대로 사용 할 수 있다는 잇점을 갖고있다. 따라서 어떤 규칙이 어떤 정도로 동작하고 있는지 알 수 있다. 참고로 그림 2는 퍼지 논리와 기존의 논리방식과의 차이를 보여주고 있다.

2.2 신경제어기 구성

신경회로망은 인간의 뇌를 모델링한 'neuron-like'의 소자들을 상호연결한 시스템이다. 이 신경회로망은 기존 컴퓨터의 'step by step'방식보다는 'all at

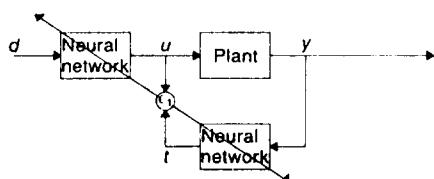


그림 3. Indirect learning architecture

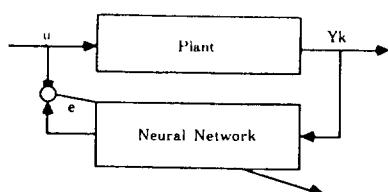


그림 4. General learning architecture

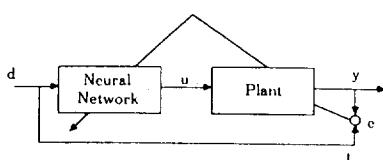


그림 5. Specialized learning architecture

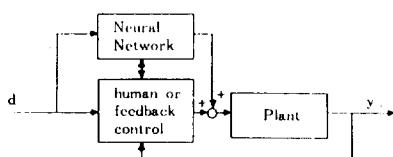


그림 6. 기존제어 방식과 신경회로망에 의한 제어

once' 방식의 계산 구조를 갖는 병렬 계산 처리 능력을 갖고 있다. 그리고 신경회로망은 뉴론과 뉴론의 연결강도를 조정할 수 있는 학습과정을 갖는다. 이와같이 병렬 처리 능력과 학습 능력을 갖는 신경회로망은 연속적인 학습에 의해 이전의 데이터를 보간(interpolation)하는 방식으로 복잡하고 비선형시스템의 제어에 적합하다고 할 수 있다.

일반적으로 신경회로망의 학습 방법은 supervised 학습 방식과 unsupervised 학습 방식으로 분류할 수 있다. Supervised방식은 입력과 출력을 이용 그 오차를 감소시키는 방향으로 연결 강도(synapse weight)를 조정해주어 원하는 출력을 얻고자하는 방식이다. 역 전파 학습 방법(back propagation learning)은 그 대표적인 예이다. 이와 반면 Unsupervised방식은 'without teacher' 방식으로 학습 전에는 출력을 예측할 수 없고 인가되는 입력에 상응하는 출력을 내도록 하는 'self-organization'기능을 갖는다.

현재 신경회로망기법은 제어기 설계, 패턴 인식, 최적화등에 광범위하게 응용되고 있으며 제어시스템에 적용된 몇가지 기법들은 다음과 같다. [3][7]

1) 신경회로망만을 이용한 제어기 구성 :

- Indirect learning architecture (그림 3)
- General learning architecture (그림 4)
- Specialized learning architecture (그림 5)

2) 기존의 선형제어 방식과 신경회로망을 사용하는 방식 (그림 6)

3) 기존 제어구조의 일부분을 신경회로망으로 학습하는 방식

그리고 신경제어는 기존의 제어방식과 비교해 볼 때 다음과 같은 특징들을 갖는다.

- 1) 제어대상 플랜트의 정확한 모델링이 필요없고 환경변화에 용이하게 적용 할 수 있음.
- 2) 병렬 계산 처리 능력으로 복잡한 시스템의 실시간 제어가 가능함.
- 3) 신경회로내의 정보 분산 표현으로 fault tolerance기능이 증대함.

3. 퍼지신경제어기(Fuzzy Neural controller)

앞서 설명한 퍼지이론은 논리성(logicality)의 잇점을 갖고 있는 반면에 신경 회로망은 학습능력의 장점을 갖고 있다. 그리고 두 이론은 다음과 같은 유

사한 특성들을 갖고 있다.

