

뉴로-퍼지 회로망

이민호*, 박철훈**, 이수영**

* 한국해양대학교 전기공학과

** 한국과학기술원 전기 및 전자 공학과

1. 서 론

최근에 생물학적 신경 계통을 모방한 인공 신경회로망과 사람의 자연적인 언어 체계를 표현하는 데에 효과적인 퍼지 논리는 기존의 방법으로 해결하기 어려웠던 여러 가지 공학 분야들 - 패턴 인식, 음성 인식, 시스템 동정화와 제어 - 에 성공적으로 이용되고 있다. 이들 새로운 정보 처리 기술들은 기존의 von Neumann 형태의 컴퓨터가 하기 힘든 문제들을 인간의 정보 처리 방식을 흉내내어 이들 문제들을 효과적으로 해결해 보겠다는 공통적인 학문 배경을 가졌지만, 다음표 1에서 보는바와 같이 각각이 처리할 수 있는 정보 처리의 내용이 서로 다른 영역에 속해 있음을 알 수 있다. [1] 즉, 우리가 이용할 수 있는 지식은 구조적인 지식과 비구조적인 지식으로 나누어 볼 수 있으며, 또한 표현 방법도 그 수단에 따라 기호적인(Symbolic) 표현과 수치적인(Numeric) 표현으로 대별된다고 볼 수 있다. 이런 관점에서 신경회로망은 비 구조적인 지식을 수치적인 방법으로 표현하는 정보처리 수단이고, 퍼지 시스템은 구조적인 지식을 수치적인 방법으로 표현하는 정보 처리 수단이다. 기존의 전문가 시스템은 구조적인 지식을 기호적인 방법으로 표현하

는 반면, 최근에 최적화 문제에서 탁월한 성능을 발휘하는 유전 알고리즘은 비구조적인 지식을 기호적으로 표현하는 정보 처리 수단이라고 볼 수가 있다. 표 1에서 보는바와 같이 보다 고급의 정보 처리 뿐만 아니라 진정한 의미에서의 인공 지능을 실현하기 위해서는 신경회로망, 퍼지 논리, 전문가 시스템 및 유전 알고리즘을 보다 효과적으로 이용하고 통합해야 가능할 것으로 기대된다. 보다 효과적인 정보 처리 기술 개발의 관점에서, 본 논문에서는 이중 퍼지 논리와 신경회로망의 융합 기술의 현재 기술 수준을 살펴보고, 새로운 뉴로-퍼지 회로망에 대해 설명한다.

1965년 캘리포니아 대학의 Zadeh 교수에 의해 창안된 퍼지 논리는 기존의 0이나 1중 하나의 값만을 선택해야 하는 이분법과는 달리 0과 1사이의 폐구간내의 임의의 실수값도 가질 수 있어 우리가 얻은 데이터에 본질적으로 내재되어 있는 불확실성을 효과적으로 대처할 수 있다[2]. 한편, 이 불확실성은 퍼지함과 애매함으로 나눌 수 있으며, 애매함은 불특정과 불일치로 나눌 수 있다. 이와 같은 퍼지 논리는 프로세서 제어[3], 로봇트 팔 제어[4], 서보 모터의 위치 제어[5], 역진자 제어의 안정화 시스템[6] 뿐만 아니라, 복잡한 의사 결정 시스템 또는 고장 진단 시스템[7]등에 이르는

표 1. 지식의 분류와 표현 방식.

		Framework	
		Symbolic	Numeric
Knowledge	Structure	AI Expert system	Fuzzy system
	Unstructure	Genetic algorithm	Neural network

광범위한 분야에 현실적으로 많이 이용되고 있다. 퍼지 논리를 이용할 때, 먼저 언어적인 변수에 의해 표현되는 입력 측 변수를 소속 함수(Membership function)들에 의해 표현해야 한다. 소속 함수들은 주어진 실제 데이터에 대한 퍼지 집합을 결정하는데 이용되며, 그 집합에서의 소속 정도를 나타낸다. 주어진 시스템에 대한 사전 정보로부터 결정된 퍼지 규칙과 적절한 추론 과정을 거친 후 다시 비퍼지화 과정에 의해 실제 출력값을 결정하게 된다.

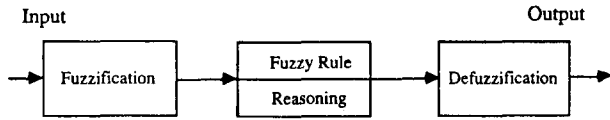


그림 1. 일반적인 퍼지 논리 구조.

그림 1은 일반적인 퍼지 논리의 과정을 나타낸다. 한편, 이 과정에서 많은 퍼지 논리의 설계 변수들이 퍼지 논리의 전문가들로부터 설계되어져야 하지만, 여러 번의 시행 착오 혹은 어떤 경험적 접근 방법들에 많이 의존해 왔다. 더군다나, 대상 시스템에 대한 특성을 잘 아는 시스템 전문가도 퍼지 규칙을 세우기 위해 꼭 필요하다. 최근에, 퍼지 변수 설계 과정을 자동적으로 할 수 있는 여러 방법들이 소개되고 있다[8,9,10]. 이 방법들 중에, 자기 조직(Self organizing) 퍼지 제어기는 임의의 규칙을 만들 수도 있고, 수정할 수 있으며[3,8], 입력 데이터의 퍼지 분할을 위한 Clustering 알고리즘[9], 퍼지 논리의 Consequence 변수들을 결정하기 위한 최소 자승 오차 알고리즘[9,10] 등이 소개되고 있다. 이들 방법들이 흥미로운 결과들을 준다 할지라도 여전히 경험적인 방법에 의존적이며, 소속 함수의 결정이 시행 착오법에 의해 이루어지고 있다. 따라서, 인공 신경회로망의 학습 능력을 이용하고자 하는 시도들이 최근에 굉장히 활발해지고 있다[11,12,13]. 오차 역전달 학습 알고리즘, Reinforcement 학습 알고리즘, 자율 학습 알고리즘, 또는 이들 알고리즘의 복합적인 이용 등에 의해 다층 구조 신경회로망을 학습시켜서 미지 시스템의 퍼지 규칙을 찾거나 소속 함수들의 미세 조정하여 보다 정확한 퍼지 시스템 표현 방법을 찾고자 하는 시도들이 있어 왔다. 이들 대부분의 뉴로-퍼지 회로망은 찾고자 하는 퍼지 변수들의 일부를 신경회로망의 학습 연결 강도(Interconnection weight)로 표현하여 퍼지 논리를 이용함에 있어 발생하는 불편함을 해결하고자 하는 시도로서, 만약 초기 정해진 연결 강도의 수, 즉 자유도(Degrees of freedom)의 수가 문제 해결에 충분하지 못하면 학습에 의한 성능의 향상에 한계가 주어질 뿐만 아니라, 입출력 데이터의 Cluster 수나 소속 함수의 수와 초기 설정 값이 어느 정도 잘 잡혀져 있어야 하는 제한점이 있다.

