

## 퍼지와 신경망의 융합

김 승 우 · 박 민 용

(연세대학교 전자공학과)

### ■ 차 례 ■

I. 서 론

II. 신경망의 특성

III. 퍼지 추론의 특성

IV. 퍼지 및 신경망의 융합

V. 응용 시스템

VI. 결 론

### I. 서 론

사회의 다양한 변화에 따라 정보의 중요성이 점점 커지므로서, 첨단 정보 처리 기술의 발달과 함께 이와 관련된 각 분야의 독자적인 발전은 물론, 이들 상호간의 장단점을 고려한 융합된 형태의 새로운 정보처리 시스템에 관한 연구도 활발히 진행되고 있다.

지적 정보 처리 기술에서는 AI, 뉴럴네트, 퍼지가 그동안 주목을 받아 왔다. 퍼지 이론은 1965년 L.A. Zadeh에 의해 처음으로 도입된 것으로, 0이나 1중의 어느 하나를 선택하는 Digital 논리와는 달리 0과 1의 중간값의 표현이 가능하므로 보다 정확한 정보를 줄 수 있으며, 관찰이나 실험 또는 남으로 부터의 메시지를 전달 받을 때의 애매하고 불확실한 정보를 처리하는데 매우 큰 장점을 가지고 있기 때문에 제어 분야, 영상처리, 의료진단, 전문가시스템, 인문사회과학 등의 각 분야에서 응용되고 있는 실정이다. 한편, 신경망 이론도 80년대를 거치면서 많은 학문적 발전을 이룩하였다.

신경망 이론은 학습 기능과 같은 유용한 특성들로 인하여 여러 분야에서 응용되면서 각광을 받고 있으며, 특히 시각적인 패턴 인식, 영상인식, 비전, 문자인식 등 기존의 인공지능 분야에서 해결하기 어려웠던 문제 영역들에 응용되어 좋은 결과를 내고 있다. 그런데 최근 들어서는 나름대로 각각 많은 연구 결과들을 쌓아온 퍼지 이론과 신경망 이론사이에서 상호보완

적인 측면만을 이용하여 융합하는 기법에 대한 연구가 진행되고 있으며 그 응용 시스템도 계속적으로 발표되고 있다. 그러므로 본 특집에서는 신경망 이론과 퍼지 이론의 상호보완적인 특성들을 분석하고, 이들의 융합에 관한 연구를 융합방법의 형태별로 논술하며 그 응용 시스템의 예를 통하여 퍼지와 신경망의 융합 연구와 관련된 분야의 현재와 미래를 소개하고자 한다.

### II. 신경망의 특성

신경망과 퍼지의 융합은 각 이론의 장단점 중에서 각 장점을 이용하여 단점을 보완하는 방법을 취하고 있으므로 신경망과 퍼지의 융합을 논하기에 앞서 신경망과 퍼지의 특성분석이 필요하다.

신경망에서 대표적인 백프로퍼게이션(역전파) 신경망(역전파 알고리즘N)에 대해서 그 특징을 고찰하기로 한다. 역전파 알고리즘N에서는 입력층으로부터 출력층까지 순방향으로의 결선만을 가지며, 피드백 결합은 가지지 않는다. 역전파학습규칙에서는 뉴런간의 결합 관계의 강도를 나타내는 시냅스 가중치 Wij를, 학습함으로써 변화시켜 각 입력 패턴을 제시할 때, 대응하는 올바른 출력 패턴이 나타나도록 조정하는 것이 학습 목표로서 설정된다. 구체적으로는 실제의 출력과 올바른 출력 사이의 오차 제곱을 정의하여 이것을 최소화하도록 결선수만의 차원의 값인 시

냅스 가중치 벡터 W를 조정하는 것이 목표로서 설정된다. 이것을 비선형 최적화 문제로서 정식화된다.

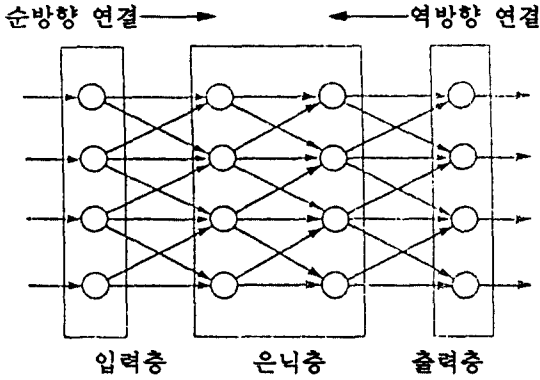


그림 1. Back Propagation 신경망

그러나, 가중 벡터W의 차원은 매우 크고 최적화 하기에 너무 대규모적이어서 그대로는 계산량면에서 큰 제약을 받게 된다. 그러나 층간의 접속이 순방향만인 경우, 한번에 대규모적인 최적화 문제를 풀 필요 없이 출력층부터 소규모적인 최적화 문제를 순차적으로 풀어가면 되는 것이 Rumelhart 등(1986)에 의해 제시되었다. 이것이 역전파학습규칙(Learning Rule by Back Propagation)이라고 하는 것이다. 그림1은 역전파학습 규칙의 방식을 나타낸다. 역전파 학습 규칙의 기동을 최적화 이론의 입장에서 보면 오차 함수 곡면상을 최급강하법이라고 불리는 최적화 절차에 따라서 순차적으로 탐색을 해가는 것이다. 역전파 학습 규칙에 따르는 신경망의 특징은 다음과 같이 요약된다.