첫째, 신경회로망의 출력특성과 퍼지 이론의 소속 함수(membership function)의 특성은 유사하다. (그

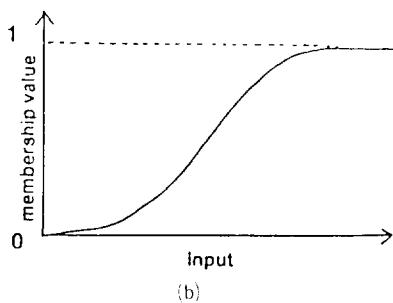
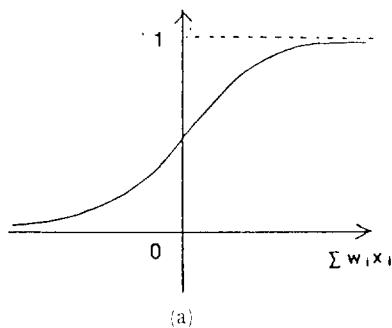


그림 7. (a) 뉴론 출력의 sigmoid함수
(b) 퍼지 이론의 소속함수

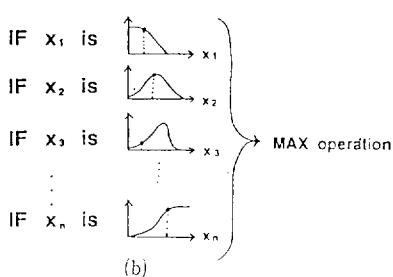
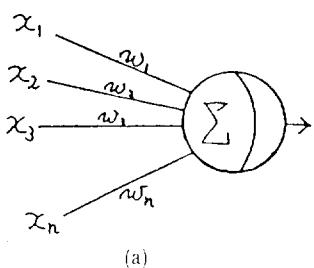


그림 8. (a) 뉴론의 곱 및 합연산
(b) 퍼지추론의 MAX-MIN연산

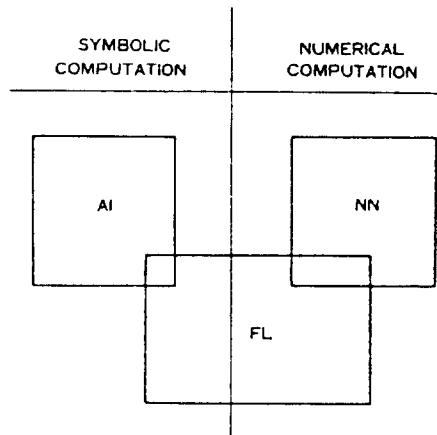


그림 9. 퍼지 논리와 신경회로망의 계산 형태

림 7)

둘째, 신경회로망을 구성하는 뉴론(neuron)의 곱 및 덧셈연산기능과 퍼지 추론에서의 max-min 연산 기능은 유사하다. (그림 8)

상기 잇점들과 유사한 특성들을 이용해 좀더 인간의 사고 능력에 가까운 지능 제어시스템, 즉 퍼지 신경 제어기를 구현하고자 하는 노력이 현재 활발히 진행되고 있다. 이러한 연구들은 다음의 두 방향으로 나누어 이루어지고 있다.

- 1) 퍼지 논리에 학습 기능을 부여 하는 방향.
- 2) 신경회로망 구조에 퍼지 논리성을 부여 하는 방향.

위 두 방향중 많은 연구자들은 첫번째 연구 방향을 선호 하고 있다. 그림 9는 퍼지 논리와 신경회로망의 각기 다른 계산 형태를 보여주고 있으며, 이러한 합성은 퍼지 추론칩과 신경회로망 칩으로 충분히 하드웨어화 할 수 있을 것으로 알려져 있다. 본절에서는 이러한 합성 연구 결과의 두 예를 소개한다.