이 논문에서 다루고자 하는 뉴로-퍼지 회로망은 퍼지 논

리를 신경회로망의 영역 안으로 포함시켜 비구조적인 수치 데이터뿐만 아니라, 구조적인 정보까지 신경회로망이 처리할 수 있으며, 위에서 언급한 문제들을 극복할 수 있도록 설계하는 방법에 대해 다룬다. 제한하는 뉴로-퍼지 회로망은 퍼지 상관 방정식에 근거하여 만들어지며[14,15], 퍼지화 블록과 미지 시스템의 퍼지 규칙을 찾기 위해 충분한 자유도를 갖는 신경회로망 블록, 그리고 비퍼지화 블록으로 구성되어 있다. 또한, 어떤 성능 지수 함수를 최소화하는 학습 작용에 의해 최적의 퍼지 Cluster 중심 값과 소속 함수의 모양을 자동적으로 찾아 낼 수 있다. 더군다나, 단순한 퍼지화-비퍼지화 과정에 의해 발생할 수 있는 오차를 보상할 뿐만 아니라 언어적인 퍼지 규칙을 찾을 수도 있다.

우선, 현재까지 많이 제시되고 있는 뉴로-퍼지 회로망들과 이들의 이용 예를 2절에서 간단히 살펴보고, 3절에서 제한하는 뉴로-퍼지 회로망과 이를 이용한 미지 시스템의 퍼지 모델링에 대해 설명하고, 4절에서 간단한 예제를 통한 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 보인다.

2. 뉴로-퍼지 시스템의 응용

신경회로망과 퍼지 논리의 장점을 최대한 살려 이용하고, 각각의 기술이 갖고 있는 단점을 보완하고자 하는 시도로서 여러 가지 형태의 뉴로-퍼지 회로망이 소개되고 있으며, 또한 여러 가지 응용 분야들에서 활발히 이용되고 있다. 우선 신경회로망과 퍼지 논리 기술의 공통점과 차이점부터 살펴보면 표 2와 같다[16].

표 2. 신경회로망과 퍼지 논리.

	신경회로망	퍼지 논리
차이점	학습기능(Learning)	논리성(Logically)
공통점	뉴런의 비선형 출력 특성	소속 함수
	일반화특성	추론 기능
	뉴런의 신호 전달 과정 곱하기 더하기	Max-Min 연산 Min 연산 Max 연산

이상에서 나타낸 공통점과 차이점을 이용하여 상호 보완적인 융합(Fusion) 방법이 많이 제시되고 있는데 이들을 살펴보면 다음과 같다. 즉, 퍼지 논리에 신경회로망의 학습 기능을 이용하여 퍼지 소속 함수를 자동적으로 설계하는 연구, 모델 하고자 하는 시스템에 대한 전문가가 없거나 변수들이 복잡하게 얽혀져 있어 특정한 퍼지 규칙을 찾기 힘든 경우 퍼지 모델을 신경회로망으로 찾는 연구, 그리고 전문가의 지식을 얻어 표현하는 퍼지-뉴럴 전문가 시스템 등이

있다. 응용 분야로는 로봇트를 비롯한 시스템 제어 분야와 세탁기와 같은 가전 제품의 자동화, 음성 인식, 영상 인식, 그리고 전문가 시스템들에 그 사용 범위가 확장되고 있는 실정이다[7].

우선, 퍼지 소속 함수의 자동 설계와 관련한 대표적인 연구로는 일본의 Nagoya대학의 Horigawa등이 두개의 Sigmoid 함수를 사용하여 하나의 소속 함수를 표현하고, Network의 구조는 퍼지 추론 방법을 따라 수행하며, 출력측 오차를 오차 역전달 방법에 의해 각각의 Weight를 수정하여 주어진 문제에 적합한 퍼지 규칙을 찾았다[12]. 이외에도 자율 학습에 의해 데이터들을 퍼지 분할하고 이로부터 초기 Cluster 중심 값과 소속 함수 모양을 결정한 후에 오차 역전달 학습 알고리즘과 같은 지도 학습으로 출력측 오차를 최소화하여 퍼지 모델을 구하는 방법 등의 연구들이 활발하게 연구되어 지고 있다[11].

퍼지 뉴럴 전문가 시스템의 예로는 애매하거나 퍼지한 의학적인 정보를 퍼지 집합론으로 평가하는 데에 있어 Yoshida 등이 입력 층의 퍼지 Cell과 비퍼지 Cell 그룹으로 나누어져 있는 퍼지 뉴럴 전문가 시스템 구조를 제안하고 이것을 이용하여 Hepatobility Disorders 검진용 시스템을 만들었다[17].

한편, 음성 인식에서의 뉴로-퍼지 시스템의 응용으로는 일본의 Amano등이 음향의 탐지를 위해서 신경망을 사용하였다. 신경회로망은 지식 기반 시스템의 Framework로 사용하고, 퍼지 정보를 가진 그것의 결과는 퍼지 논리 연산 단계를 거쳐 최종의 결과를 얻는다. 이와 같은 시스템을 음소 인식 실험에 사용하였는데 기존의 Template Matching에서의 오차율에 대해 약 4%에서 8.4%의 인식 성능의 향상을 보았다[18]. 또한, 퍼지 논리를 이용해서 신경회로망을 학습시키고 이를 로봇트 제어에 이용한 연구결과들이 있는데 Chen등은 다층 구조 신경회로망의 오차 역전달 학습 과정에서 생기는 Local Minimum문제에 Sigmoid 함수의 기울기를 퍼지화하여 조절해 줌으로써 학습 시간의 단축을 얻을 수 있음을 보이고 이것을 이용하여 Puma 560 로봇트를 제어하였다.