1. 역전파 학습에 의한 학습은 오차곡면상의 최급강하법에 상당하는 것으로부터 최적화 수법으로서의 최급강하법의 결점. (수렴성이 나쁨 등)을 갖는다.
2. 은닉층의 존재는 정보처리 능력의 향상에 관련되지만 동시에 잉여성(redundancy)의 문제를 발생케 하고 학습속도의 저하를 초래하므로써 양자 간에는 trade-off의 문제가 존재한다.
3. 역전파 학습 규칙의 확장 혹은 개선은, 여러 방법으로 시도되어 있지만, 이것은 비선형 최적화 문제에 걸려 있다.
4. 퍼드백 결합이 있는 경우에 대해서는 역전파 학습 규칙은 무력하고, 이 경우의 유효한 학습 방법은

확립되어 있지 않다.

5. 학습을 위한 예제 집합의 선택과 갱신은 뉴럴네트의 적절한 일반화의 형성에 있어서 중요하며, 예제 집합을 안이하게 부여하면 과잉 변화를 일으킬 염려가 있다.

### III. 퍼지 추론의 특성

퍼지 추론이란 집합으로서의 귀속이 애매한 대상을 퍼지 집합(멤버쉽 함수)으로서 표현하고, 또한 인과관계가 애매한 대상간의 결합관계를 퍼지론으로써 표현한 위에 애매한 관측 내용에 대한 타당한 결과를 주는 추론법을 말한다.

다음의 2가지 퍼지론이 주어졌다고 보자.

(규칙 1) if x is  $A_2$ , then y is  $B_2$  (1)  
 $A_2 \supset X, B_2 \supset Y$

(규칙 2) if x is  $A_1$ , then y is  $B_1$  (2)  
 $A_1 \supset U, B_1 \supset V$

(사실) u is  $A'$ ,  $A' \supset U$  (3)

규칙 1 및 규칙 2의 전제부와 사실 사이의 논리곱(min 연산)의 결과가 (그림 2)의 좌측의 위로부터 3단계 및 4단계에서 보여준다.

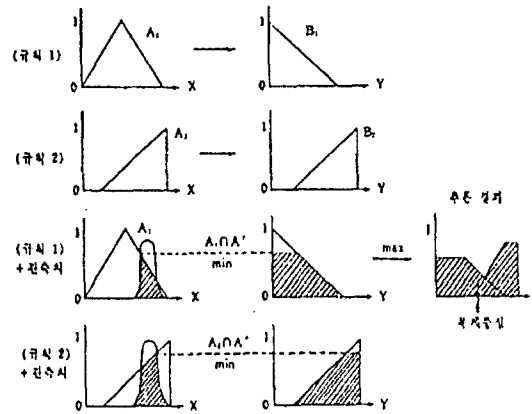


그림 2. 퍼지 추론의 일반적 방법

다음에 min 연산 결과 얻어지는 멤버쉽 함수의 퍼크값에 따라 규칙의 결론부의 윗쪽을 자르는 조각이 (그림 2)의 오른쪽에 나타나 있다. 잘라진 두 가지 결론부를 논리 합(max 연산)에 따라 합성하는 조각을

(그림 2)의 오른쪽 밑에 나타난다. 결론부가 조작에 대응하는 경우, 멤버십 함수의 무게 중심값을 선택하여 그 조작값으로 하는 것이 많이 이용되고 있다. 퍼지 추론의 특징은 다음과 같이 요약된다.

1. 퍼지 추론에서는 주로 파라미터로 표현된 기능 처리가 중심이고 파라미터가 사전에 동정(identification)이 되어 있는 것을 전제로 한다.
2. 퍼지 추론에서 추론이라고 정하는 것의 실체는 보간(Interpolation) 등의 수법이라고 말할 수 있다.
3. 퍼지 시스템은 논리형 지식시스템에 비해 적을 수로 표현될 수 있다.
4. 예제 집합에 따라 멤버십 함수를 튜닝할 필요가 있고, 비선형 최적화 문제를 풀어야 할 것이다.
5. 전문가로부터 획득한 경험 규칙은 초기치적인 의미밖에 없고, 튜닝 결과, 경험규칙은 수정되어 경우에 따라서는 원형에 머무르지 않게 될 수도 있다.
6. 입출력 데이터에 적합화시킬 수 있지만 그 근거를 설명할 수 없다. 즉 결과만으로는 좋지만, 충분한 테스트 데이터가 이용가능하지 않을 때에는 신뢰성이 낮다.
7. 퍼지 추론을 다단계적으로 적용하려고 하면 애매성의 폭발이라는 문제 발생의 염려가 있으며, 이는 아직 미해결 과제이다.

#### IV. 퍼지 및 신경망의 융합

##### 4.1 신경망과 퍼지 융합의 특징

신경망과 퍼지는 목적이 유사하고 접근 방법이 다른 점으로부터 그 양자의 융합은 서로에게 장점을 준다. 예를 들면 신경망에 있어서의 멤버십 함수 등을 학습에 따라 구성하는 것을 가능하게 했고 뉴럴네트의 능동적인 비선형 다이나믹스는 「애매성의 폭발」을 막을 수 있는 것이라고 기대된다. 한편 현재의 신경망에 있어서 대표적인 모델인 홉필드 네트워크 및 백프로퍼게이션 학습은 좋은 특성을 가지지만 그 능력이 한계가 있다. 따라서 장래에 보다 고도의 정보처리 기능을 가지는 뉴럴네트를 향해서 이들 네트워크를 대규모화 할 필요가 있지만, 퍼지의 처리구조는 이와 같은 대규모 뉴럴네트의 구성, 설계 할 즈음 중요한 지침으로 될 것이 기대된다.