3.1 움직이는 cart위의 pole 제어[1]

일반적으로 퍼지 제어기의 구성에 있어서 어려운 점은 rule base를 구성하는 것이다. 전문가의 지식이나 실험에 의해 rule base를 구성할 수 있지만 제어 대상이 고도의 비선형일 경우, 그 구성에 많은 어려움을 갖는다. 설사 rule base를 구축하였다 하더라도 그것이 과연 최선인지는 알 수 없다. 이에 본 예에

서는 신경회로망을 이용, rule base를 제어대상의 특성에 맞게 조정해주는 방식을 소개하고자 한다.

본 예의 퍼지 제어기와 신경회로망의 결합 구성도는 그림 10과 같다. 제어 대상은 일차원으로 움직이는 cart위에서 pole이 넘어가지 않도록 cart의 움직임을 제어 하는것이며, rule의 수정은 신경회로망에 의해 이루어진다.

그림 10의 퍼지 decoder는 fuzzifier로서 현재 pole의 속도와 각속도를 퍼지화 시키며 decision making logic(혹은 fuzzy inference engine)은 rule base를 이용하여 추론을 한다. 그리고 defuzzifier에서는 cart에 주어질 crisp한 힘을 출력한다.

Rule base를 구성하는 규칙은 다음과 같다.

if x is A_i and y is B_i then z is C_i
 $(i=1, 2, \dots, N)$

여기에서 x , y 와 z 는 수직축을 기준으로 한 pole의 기울어진 각도, 각 속도, 그리고 cart에 가해줄 힘을 나타내주는 언어변수(linguistic variable) 들이다. 그리고 A_i , B_i , C_i 는 각각의 언어 변수에 해당하는 퍼지 집합의 언어값(linguistic value)이다. 그럼 11은 언어 변수 A_i , B_i , C_i 의 결정을 보여준다.

한편 rule base를 수정해주는 신경회로망은 두개의 다른 구조로 구성되어 있다 그림 10의 연상 비판 뉴론(ACN)은 제어 시스템의 현재 상태와 출력의 연관 관계를 기억하는 것이고, 다른 연상 학습 뉴런(ALN)은 pole이 넘어졌을 경우에 rule base를 수정해주는 역할을 한다. 즉 pole이 넘어졌을 경우 ACN이 ALN에 pole이 넘어졌다는 비판 신호를 보내게 되며, 이 비판 신호를 받아 ALN은 그이전에 이용한 rule의 가중치를 줄이게 된다. 만약 pole이 계속해서 허용 범위내에 있게 된다면 ALN은 그 rule의 구성이 잘 되어 있는 것으로 간주하여 rule의 가중치를 증가하게 한다.

결론적으로 상기 퍼지 신경 제어기는 일반적인 동물의 훈련 방식과 유사하다. 즉 동물의 어떤 잘못된 행동을 하였을 경우 조련사는 그 행동에 대해 벌칙을 주어 그 동물이 그 행동을 못하게끔 하는것과 같다.

3.2 퍼지 신경 회로망[3]

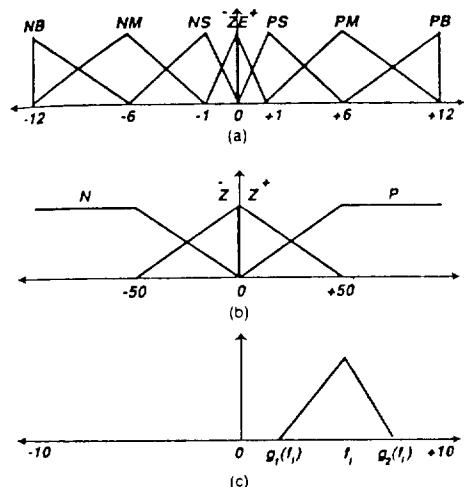


그림 11. pole의 기울어진

- (a) 각도, (b) 각속도와
(c) 가해줄 힘의 양이 같

본 예에서는 퍼지 추론에 신경회로망 기법을 도입한 구체적인 예를 보여주고 있다. 이 퍼지 신경회로망은 자동적으로 퍼지 규칙을 identify하고 소속함수(membership function)을 조정해준다. 즉 전문가는 시행착오에 의해서 판단의 규칙을 습득하게 되는데 이러한 규칙을 identify하는데는 많은 시간이 걸리므로 신경회로망의 학습능력을 이용해서 자동적으로 판단 규칙을 identify하고 소속함수를 수정해준다.