이상에서 설명한 뉴로-퍼지의 응용 예들은 실로 작은 예에 불과하며, 무수히 많은 뉴로-퍼지 또는 퍼지 뉴럴 모델들이 발표되고 있으며 아주 많은 분야에 큰 연구 결과들이 발표되고 있다. 한편, 진정한 의미에서의 인공 지능을 실현하기 위해서는 표 1에서 나타낸 것처럼 여러 가지 기술들의 상호 보완과 적절한 융합이 반드시 필요한 미래의 기술이 될 것이다. 다음 절에서 신경회로망의 Framework내에 퍼지 논리를 포함하는 새로운 뉴로-퍼지 회로망과 이를 이용한 시스템 동정화를 설명한다.

3. 뉴로-퍼지 회로망을 이용한 퍼지 모델링

불확실한 수치 또는 기호적인 정보를 포함한 지식을 처리하는 시스템 처리기(Processor)를 설계하기 위해서는 시스템에 대한 퍼지 모델이 필요하다. 퍼지 모델링은 퍼지 규칙을 이용해서 시스템의 특성을 표현하는 방법으로 복잡한 비선형 동적 시스템을 언어적인 If-Then 규칙에 의해 표현할 수 있다. Takagi와 Sugeno가 언급했던 것처럼[10], 다양한 구조의 퍼지 모델이 그 목적에 따라 이용될 수 있다. 만약 어떤 시스템 관리자가 어떤 상황에서 무슨 동작이 일어나는가에 대해 언어적으로 표현할 수가 없다면, 수치적인 데이터에 의해 이 관리자의 처리 방식을 모델 하는 것이 유용할 수 있다. 한편, 언어적인 표현이 가능하다면, 입출력 특성에 대해 Implication 퍼지 규칙에 의해 시스템을 표현하는 것이 효과적일 수 있다. 그러나, 주어진 조건을 만족하도록 퍼지 논리의 변수들을 설계한다는 것이 현실적으로 어려우며, 위의 두 가지 경우에 모두 이용할 수 있는 방법의 개발이 유용할 것이다.

이 절에서는 새로운 뉴로-퍼지 회로망을 이용한 퍼지 시스템의 퍼지 모델링과 학습 알고리즘이 소개된다[15,19]. 제한한 뉴로-퍼지 회로망은 시스템의 특성을 언어적인 퍼지 규칙 표로 표현할 수 있을 뿐만 아니라 수치적인 표현도

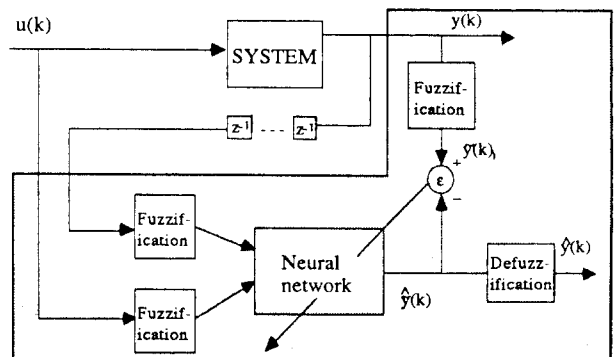


그림 2. 뉴로-퍼지 회로망을 이용한 시스템의 퍼지 모델링.

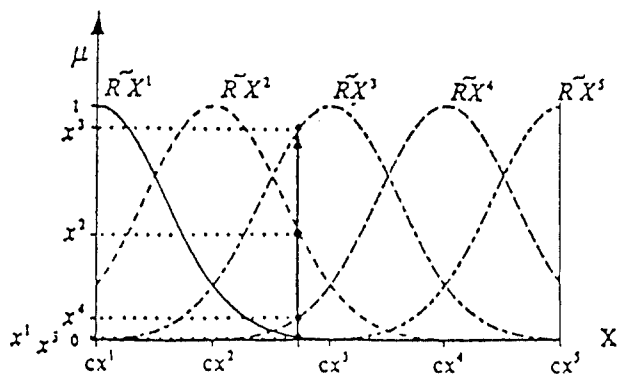


그림 3. 어떤 기준 퍼지 숫자에 대한 Crisp 데이터의 퍼지화.

가능하다. 어떤 오차 역전달 학습 알고리즘을 가진 다층 구조 신경회로망은 L 에 속하는 임의의 비선형 함수를 근사화할 수 있으며 일반화할 수 있다는 것이 수학적으로 증명되었다[20].

시스템의 퍼지 모델이라는 것은 입력 퍼지 변수와 출력 퍼지 변수사이의 함수관계를 찾는 것이므로 다층 구조 신경회로망을 시스템의 퍼지 입출력 관계를 찾는 데 이용할 수가 있다. 그림 2는 미지 시스템의 퍼지 모델을 뉴로-퍼지 회로망으로 찾는 방법을 나타낸다. Gaussian 소속 함수를 가지고 입력 신호를 퍼지화하는 과정이 그림 3에 나타내어져 있다. 다시 말해서, (1)에서 나타낸 퍼지 집합 \tilde{X}_k 는 다음 (2)의 퍼지 상관 방정식(Fuzzy relational equation)에 의해 얻어질 수가 있다. 이 상관 방정식은 퍼지 싱글톤 함수 $\delta(x-x_k)$ 로서 표현된 입출력 데이터가 미리 전체 집합(Universe of discourse)위에 마련한 기준 퍼지 숫자에 얼마나 소속될 가능성이 있는가를 Max-product 연산에 의해 구하는 것이다.

$$\tilde{X}_k = \text{fuzzification}(\tilde{x}_k) = \{x'_k/cx', x''_k/cx^2, \dots, x^M_k/cx^M\} \quad (1)$$

$$x'_k = \text{possibility}(x_k \setminus \tilde{R}\tilde{X}'_i) = \max_{x \in X} (\tilde{R}\tilde{X}'_i \cdot \delta(x-x_k)), \quad (2)$$