신경망 퍼지 시스템은 현재 제2세대로 들어와서 더욱 확대되어 가며 이에 따라 적용분야도 중복되게 되

었다. 예를 들면 금융 현상으로서 지식 공학, 퍼지추론, 신경망 등을 이용한 일본에서의 최근 증권회사의 처리를 들 수 있다.

이와 같이 기술이 중복되기 시작한 지금 이들의 위치를 다시 한번 본다면 표1과 같다.

표 1. 전문가 시스템, 퍼지 및 신경망의 관계

명 화	불 명 화		
	명 화	불 명 화	
종래의 프로그램	전문가	명 화	불 명 화
알고리즘	시스템	퍼지 이론	신 경 망

사무계산이나 수치계산과 같은 「명확함」과 인간의 지식, 경험, 애매함을 대상으로 한 「불명확」함을 크게 나누어 볼 수 있다. 간결 명료, 권선징악과 같은 세계와 그렇지 않은 세계의 차이를 보는 셈이다. 표에서는 종래의 프로그램이나 알고리즘이 「명확」한 데 반하여 위에서 말한 전문가 시스템이나 퍼지 이론, 신경망 등은 「불명확」한 세계가 되는 셈이다. 한편 논리가 「명확」한 전문가 시스템의 입장에서 본다고 하면 퍼지 이론이나 신경망은 또한 「불명확」한 세계가 되는 셈이다. 더욱이 이러한 세계를 더욱 좁혀 간다면 물이 전면에 나오느냐 안 나오느냐에 따라서 「명확」성 면에서의 퍼지 이론과 신경망을 다시 나눌 수 있게 된다. 이러한 세가지 기술의 특징, 장점을 비교하여 본다면 표 2와 같다.

표 2. 전문가 시스템, 퍼지 및 신경망의 특징

전문가 시스템	추론기구·시스템구축 등의 연구
퍼지 이론	애매함을 포함한 자연언어 등의 지식 표현
신 경 망	명시적 지식없이 규칙생성, 학습 기능

즉, 이들은 인간다움을 목표로 하는 기술으로써 더욱이 특징이 서로 다르기 때문에 이들의 좋은 점을 모은 기술의 융합이 가능하게 되며 필요하게 된다는 것을 알 수 있게 된다. 각 기술에 대해서는 많은 연구가 진행되고 있으므로 경계 영역을 융합화를 주안점으로 삼고자 한다. 이 분야들은 상호보완적이면서 시스템에 따라서는 그 비중을 날리 할지는 몰라도 각 장점을 살린 융합 시스템이 좋은 효과를 보이기도 한다. 이 분야들의 장단점을 구체적으로 비교하여 보면 표 3과 같다.

표 3. 지능 정보처리 분야들의 장단점

	신 경 망	퍼 지	AI
장 점	· 지식획득의 불필요성 · 병렬처리의 가능성 · 잡음, 파괴에 강한 점	· 신경망과 AI의 중간 · 병렬처리의 가능성 · 영역 지식이용의 가능	· 추론결과의 타당성 · 추론과정의 투명성 · 유지확장의 용이성
단 점	· 추론결과 설명의 난이성 · 훈련사례의 선택문제 · 학습속도 문제	· 애매함의 폭발 · 설명능력 약함 · 지식획득의 문제	· 지식획득의 문제 · 제어의 포화 문제 · 축차처리의 지연성

4.2 퍼지와 신경망의 융합

신경망은 안에서 무엇을 하고 있는가 잘 모르고, 퍼지는 애매한 정보를 취급한다고 하는 사람들로부터 본다면 양쪽 모두 애매한 인간다운 점을 가지고 있다. 그렇다면 당연히 앞에서 말한 증권 운영과 같이 양자가 결합하는 부분이 있다고 생각되는 것도 이상하지는 않다. 그러나 절차탁마하는 경쟁자도 좋지만 서로 가지고 있는 장점을 살려서 협력하여 보다 매력적인 기술을 나타내고자 하는 쪽이 효과를 볼 것이다. 표 1, 표 2는 그 가능성을 나타내고 있다.

양자의 특징을 가지는 연구는 약 15년 전에 신경생리 분야에서 시작되고 있다. 신경세포의 모델 기술을 하는데 퍼지 오토마톤이나 퍼지 언어 등을 도입하는 것이 시작점이었다. 간단한 것으로는 뉴런의 분류로 퍼지집합, 연산을 이용한 것으로부터 뉴런 모델의 기술이나 신경계의 기술에 이르기까지 연구가 되어 있다. 이후 논하고자 하는 최근 연구는 대부분이 퍼지의 세계에 신경망을 도입하는 연구인데 반하여, 초기 연구는 신경망 세계에 퍼지를 집어넣은 점이 흥미롭다. 신경망 세계에도 모델이나 학습 알고리즘이 발달되었기 때문에 앞으로는 확장을 한 퍼지가 들어올지도 모른다.