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

R'; IF x_i is A_{it} and x_j is A_{ij} then f_i
 전전부 (premises) 결론부 (consequences)

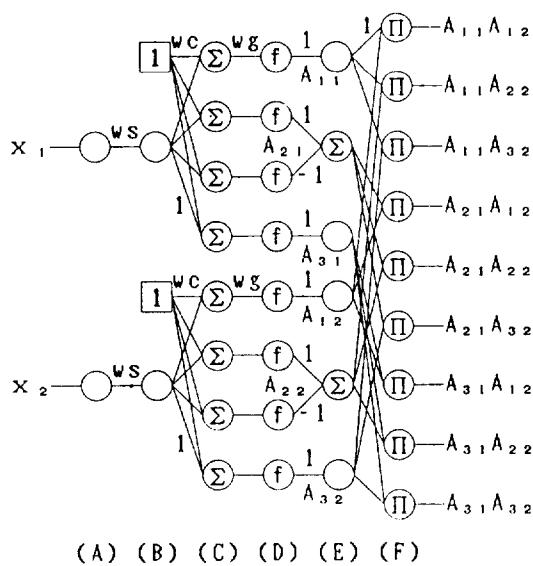


그림 12. 퍼지 신경회로망에 의한 전건부 구성

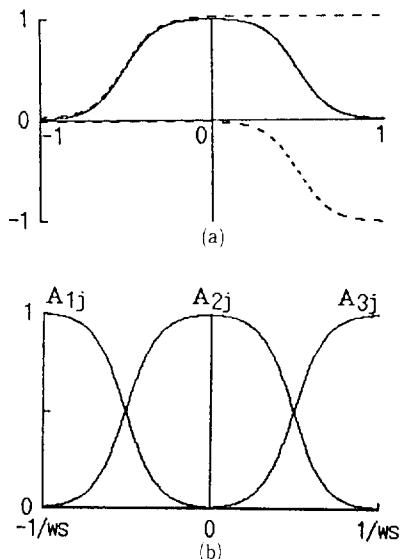


그림 13. (a) 소속함수 A_{2j} 의 합성
(b) 전건부에서 소속함수

그림 12은 퍼지 신경회로망에 의한 전건부(premises)의 구성을 보여주고 있다. 그림 12의 퍼지 신경회로망은 5개의 신경회로망 층과 역 전파 학습 알고리즘(back propagation algorithm)을 사용하고 있다. 입력이 x_1, x_2 일 때 각 전건부에는 3개의 소속함수를 갖는다. D층의 $f(x)$ 는 시그모이드 함수

(sigmoid function)이고 가중치(weight)들 ws, wc, wg 들이 학습에 의해 수정되면서 $f(x)$ 의 입력이 된다. 최종 $f(x)$ 는 다음과 같이 결정된다.