여기서 $\tilde{R}\tilde{X}'_i$ 는 i 번째 기준 퍼지 숫자를 나타내고, x'_k 는 시간 k 에서 중심값 cx' 를 갖는 i 번째 기준 퍼지 숫자에서의 소속 함수를 나타내고, $\delta(\cdot)$ 는 Kronecker delta 함수이다. (1)에서 구한 퍼지 집합 \tilde{X}_k 의 원소들이 퍼지 규칙을 찾기 위한 신경회로망의 입력으로 사용된다. 퍼지 모델하기 위한 시스템의 출력 y 도 또한 (1)과 (2)에 의해 퍼지화 되고, 이 값이 신경회로망의 출력값 \hat{y}_k 의 출력과 비교된다. 이때, (1)과 (2)에서 $\tilde{R}\tilde{X}'_i$ 대신 출력 값을 위한 기준 퍼지 숫자인 $\tilde{R}\tilde{Y}'_i$ 가 이용된다. 신경회로망의 출력 값과 퍼지화된 출력값의 차의 제공에 의해 정의된 오차 함수를 줄이기 위해 오차 역전달 학습 알고리즘에 의해 신경회로망을 학습시킨다.[21] 그리고, (3)에 의해 나타내어진 면적 중심법(Center of gravity)에 의해 비퍼지화 과정이 수행된다.

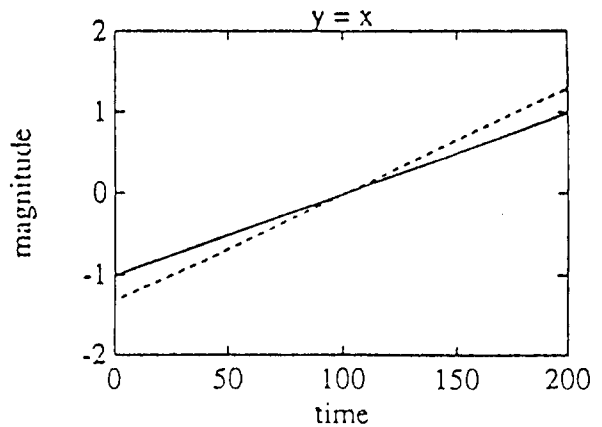
$$\hat{y}_k = \text{defuzzification}(\hat{Y}_k) = \frac{\sum cy^p \hat{y}_k^p}{\sum \hat{y}_k^p} \quad (3)$$

한편, 그림 2에서 나타낸 뉴로-퍼지 구조는 퍼지화와 비퍼지화 과정에 의해 오차를 가진다. 퍼지 규칙을 찾기 위한 신경회로망이 아무리 잘 학습되어진다고 하더라도 비퍼지화된 신경회로망의 출력 값과 실제 시스템의 출력값 사이에는 얼마간의 오차가 존재하게 되는데 이는 주로 퍼지화와 비퍼지화 과정에 의해 유기 되는 오차라고 할 수가 있다. 일반적

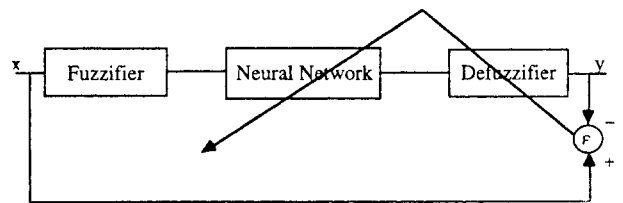
으로, 이 오차는 퍼지화와 비퍼지화 방법, 소속 함수의 모양, 그리고 Cluster 중심점의 위치에 의존한다. 그림 4는 입출력 소속 함수로 Gaussian 함수를 이용하고 비퍼지화(3)의 면적 중심 법을 이용했을때, 입력 값을 단순히 퍼지화한 후 다시 비퍼지화한 출력 값과 원래 입력 값을 비교한 경우의 오차를 나타낸다. 그림 4(b)의 실선은 입력 x 를 나타내고 점선은 퍼지화하고 비퍼지화한 후의 값을 나타낸다.



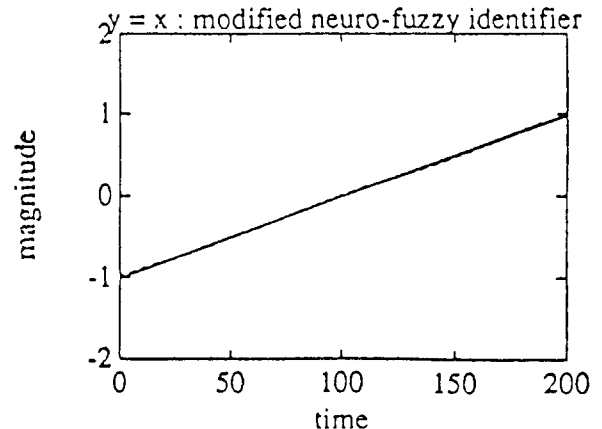
(a). 퍼지화와 비퍼지화



(b). (a)의 구조에서 퍼지화와 비퍼지화의 오차



(c). 퍼지화, 신경회로망, 그리고 비퍼지화 구조



(d). (c)구조에서의 퍼지화와 비퍼지화의 오차

그림 4. 퍼지화하고 난 후 비퍼지화한 값과 원래의 값과의 오차 비교.

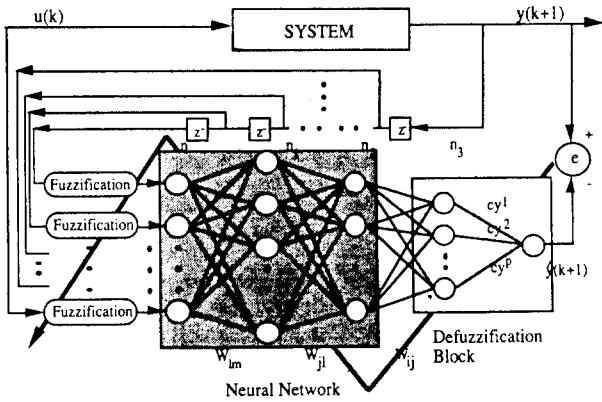


그림 5. 수정된 뉴로-퍼지 회로망을 이용한 시스템의 퍼지 모델링.

이와 같은 퍼지화와 비퍼지화 오차는 그림 4(c)에서처럼 퍼지화와 비퍼지화의 과정 사이에 오차 역전달 학습 알고리즘을 갖는 신경회로망을 이용함으로써 보상할 수가 있다. 이렇게 보상한 결과가 그림 4(d)에 나타내어져 있다.