양자의 특징을 가지는 공학적인 연구가 시작된 것은 신경망 및 퍼지 붐에 따른 최근 2, 3년에 이루어진 일로 그 연구의 중심은 일본인 셈이다. 아직 퍼지에 대한 구미, 특히 미국의 관심이 적기 때문에 퍼지 연구가 활발한 것은 일본, 중국으로 그 중에서 중국은

계산기 파워 면에서 아직 신경망 연구자가 적은 것이 그 이유이다. 그러나 88년에 NASA에서 신경망 및 퍼지의 국제 WORKSHOP이 열려 실제로 융합 연구는 적었지만 그 후 세계적으로 널리 관심을 가지게 되었다. 일본에서의 양자의 융합을 가지는 최초의 논문은 1986년의 에어컨 제어이지만 내용적으로 실제 융합 연구가 이루어진 것은 1988년부터이다. 최근까지 이루어진 연구들을 몇가지로 분류하여 소개하려 하는데 퍼지추론과 신경망의 결합방법은 다음의 세 가지로 크게 나눌 수 있다.

- 1) 멤버십 함수와 신경망(신경망 구동형, 멤버십의 자동설계)
- 2) 신경망을 이용하여 퍼지추론 결과의 수정
- 3) 서로 다른 피제어 시스템에의 적용

1)의 방법은 퍼지추론의 설계과정에서 가장 어려움이 있는 멤버십 함수의 설계를 신경망에 의하여 자동설계까지 발전시키려는 목적의 신경망과 퍼지의 융합으로 그 구성도는 (그림 3)과 같다. 2)는 퍼지추론 결과의 보완을 위하여 학습기능을 갖는 신경망을 이용하는 것으로 (그림 4)에 나타나 있으며, 3)의 방법은 피제어 시스템의 특성에 따라 퍼지와 신경망이 각각의 특성을 살려서 독립된 구성으로 결합되는 방식으로 (그림5)에 나타나 있다. 위의 세가지 융합방법에서 가장 많은 연구진행이 이루어져 있는 멤버십 함수와 신경망 융합 방식에 관한 자세한 소개를 다음장에서 하기로 하자.

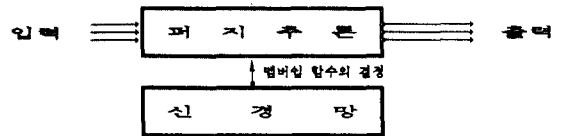


그림 3. 신경망 구동형 퍼지추론

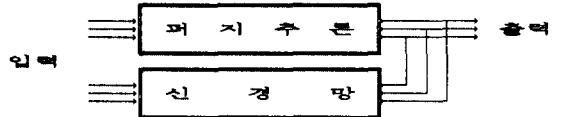


그림 4. 신경망을 이용하여 퍼지추론결과의 수정 알고리즘.

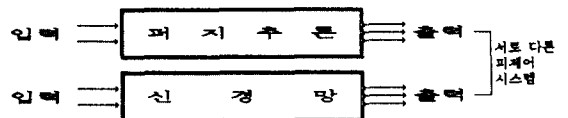


그림 5. 서로 다른 피제어 시스템에 퍼지와 신경망의 적용

4.3 멤버십 함수와 신경망

통상의 퍼지추론의 논리, 멤버십 함수를 고정하고 추론하기 때문에 시시각각 변화하는 추론환경에는 적용할 수 없다. 이 해결책은 퍼지 추론에 학습 적응 기능을 집어넣는 것으로 그 대상에는 두 가지 방법이 있다. 하나는 논리 그 자체를 적응적으로 변화시키는 것이며 또 하나는 논리에 시작하는 애매함을 표현하는 멤버십 함수를 적응적으로 변환시키는 것이다.

퍼지제어 세계에서 최근 검토되고 있는 것이 전자의 방법으로 IF-THEN 형식의 퍼지수정규칙을 가지는 학습형 퍼지제어나, 퍼지추론 출력을 입력에 피드백시켜 시간적 동특성을 반영시키려고 하는 재귀형 퍼지추론이 이에 해당된다.

한편 멤버십 함수에 신경망의 학습기능을 집어넣는 방법이 여기서 소개하고자 하는 연구이다. 퍼지추론에 있어서는 「크다, 작다」고 말한 애매함을 포함한 언어로 추론 물을 기술할 수가 있다. 이것은 인간의 사고형태, know how 기술에 가까운 불 구축이 용이하다. 그러나 멤버십 함수의 형상은 시행 착오로 조정하고 있으므로 이것을 신경망을 사용하여 자동적으로 결정시키도록 하는 것이다. 신경망의 학습 기능을 사용하기 때문에 설계시의 자동 결정 뿐만 아니라 운용시의 적응적 영상 변화도 가능하게 된다.

4.3.1. 신경망 구동형 퍼지 추론

예를 들면 IF...THEN 형식의 퍼지추론 물이 다음과 같은 경우를 생각해 보자.

IF 온도가 낮고, 습도가 높고, 햇빛이 강하다면, THEN...

통상의 퍼지추론에서는 낮은 온도, 높은 습도, 강한 햇빛을 나타내는 멤버십 함수가 각각 경험적으로 설계된다. 각 변수마다 독립적으로 낮다, 높다, 강하다라는 것을 설계하기 때문에 예를 들면 습도와 온도와 습도의 이차원 공간을 생각하면은 (그림 6)과, 같은 퍼지 물 분할이 가능하다. 그림을 본다면 예를 들면, A2의 영역은 IF 온도가 낮고 동시에 습도가 높다면은 THEN...이라고 하는 퍼지 추론 물이 속하는 영역으로, 사선 부분은 이들 물이 겹쳐 있는 영역으로 보면 좋다. 시행착오로 멤버십 함수를 설계하지 않으면 안되는 입장에서부터는 변수마다 독립적으로 설계할 수 있다고 하는 것이 매우 매력적이지만 이들은 어디

까지나 가정이고 또는 독립만큼의 대상을 취급하려고 하는 것이다.