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

$$= \frac{1}{1 + \exp\{-wg(ws \cdot x_j + wc)\}}$$

여기에서 $x_j = ws \cdot x_j$ 는 정규화된 입력(normalized

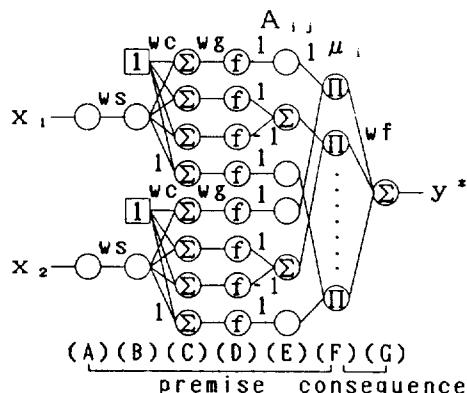


그림 14. $f_i = \text{Const.}$ 인 경우의 결론부 형성

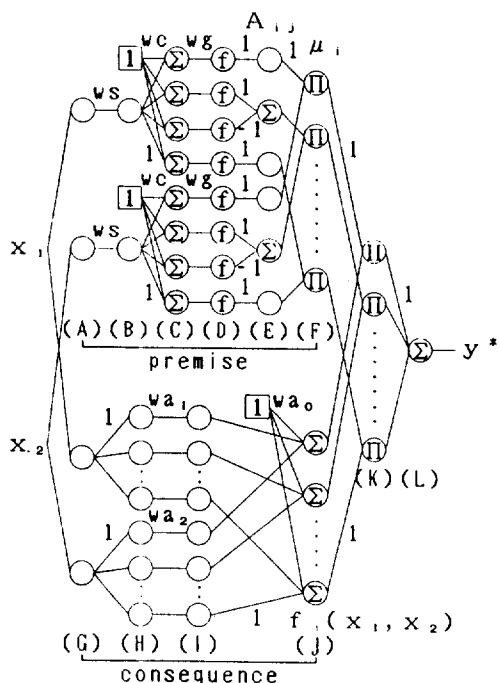


그림 15. f_i 가 선형 방정식인 경우의 결론부 형성

input)이다. 그러므로 ws, wc, wg를 적당히 초기화 시키면 전건부 A_{ij} ($i=1, 2; j=1, 2, 3$)가 universe of discourse에 할당되는데 이러한 전건부 A_{ij} 는 그림 12에서처럼 두개의 시그모이드 함수에 의해서 구성될 수 있다. 이때 소속함수(membership function)은 가중치 ws, wc, wg의 설정에 의해 조정된다.

한편, 퍼지 신경회로망의 결론부(consequences)는 다음 두가지 형태로 구성된다.

1) 퍼지 규칙이

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

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

여기에서 f_i 는 규칙에 의해 정해지는 상수값이며 그림 14는 이 추론규칙을 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,

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

여기에서 $f_i(x_1, x_2) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2$, $a_j (j=0, 1, 2)$ 는 상수이다.

그림 15는 이 추론 규칙을 보여주고 있다.

4. 앞으로의 연구 방향

인간의 사고능력에 좀더 접근하자는 퍼지이론과 신경회로망의 결합은 장차 그 연구 분야 및 응용 범위가 확대될 전망이다. 앞으로 연구 관심이 중점적으로 모아질 몇개의 분야를 대략 열거하면 다음과 같다.

- 1) 신경회로망을 이용한 퍼지 추론 규칙의 자동생성에 관한 연구.
- 2) 추론 환경 변화에 의한 추론 규칙의 적응성 향상에 관한 연구.

- 3) 신경회로망에 학습 퍼지 논리를 부가하는 연구.

5. 결 론

본고에서는 퍼지이론과 신경회로망 기법을 결합하는 새로운 연구 경향을 소개하였다. 이 연구는 1990년 일본 Iizuka에서 개최된 'International conference on Fuzzy logic & Neural networks'에서 많은 관심을 모은 분야로 장차 이 분야의 연구가 크게 활성화 될 가능성이 있다고 생각된다.

최근 국내 모 가전 업체에서 퍼지 뉴론 에어콘을 개발한 것으로 알려져 있다. 이는 퍼지 이론과 신경회로망 결합 연구가 국내에서도 점차 확대될 움직임을 보여주는 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] Chuen-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.
- [2] Y. Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller," Proc. of IECON '90, Vol. 2, pp. 1315-1343, 1990.
- [3] S. Horikawa, T. Furuhasi, S. Okuma, Y. Uchikawa, "Composition Methods of Fuzzy Neural networks," Proc. of IECON'90, Vol. 2, pp. 1253-1258, 1990.
- [4] P.Psaltis, A.Sideris, and A.A. Yamamura, "A multilayered Neural network controller," IEEE Control Systems Magazine, pp. 17-21, April 1990.
- [5] 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.
- [6] 변 중남, 김 동화, "퍼지 추론에의한 제어 방법," 대한 전기학회지, Vol. 39, No. 12, pp. 21-32, 1990.
- [7] 오 세영, "신경회로의 로보틱스 및 산업 자동화 응용," 대한 전자공학회지, Vol. 17, No. 3, pp. 262-270, 1990.