다음 그림 5는 그림 4의 (c)와 (d)에서처럼 퍼지화와 비퍼지화의 오차를 보상하면서 비선형 동적 시스템의 퍼지 모델을 구하는 수정된 뉴로-퍼지 회로망이다. 수정된 뉴로-퍼지 회로망의 출력은 비퍼지화 방정식 (3)에 의해 구해지는데 여기서 CY^p 는 그림 3에서 출력 출력 퍼지 숫자의 중심점을 나타내고, 또한 동정화 학습시 그림 5의 비퍼지화 블록의 초기 연결 강도(Interconnection weight)로 작용하며, 학습 기간 동안 퍼지 규칙을 찾기 위한 신경회로망 블록의 연결 강도와 함께 출력측 오차를 줄이도록 급경사 강하법(Steepest descent method)에 의해 역시 적응 적으로 조정된다. 이와 더불어 퍼지화 블록의 기준 퍼지 숫자의 중심점과 모양, 그림 3의 Gaussian 함수의 중심점과 Variance 까지 오차 역전달 학습 알고리즘에 의해 조정될 수 있어 결국 최적의 입력측 퍼지 소속 함수의 중심점과 모양을 가질 수 있을 뿐만 아니라, 출력 측에서도 최적의 소속 함수 값을 가질 수 있게 되며, 이들의 부가적인 학습에 의해 학습 속도도 상당히 향상됨을 알 수가 있다[19]. 이때 신경회로망의 출력은 퍼지 숫자에서의 가상적인 소속 함수 값들의 집합이 된다.

한편, 입출력 데이터에 대해 언어적인 퍼지 규칙으로 퍼지 모델을 얻기 위해서는 부가적인 고려가 필요하다. 그림 5에서 신경회로망의 출력은 주어진 퍼지 입력 변수들에 대한 가상적인 퍼지 소속 함수 값만을 나타내므로, 이 값에 의해 만들어지는 출력측 퍼지 소속 함수가 오차 역전달 학습 과정에 의해 Convex한 성질을 가지지 않을 수 있다. 따라서, 언어적인 퍼지 규칙을 찾기 위해, 신경회로망 학습을 위한 성능 지수 함수에 출력측 오차를 최소화하기 위한 항에

부가적으로 출력측 소속 함수 값이 Convex한 성질을 가질 수 있도록 하는 새로운 항을 다음 (4)에서 처럼 고려한다.

$$E(k+1) = \frac{1}{2} [y(k+1) - \hat{y}(k+1)]^2 + \sum_p^{n_3} \delta^p(k)^2, \quad (4)$$

이고

$$\hat{y}(k+1) = \frac{\sum_p^{n_3} CY^p \hat{y}^p(k)}{\sum_p^{n_3} \hat{y}^p} = \frac{\sum_p^{n_3} CY^p f_1(\sum_j^{n_2} W_{0j} h_j^2)}{\sum_p^{n_3} \hat{y}^p} \quad (5)$$

이며, n_i 는 i 번째 층의 뉴런수를 나타내고, $\delta_p(k)$ 는 출력측 소속 함수의 Convexity를 나타내기 위한 척도함수로서 다음 (6)과 같다.

$$\delta_p(k) = \begin{cases} \max\{\hat{y}^p(k) - \hat{y}^{p+1}(k), 0\} & \text{when } p < P_{\max} \\ \max\{\hat{y}^p(k) - \hat{y}^{p-1}(k), 0\} & \text{when } p > P_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 P_{\max} 는 신경회로망의 출력측 뉴런들 중에 최대 값을 가지는 p 번째 뉴런을 나타낸다. (4)에서 첫 번째 항은 동정화 오차의 학습 과정 중의 정확도를 나타내고 두 번째 항은 출력측 소속 함수의 Convexity 정도를 나타낸다. 퍼지 규칙을 찾기 위한 신경회로망의 연결 강도(Interconnection weight)들은 보통의 오차 역전달 학습 알고리즘에 의해 오차 함수 (4)를 줄이도록 학습되어지고, 부가적인 학습 변수들인 입출력 소속 함수의 중심점과 모양은 다음 식들에 의해 학습되어진다.

$$CY^p(k+1) = CY^p(k) + a\{y(k+1) - \hat{y}(k+1)\} \frac{\hat{y}^p(k)}{\sum_p^{n_3} \hat{y}^p(k)} \quad (7)$$

이고

$$m_i(k+1) = m_i(k) + \alpha_m \epsilon_m(k+1) x_i, \quad (8)$$

여기서,

$$\epsilon_m(k+1) = \epsilon(k+1) \sum_j^{n_2} W_{0j} f'_l(\sum_l^{n_1} W_{il} h_l^1)$$

$$\sum_l^{n_l} W_{il} f'(\sum_m^n W_{lm} x_m) \frac{(x_i - m_i)}{\sigma_i^2(k)} \quad (9)$$

이고

$$\sigma_i^2(k+1) = \sigma_i^2(k) + \alpha_\sigma \varepsilon_\sigma(k+1) x_i, \quad (10)$$

여기서

$$\varepsilon_\sigma(k+1) = \varepsilon(k+1) \sum_j^{n_2} W_{ji} f'(\sum_l^{n_1} W_{jl} h_l') \sum_l^{n_l} W_{il} f'(\sum_m^n W_{lm} x_m) \frac{(x_i - m_i)^2}{\sigma_i^3(k)} \quad (11)$$

이며

$$\varepsilon(k+1) = (y(k+1) - \hat{y}(k+1)) \frac{CY^p \sum_p^{n_3} \hat{y}^p(k) - \sum_p^{n_3} CY^p \hat{y}^p(k)}{\sum_p^{n_3} y_p(k)} f'(\sum_p^{n_2} W_{op} h_i^2) + \sum_p^{n_3} \delta^p(k) f'(\sum_p^{n_3} W_{op} h_i^2) \quad (12)$$

이고, 여기서

$$f_1(\gamma) = \frac{1}{1+e^{-\gamma}}, \quad f_2(\gamma) = \frac{2}{1+e^{-\gamma}} - 1 \quad (13)$$