반면에 온도 습도 햇빛의 멤버십 값의 4차원 공간에 만들어지는 비선형 멤버십 초 곡면을 생각하고 이것을 하나의 신경망 내부의 학습으로 형성하고자 하는 방법이 신경망 구동형 퍼지 추론이다. (그림 6)에 대하여 (그림 7)과 같은 비선형 퍼지 추론 물 분할이 된다. 이것이 3변수, 4변수로 늘어났다면 더욱 경험과 느낌으로 그 멤버십 함수를 설계하는 것은 불가능하게 된다. 그러나 설계를 위한 데이터에는 이들을 설계하는 데에 족한 정보가 있기 때문에 인간으로는 무리해지라도 신경망으로 설계를 시키려고 한다면 가능하게 된다.

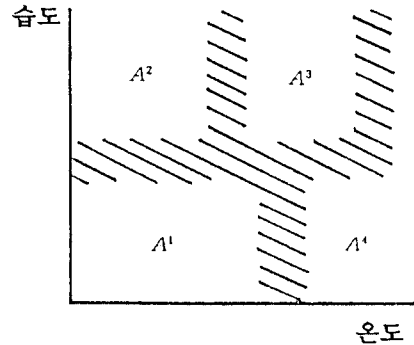


그림 6. 일반적인 퍼지 물 변환

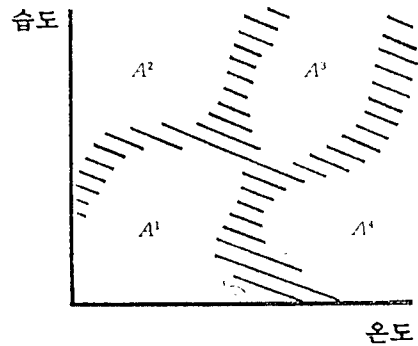


그림 7. 신경망 구동형 퍼지추론의 물 변환

4.3.2. 멤버십 함수의 자동 생성

이 자동 설계는 경험적으로 확인되고 있다. 손 위에 막대를 세우는 것을 경험한 적이 있었지만 이것을 퍼지제어로 행하는 실험이 그 예이다. 추론 물은 만약

「IF 막대가 오른쪽으로 크게 기울어져 있으면 THEN 활차를 빨리 오른쪽으로 이동시킨다」 등과 같이 간단히 생각되는 것이 있다. 그러나 이 「크게 기울어져 있다」, 「빨리 이동한다」고 표현하는 멤버십 함수를 설계하는 것은 시간을 들여 시행착오로 반복할 필요가 있다.

이것은 신경망 구동형 퍼지 추론을 사용한다면 다음과 같이 된다. 우선 TV 게임에 익숙한 인간이 대차를 좌우로 이동시켜서 막대를 세워본다.

이때 막대의 각도나 활차의 속도 등을 신경망에 입력시켜 멤버십 함수를 자동생성시킨다.(그림 8 참조)

일단 추론 불이 만들어진다면 다음은 자동적으로 세우는 것이 가능하게 된다. 물론 룰 베이스이기 때문에 막대를 흔드는 등 인간이 막대를 세운 조건과 다르더라도 막대를 세울 수가 있다. 익숙치 못한 사람은 그 사람 나름대로, 능숙한 사람은 능숙한 사람대로 막대를 세우는 퍼지 제어 불이 만들어지는 셈이다. 막대를 아래에서부터 흔들어 올리면 그 막대를 세우는 제어인 경우 인간에 의한 멤버십 함수의 조정이 30, 40 시간 걸렸지만 신경망의 경우 통상의 PC의 30분 내지 1시간의 학습으로 조정이 끝났다.

기계 퍼지제어로 반영시키는 연구도 있다. 작업자의 know-how를 IF...THEN 형식의 퍼지 추론 불로 기술하여 놓고 작업민의 울퉁불퉁함이나 재질 등의 가공 내용을 입력한다면 가공 조건을 추론하여 공장 기계를 제어하는 (그림 7)의 시스템이 그 예이다.

숙련 작업자에게 가공 know-how를 들고 추론부를 기술하지만 연삭 각도를 낮추어서 천천히 이동시킨다고 말하는 지식을 퍼지추론 불로 하는 것은 간단하지만 그 정도만을 멤버십 함수로 나타내는 것은 꽤 시간이 걸린다. 따라서 초기 단계의 시스템이 추론한 가공 조건과 숙련 작업자가 정한 가공조건과의 사이에는 당연히 일반인과 전문가의 차이가 있다. 기기에 이 오차를 최소로 하도록 신경망으로 멤버십 함수의 이득을 조정 학습하는 것으로 전문가는 전문가 나름의 가공기계로 작업하는 것이 가능하도록 된다. 이상의 연구는 계층상의 신경망을 이용하고 있다.

4.3.4. 흠 필드 모델에 의한 조정

멤버십 함수는 아니지만 흠 필드 모델을 이용하여 튜닝하는 연구도 있다. 「IF...THEN 제어량=3.7」과 같이 THEN부분을 간략화한 퍼지추론을 생각하여

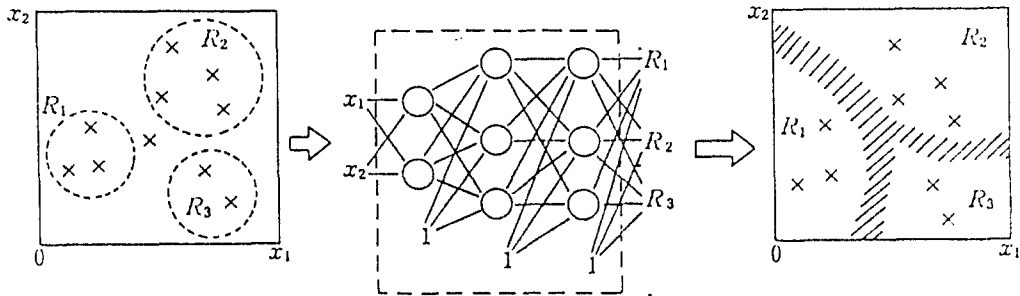


그림 8. 신경망에 의한 퍼지 룰 변환

4.3.3. 멤버십 함수의 조정 학습

이 학습을 사용한다면 도중에 멤버십 함수를 수정하는 것도 가능하다. 예를 들면 공장에서는 표준 설정을 해 놓고 사용하고 있는 것 중에서 손님의 취미에 따른 제어가 되는 제품도 가능하게 된다. 앞에서 말한 유연한 지적 처리 시스템이란 딱딱한 그러한 처리가 아닌 좀 「사용하면 사용할수록 사용하기 쉬워지는 기기」와 같은 주위의 것으로부터 시작될 수가 있다.

숙련 작업자의 가공 know-how를 신경망으로 공장

THEN부분의 제어량의 수치를 정하는 문제에 응용하는 것이다. 오퍼레이터의 조작량의 퍼지추론의 결과와의 오차를 에너지 함수로서 에너지 최소값을 얻는 셈이 된다.

V. 응용 시스템

퍼지와 신경망의 융합에 관한 응용 예로서는 여러 융합 방식 중에서 퍼제어 시스템에 적용하여 성공적

인 결과가 확인된 바 있는 몇가지의 응용 시스템을 아래에서 소개 한다.

5.1. 신경망 구동형 퍼지추론을 이용한 제어 시스템

퍼지 제어기가 고전 제어기에 비해 강건(Robust)한 특성을 갖는 등 여러 가지 장점을 갖고 있었으나, 고전의 퍼지 제어기는 멤버십 함수를 결정하고 그 추론물을 형성하는데 전적으로 인간의 경험에만 의존하는 단점을 갖고 있었다. 이같은 단점을 보완하고 퍼지 제어기의 장점을 살린 새로운 형태의 제어기가 신경망 구동형 퍼지 추론 제어 시스템(NDF, Neural network Driven Fuzzy reasoning)이다. NDF는 신경망의 학습 능력을 이용하여 퍼지 제어기의 멤버십 함수와 추론 물을 자동적으로 설계(automatic Design)하자는데 그 근본적인 취지가 있다. NDF와 그 학습 방법을 설명하기애 앞서 기존의 퍼지 제어기의 구조를 간단히 설명하기로 한다. 기존의 퍼지제어기로 다음과 같은 모델로 표현되는데

$$Rs : IF \ x_1 \text{ is } As \text{ and } x_2 \text{ is } Bs \text{ THEN } Ys = as_0 + as_1x_1 + as_2x_2$$

$$(1 \leq s \leq r, r \text{은 룰의 수})$$

여기서  $x_1, x_2$  입력 변수,  $y_1 \dots y_r$  각 룰의 출력 변수이고 전체 제어기 출력은

$$y^* = \frac{\sum_{s=1}^r \mu_s(x_1, x_2) * y_s}{\sum_{s=1}^r \mu_s(x_1, x_2)}$$

이며 여기에서,  $\mu_s(x_1, x_2) = A_s(x_1)B_s(x_2)$ 으로 나타난다. 그러나 이같은 기존의 퍼지 제어기들은 앞서 설명한 바와 같이 전건부의 퍼지 변수( $A_i, B_i \dots$  등)의 멤버십 함수와 후건부의 계수들( $a_{i0}, a_{i1}, \dots$  등)의 결정이 어려운 문제점을 가지고 있었다. 이같은 문제점을 해결하기 위해 등장한 NDF는 다음과 같은 구조를 갖는다.

$$Rs : IF \ x = (x_1, \dots, x_n) \text{ is } As \text{ THEN } y_s = NN_s(x_1, \dots, x_m),$$

$$s = 1, 2, 3, \dots, r, m \leq n (n \text{은 시스템 input의 수, } r \text{은 룰의 수})$$

여기서 전건부의  $A_s$ 와 후건부  $NN_s$ 는 각 신경망의 역전파 알고리즘을 이용해 구성된다. 이제 전건부와 후건부의 구성단계를 좀더 단계적으로 설명하면