이다. 신경회로망의 출력 뉴런들은 0에서 1사의 가상적인 소속 함수 값을 가지므로 (13)에서 $f_1(\gamma)(\cdot)$ 의 활성화 전달 함수(Sigmoid function)를 갖고, $f_2(\gamma)(\cdot)$ 는 은닉층 뉴런의 전달 특성을 위한 함수이다. 또한, f' 는 활성화 함수 $f(\cdot)$ 의 1차 미분을 나타낸다. 그리고 W_{lm} 는 신경회로망 블록의 어떤 층에서 l 번째 뉴런과 m 번째 뉴런 사이의 연결 강도를 나타내며, $m_i(k)$ 와 $\sigma_i(k)$ 는 i 번째 입력층 소속 함수의 중심점과 표준 편차를 나타낸다. 그리고, α 는 신경회로망의 학습율을 나타낸다. 학습이 끝난 후에 수정된 입력층 퍼지 숫자들의 각 중심점을 (1)과 (2)에서 처럼 퍼지화하여 이 값을 테스트 신호로서 학습이 끝난 뉴로-퍼지 회로망에 인가하여 얻어지는 신경회로망의 출력들, 즉 출력층 퍼지 소속 함수를 얻는다. 이들 입출력 퍼지 관계로부터 언어적인 표현에 의한 시스템의 퍼지 모델을 구할 수가 있다.

다음 절에서 간단한 예제를 통한 시뮬레이션 결과들을 보인다.

4. 시뮬레이션

지금까지 제안한 뉴로-퍼지 회로망의 타당성을 살펴보기 위해 다음과 같은 구조의 시스템을 가정한다[15].

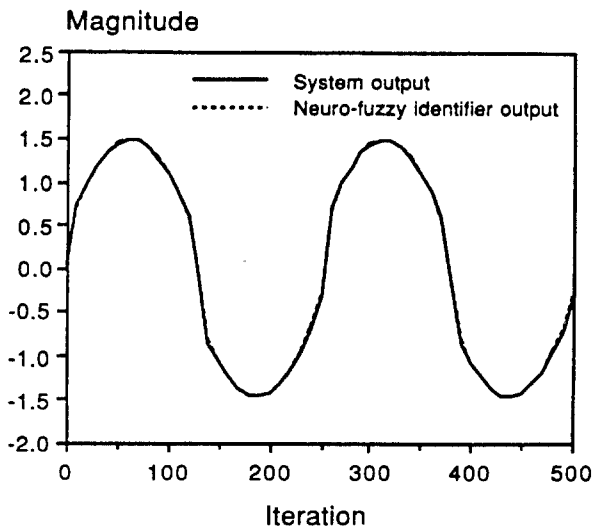
$$\text{모델 1 : } y_p(k+1) = \frac{y_p(k)}{1+y_p^2(k)} + u(k), \quad (14)$$

$$\text{모델 2 : } y_p(k+1) = \frac{y_p(k)}{1+y_p^2(k)} + u^2(k) \quad (15)$$

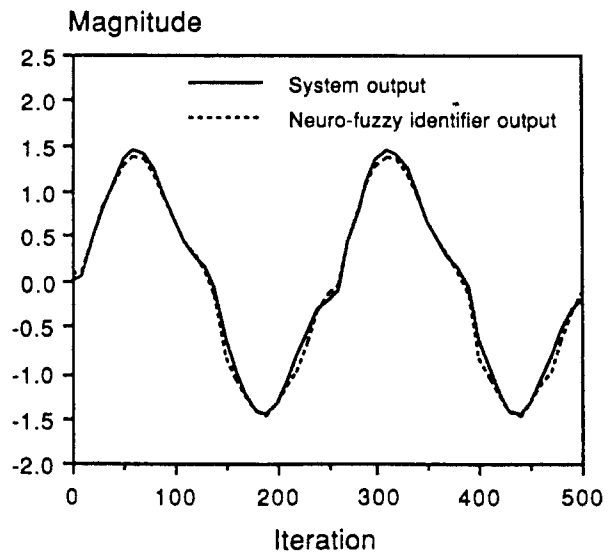
위의 모델들은 입력과 시스템의 상태 사이의 비선형성에 근거하여 선택하였다. 모델 1은 시스템의 출력의 지연 값에만 비선형 특성이 있고, 모델 2는 입력과 출력에 비선형 특성이 모두 포함되어 있는 경우이다. 퍼지 규칙을 찾기 위한 신경회로망의 일반화 성능에서부터 약 10W 정도의 데이터면 시스템의 동특성을 잘 동정화할 수 있을 것으로 기대할 수 있다[15]. 여기서 W 는 조절 가능한 자유도의 수, 즉 신경회로망의 연결 강도의 수이다. 동정화를 위해 사용한 데이터는 7,000개의 랜덤 데이터로 「-1.65, 1.65」 안에서 일정(uniform)하게 추출하였다. 퍼지 규칙을 찾기 위한 신경회로망 블록은 2개의 은닉 층으로 구성되어 있으며, 입력과 은닉 층에는 적용 임계치를 위한 +1의 고정된 뉴런이 추가로 이용된다. 원래, 입력층 기준 퍼지 숫자로 이용한 Gaussian 함수의 평균은 -1.5, -0.75, 0, 0.75, 1.5이고, 표준 편차는 0.1을 이용하였고, 출력층 기준 퍼지 숫자로는 평균이 -2, -1, 0, 1, 2이고 표준 편차는 0.35를 이용하였다. 수정된 뉴로-퍼지 회로망인 경우 부가적인 조절을 위한 초기 값으로 앞에서 설명한 평균과 표준 편차들이 이용되었다. 우선, 그림 2의 뉴로-퍼지 회로망을 이용한 시스템 동정화의 결과와 그림 5의 수정된 뉴로-퍼지 회로망의 시뮬레이션 결과가 그림 6과 7에 나타내어져 있다. 학습 과정이 끝난 후, 동정화 성능의 비교를 위한 테스트 신호로 $\sin(2\pi k/250)$ 를 이용하였다. 실선은 테스트 신호에 대한 실제 시스템의 출력을 나타내고, 점선은 동정화 뉴로-퍼지 회로망의 출력을 나타낸다. 수정된 뉴로-퍼지 회로망이 전체 구조에서의 복잡도의 큰 증가없이 퍼지화-비퍼지화 오차를 잘 보상하여 보다 우수한 동정화 결과를 보여 줌을 알 수가 있다. 또한, 그림 8에서 나타난 것처럼 입출력층 소속 함수의 중심점과 모양을 부가적으로 학습함으로써 학습 속도가 상당히 향상됨을 알 수 있다. 실선과 점선은 각각 수정된 뉴로-퍼지 회로망과 뉴로-퍼지 회로망에서 매 반복 학습의 횟수에서 모든 데이터들의 오차 제곱합을 나타낸다. 한편, 수정된 뉴로-퍼지 회로망을 이용하여 (14)와 (15)에서 나타난 모델들에 대한 언어적인 퍼지 규칙을 구한 결과가 표 3에 나타내어져 있다. 시뮬레이션 결과에서 보는 바와 같이 제안한 뉴로-퍼지 회로망이 임의의 비선형 동적

시스템의 퍼지 모델을 잘 표현할 수 있으며, 수정된 뉴로-퍼지 회로망이 퍼지화-비퍼지화 오차를 보상하면서 보다

정확한 시스템의 퍼지 모델을 나타낸다는 것을 알 수가 있다.