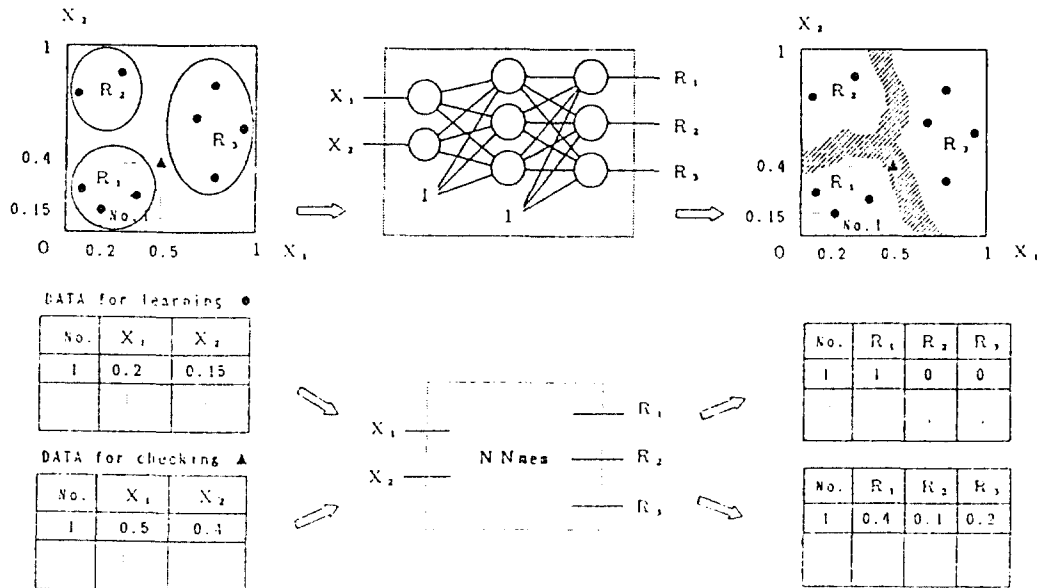


그림 9. 신경망 구동형 퍼지추론(NDF) 제어 시스템의 전건부 구성의 예

STEP1. 각 입출력 샘플들을 채취하여  $r$ 개의 군으로 나눈다.

(각 군은 한개의 룰에 대응한다)

STEP2. 신경망의 역전파 알고리즘방법을 사용해 각 군을 구별해 주는 신경망을 구성하여 NDF의 전건부로 사용한다. 주어진 신경망은  $n$ 개의 입력,  $r$ 개의 출력을 갖도록 구성된다.

STEP3. 이제 각 군에 대해 후건부를 역시 신경망의 역전파 알고리즘을 사용하여 구성한다.

위의 단계들에 의해 구성되는 NDF의 구성도는 다음과 같다.

이 NDF의 유효성을 보이기 위해 도립 전자시스템을 예로 든다. 이 진자의 구조는 다음과 같다.

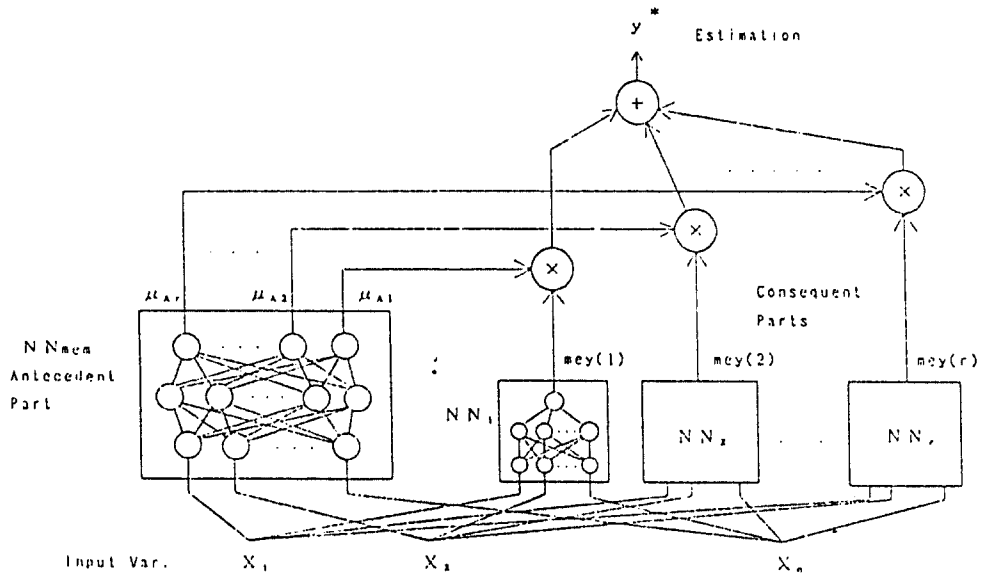


그림 10. 신경망 구동형 퍼지추론(NDF)의 전체 시스템

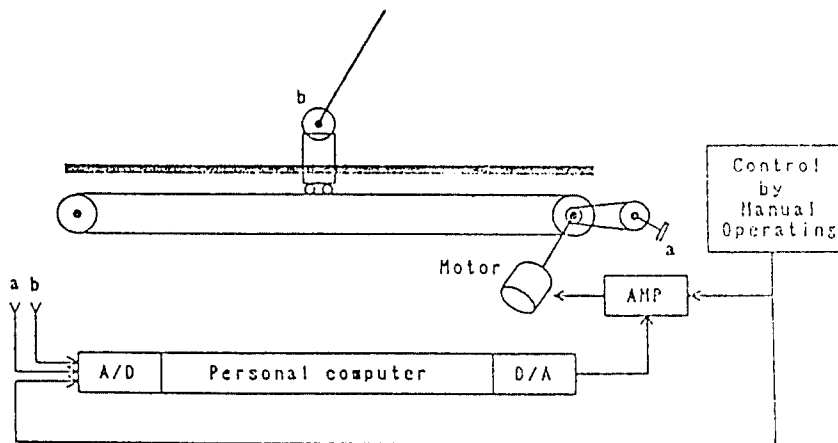


그림 11. 도립 전자 시스템



이 시스템에 사용된 제어기는 크게 두 부분으로 구성되어 있는데 쓰러진 진자를 일으켜 세우는 비선형 부분과 진자 세우기를 계속하는 선형 부분으로 구성되어 있다. 선형 부분은 기존의 퍼지 제어기를 사용하고, 비선형 부분은 앞에서 설명한 NDF를 사용한다. 실제 진자를 손으로 모터를 조정하여 세우는 부분을 샘플 데이터를 채취하여 이것을 샘플로 학습을 수행한다. 여기서는 3000개의 데이터 중 적당한 98개를 뽑아 1500번 학습시켰다. 입력변수로는 진자의 위치, 진자의 속도, 지게차의 위치, 지게차의 속도를 사용하고 물은 2개로 하였다. 이 실험결과 NDF는 도립 진자 시스템을 4.6초만에 진자가 쓰러진 상태에서 일으켜 세울 수 있었고 진자의 길이가 40cm인 상태에서 실행된 것이었다. 이제 NDF는 퍼지 제어기의 강건성을 가지고 있으므로 이를 보이기 위해 진자의 길이를 20cm, 30cm로 줄여 보았다. 이때도 NDF는 각 경우 6.2초, 5.3초만에 진자를 세울 수 있었고 위의 결과로부터 NDF의 유효성을 보일 수 있었다.

## 5.2. 클러스터링-패턴 인식

데이터를 그룹으로 나눌 때 인위적으로 어떠한 그룹에 속하는가 하는 것을 결정하는 경우가 많다. 이와 같은 때는 각 그룹에의 거리에 따라서 속하고 있는 정도를 결정하는 것이 퍼지 클러스터링이다. 이것을 휴 필드 모델로 결정하고자 하는 연구가 보고되고 있다. 통상의 시냅스 하중을 멤버십 함수를 치환하여 입력함을 퍼지의 min 연산으로 치환한 모델이다. 시냅스도 비선형성을 가지는 점이 일반적이다. 이 모델을 필기체 숫자 인식에 응용하여 그 효과를 평가하고 있다. 필기체 숫자의 선분이 지나가지 않는 영역과 지나가서는 안되는 영역, 그 중간에 커다랗게 있는 영역을 멤버십 함수로 나타내 놓는다. 인식하는 문자가 입력되면은 각 멤버십 함수값이 계산되어 그 값이 시냅스 하중으로써 주어진다. 이 값으로부터 최종적인 인식 결과를 얻는 시스템이다. 또 정보가 부족하기 때문에 생기는 애매함을 취급하는 이론의 하나로서 테프스터의 결합법칙을 이용하여 여러개의 신경망 출력을 통합한 필기체 숫자 인식을 행하는 연구도 보고되고 있다.

## VI. 결 론

우리가 지니고 있는 자연 지능, 즉 뇌 기능의 반대적인 것을 인공지능으로 확장하여 본다면 이는 여태까지의 인공지능, 신경망, 퍼지이론, 디지털 논리 등을 모두 포함한 넓은 의미의 인공지능을 말하는 셈이다. 최근까지 왼쪽뇌를 사용하는 디지털 논리에만 갇혀 있던 우리들에게, 신경회로망이나 퍼지 이론은 분명히 우리의 사고 영역을 창조성, 비논리성, 예술성을 가지고 오른쪽 뇌의 기능까지 확대시켜 주는 셈이다. 아직은 이들에 대한 체계적인 연구결과가 미흡하지만 이들의 산업적 응용과 함께 그 메카니즘과 상호관계성 등은 하나하나 연구되어 알려지고 있다.

그러므로 디지털 컴퓨터가 처리해야 할 부분은 완전히 디지털 논리를 중심으로 구성하고, 불분명한 부분에 대한 처리가 필요한 또 다른 많은 영역에서는 신경망이나 퍼지이론 등 이에 적합한 처리 기법을 적절히 사용할 수 있는 통합된 넓은 의미의 지능 정보 처리 시스템을 구성할 수 있다면 이 시스템이야말로 가장 바람직한 지능 컴퓨터 시스템이 되리라고 본다. 여태까지만으로 보면 지능 컴퓨터의 개발이란 매우 막대한 노력만 드는 것 같지만, 현재의 이 분야 연구 추세로 볼 때 상기한 지능 컴퓨터 시스템은 머지 않은 장래에 우리 앞에 현실적으로 나타나리라 본다.

1. H. Takagi, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks-Survey and Future Direction.," Iizuka, 1990.
2. IFSA '91 Brussels, Engineering part, IFSA, 1991.
3. Fuzzy Engineering toward Human Friendly Systems, Vol. 1, FEES, 1991.
4. 박만용, 최항식, "퍼지 제어 시스템", 대영사, 1991.
5. 김태수, "신경망 이론과 응용", 하이테크정보, 1992.
6. 廣田 薫, "퍼지-뉴로 컴퓨팅"(일어판), 트리캡스, 1990.
7. Computer Today, "특집: 퍼지-뉴로 컴퓨터"(일어판), 사이언스사, 1990.
8. Computer Today, "특집: 퍼지 컴퓨터"(일어판), 사이언스사, 1988

---

김 승 우

- 1980年~1987年: 연세대학교 전자공학과(학사)
- 1987年~1989年: 연세대학교 전자공학과(석사)
- 1989年~1990年: 삼성종합 기술원 연구원
- 1990年~현재: 연세대학교 전자공학과 박사과정
- 주관심분야: 적응제어, 로봇제어, 모터제어, Robot vision, 퍼지이론 및 응용 등임



박 민 응

- 
- 1973년: 연세대학교 전자공학과(공학사)
  - 1977년: 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
  - 1982년: 일본 동경대학 전자공학과(공학박사)
  - 1977년 10월~1982년 2월: 동경대 의용전자 연구실 연구원
  - 1982년 3월~1982년 8월: MIT & BERKELY 연구원
  - 1982년 8월~현재: 연세대학교 전자공학과 부교수