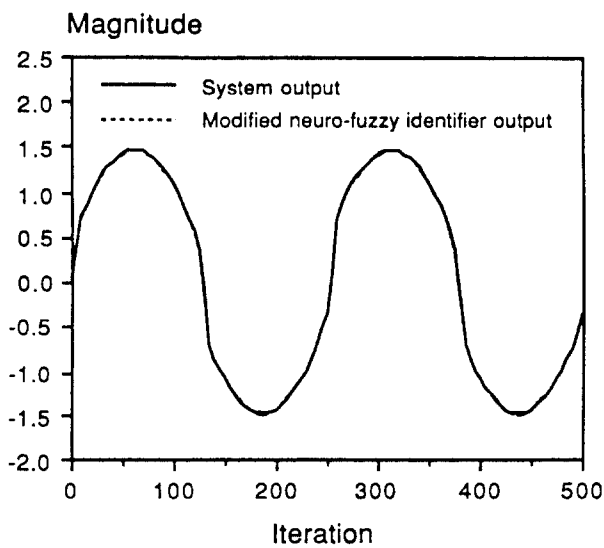


(a) 모델 1

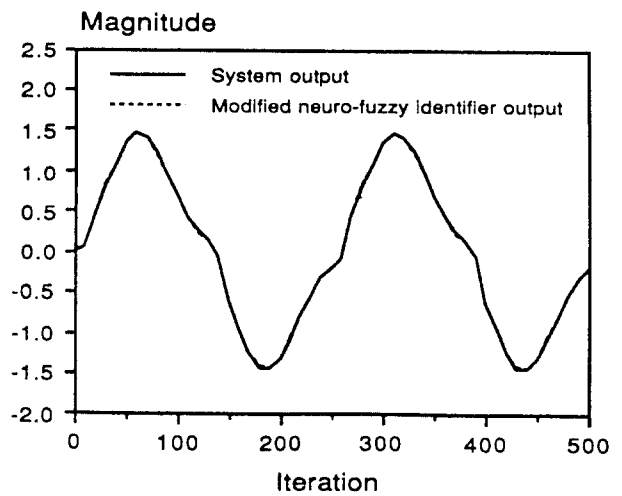


(b) 모델 2

그림 6. 뉴로 퍼지 회로망의 시스템 동정화 결과.



(a) 모델 1



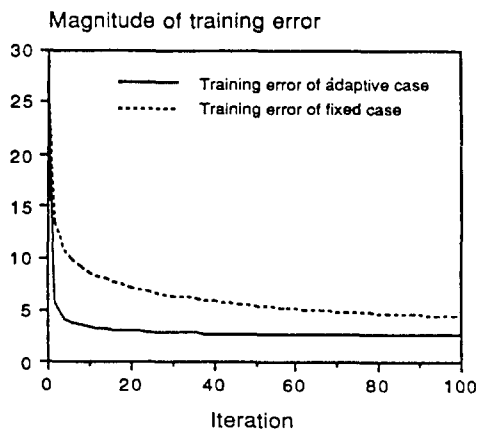
(b) 모델 2

그림 7. 수정된 뉴로 퍼지 회로망의 시스템 동정화 결과.

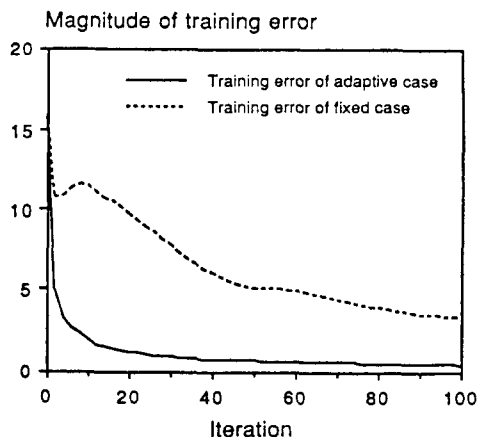
5. 결론 및 향후 연구방향

신경회로망의 장점과 퍼지 논리의 장점을 최대한 이용하며 각각의 단점을 보완하는 뉴로-퍼지 융합 기술과 현재 연구의 전체 흐름을 간단히 살펴보았다. 비구조적인 정보 뿐만 아니라 구조적인 정보까지도 신경회로망의 영역 안에

서 처리할 수 있는 새로운 뉴로-퍼지 회로망을 소개하였다. 소개한 뉴로-퍼지 회로망은 비퍼지화와 비퍼지화에 의해 발생하는 오차를 잘 보상할 수 있을 뿐만 아니라, 최적의 입출력 퍼지 소속 함수의 중심점과 모양을 찾을 수 있는 장점이 있다. 또한, 그 특성을 알지 못하는 임의의 비선형 동적 시스템에서 입출력 데이터만 얻을 수 있으면 시스템을



(a) 모델 1



(b) 모델 2

그림 8. 뉴로-퍼지회로망과 수정된 뉴로 퍼지 회로망의 학습 속도 비교.

	Y(k)	NB	NM	Z	PM	PB
U(k)	NB	NB	NB	NB	NM	NB
	NM	NB	NB	Z	Z	Z
	Z	Z	Z	Z	PM	PM
	PM	Z	Z	PM	PB	PB
	PB	PM	PB	PB	PB	PB

(a) 모델 1

표 3. 수정된 뉴로-퍼지 회로망에 의해 만들어진 시스템의 퍼지 규칙.

	Y(k)	NB	NM	Z	PM	PB
U(k)	NB	NM	NM	NM	Z	Z
	NM	NM	NM	Z	Z	Z
	Z	Z	NM	Z	Z	Z
	PM	Z	Z	Z	PM	PM
	PB	PB	PB	PB	PB	PB

(b) 모델 2

모델할 수 있는 퍼지 규칙을 언어적인 방법과 수치적인 방법으로 표현할 수 있으며 간단한 예제를 통한 시뮬레이션 결과를 보았다. 소개한 뉴로-퍼지 회로망을 이용하여 뉴로-퍼지 제어기를 구성할 수도 있으며[19], 또한 시스템의 역 퍼지 규칙을 찾는 데 이용할 수도 있다[22]. 향후 보다 우수한 일반화 성능을 가질 수 있는 뉴로-퍼지 회로망의 개발이 필요하며, 충분한 입출력 데이

터를 얻는 방법의 연구도 필요하다.

참고 문헌

- [1] B. Kosko, Neural networks and fuzzy systems, Prentice Hall, London, 1992.
- [2] L.A. Zadeh, "Fuzzy logic," IEEE Comput. Mag., pp. 83-93, 1988.
- [3] S. Shao, "Fuzzy self-organizing controller and its application for dynamic processes," Fuzzy Sets and Systems, vol. 26, pp. 151-164, 1988.
- [4] E.M. Scharf and N.J. Mandic, "The application of a fuzzy controller to the control of a multi-degree-of-freedom robot arm," Industry Application of Fuzzy Control, pp. 41-62, 1989.
- [5] Y.F. Li and C.C. Lan, "Development of fuzzy algorithm for servo systems," IEEE Contr. Syst. Mag., pp. 65-72, 1989.
- [6] T. Yamakawa, "Stabilization of an inverted pendulum by a high speed fuzzy logic controller hardware system," Fuzzy Sets and Systems, vol. 32, pp. 161-180, 1989.
- [7] H. Takagi, "Fusion technology of fuzzy theory and neural networks-survey and future directions," Procs. of the Intr. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, pp. 13-26, 1990.
- [8] R. Tanscheit and E.M. Scharf, "Experiments with the use of a rule-based self-organizing controller for robotics applications," Fuzzy Sets and Systems, vol. 26, pp. 195-214, 1988.
- [9] M. Sugeno and G.T. Kang, "Structure identification of fuzzy model," Fuzzy Sets and Systems, vol. 28, pp. 15-33, 1988.

- [10] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 15, no. 1, pp. 116-132, 1985.
- [11] J.S.R. Jang, "Self learning fuzzy controller based on temporal back propagation," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 3, no. 5, pp. 714-723, 1992.
- [12] S. Horikawa, T. Furuhashi, and Y. Uchikawa, "On the fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the back-propagation algorithm," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 3, no. 5, pp. 801-806, 1992.
- [13] T. Yamakawa, E. Uchino, T. Miki, H. Kusanagi, "A neo fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior," Procs. of the 2nd Inter. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, vol. 1, pp. 477-484, 1992.
- [14] W. Pedricz, "Numerical and application aspects of fuzzy relational equations," Fuzzy Sets and Systems, vol. 11, pp. 1-18, 1993.
- [15] M. Lee, S.Y. Lee, and C.H. Park, "A new neuro-fuzzy identification model of nonlinear dynamic systems," Intr. J. of Approximation and Reasoning, vol. 10, no. 1, pp. 29-44, 1994.
- [16] 한국과학기술원 산학 협동 공개 강좌 교재, 1992.
- [17] K. Yoshida, Y. Hayashi, A. Imura, and N. Shimada, "Fuzzy neural expert system for Diagnising Hepatobility Disorders," Procs. of Inter. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, pp. 539-542, 1990.
- [18] A. Amano, T. Sritsuka, N. Hataoka, and A. Ichikawa, "On the use of neural networks and fuzzy logic in speech recognition,"
- [19] M. Lee, S.Y. Lee, and C.H. Park, "Neuro-fuzzy identifiers and controllers," Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, vol. 2, no. 1, pp. 1-14, 1994.
- [20] K. Hornik, "Approximation capability of multilayer feedforward networks," Neural Networks, vol. 4, no. 2, pp. 251-257, 1991.
- [21] D. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, "Learning internal representation by error back propagation," Parallel Distributed Processing, D., Rumelhart and J. McClelland (Eds), vol. 1, MIT Press, 1986.
- [22] M. Lee, S.Y. Lee, and C.H. Park, "Neuro-fuzzy controller design using neuro-fuzzy identifiers," to be published in Inter. J. of Approximation and Reasoning, 1995.

저 자 소 개

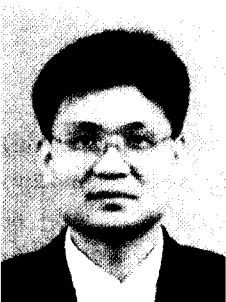


이 민 호

현재 한국 해양 대학교 이공 대학 전기 공학과 전임강사(1995.9~) 경북대학교 공과 대학 전자공학과(학사 1988), 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사 1992, 박사 1995.8) 주요 관심 분야는 신경회로망과 퍼지 논리 및 유전 알고리즘을 이용한 비선형 시스템의 동정화와

제어, 시계열 예측 문제등.

(606-791) 부산광역시 영도구 동삼동 1번지
TEL)(051)410-4212 / FAX)(051)404-3986



박 철 훈

1984.2 서울대학교 전자공학과 졸업, 1985~1990 미국 California Institute of Technology 공학 석사 및 박사 학위 취득, 1991~현재 한국 과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수로 근무중, 주관심분야: 패턴 인식, 음성 인식, 신경망 제어, 유전 알고리즘 등임.

TEL)(042)869-3453 / FAX)(042)869-3410



이 수 영

1971~1975 서울대학교 전자공학과(학사) 1975~1977 한국과학기술원 전기및전자공학과(석사) 1980~1984 Polytechnic Inst. of New York Electrophysics(박사) 1977~1980 대한 엔지니어링 대리 1982~1985 General Physics Corp

Senior Scientist 1986~현재 한국과학기술원 조교수/부교수/교수

주소: 대전광역시 유성구 궁동 432-13

TEL)(042)861-2064

직장: 대전광역시 유성구 구성동 373-1

TEL)(042)869-3431 / FAX)(042)869-3410