

뉴로-퍼지 제어 시스템과 그 응용

권영섭

포항제철 기술연구소 시스템 연구팀

1. 머리말

오늘 날 제어 시스템은 높은 역학적인 성능향상과 강인성이 요구됨과 동시에 훨씬 복잡하고 불확실하며 비선형성을 나타내는 공정의 제어까지도 요구되고 있다. 비선형 공정 시스템의 복잡성과 불확실성을 제어할 수 있는 방법으로서 현재 널리 사용되고 있는 것으로는 지능 모델링(intelligent modeling)과 제어를 들 수 있다. 지능 제어기(intelligent controller)의 일반적인 특징은 제어기 설계의 요구 조건을 만족시킬 수 있는 것으로서 plant와 환경의 변화에 자율적으로 순응할 수 있는 self-organizing과 adaptive 기능을 동시에 보유해야 한다는 것이다.[1]

지능 제어기는 input signal에 의해 반응하는 시스템을 modeling하는 것이 아니라 input/output의 형태로 공정 시스템의 반응에 근거한 경험적인 modeling을 사용하고 있다. 그러나 이러한 경험적인 Data를 간결하고 효과적으로 표현하는 것이 경험적인 modeling에 있어서 가장 큰 문제 중에 하나임에 틀림이 없을 것이다. 지능 제어기의 기본적인 접근 방식으로서 오늘 날 널리 사용하고 있는 기법으로 fuzzy logic과 신경 회로망(neural networks)을 들 수 있다.

Fuzzy logic과 신경 회로망이 갖는 독특한 특성들을 살리면서 지능 제어기의 효율과 성능향상을 시킬 수 있는 방법으로 fuzzy logic과 신경 회로망을 하나의 System으로 병합한 neuro-fuzzy control system이 제어기 designer에게 점차 각광 받고 있다. 이 글에서는 neuro-fuzzy control system에 관심을 가지신 control engineer들에게 다소나마 보탬이 되고자 neuro-fuzzy control system을 간단히 소개한 후 이 system이 실제로 어떻게 응용되고 있는지 살펴보고자 한다.[2]

2. Fuzzy Logic Control System과 신경 회로망 (Artificial Neural Networks)

2.1. Fuzzy Logic Control System

Fuzzy logic control system(FLCS)은 인간의 사고와 행동에 있어서 하나의 특징이라 할 수 있는 애매모호한 것을 논리적으로 표현하는 퍼지 논리(Fuzzy Logic)를 이용하여 물리적인 시스템 및 공정을 제어하는 방법이다. 예를 들면 날씨에 대해 “추운 날씨인가?”라는 질문에 기존의 논리는 1과 0 (또는 -1과 1)의 논리로 표현되므로 “춥다”와 “춥지 않다”의 두 가지 대답을 하는 데 반해, 퍼지 논리는 “매우 춥다”, “조금 춥다”, “춥다”, “춥지 않다”등의 대답을 할 수 있다. 이와 같이 퍼지 논리는 인간의 판단을 기존의 논리에서의 1과 0에서 확장된 1과 0사이의 정보도 다룰 수 있다는 특징을 가지고 있다. [3]

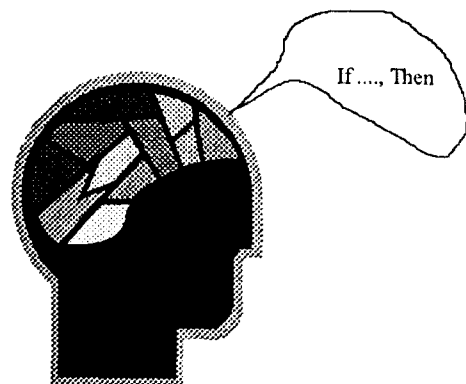


그림 1. 인간과 Fuzzy Logic.

그림 1에서 보는 바와 같이 우리 인간은 “IF, THEN” 즉 “..... 이면 해라”라는 유의 판단을 그림 2에서 처럼 rule base의 형태로 표현하고 있다. 또한 이 rule base의 퍼지 값은 그림 3에서 보는 것처럼 여러 가지 형태로 표현할 수 있다.

퍼지 제어기는 일반적으로 시스템의 특성이 복잡하여 기존의 정량적인 방법으로는 해석할 수 없거나 획득한 정보가 정성적이고 불확실한 경우에 기존의 제어기들보다 우수한 제어 결과를 보여 주고 있다. Rule base의 규모가 커지게 되면 rule base를 추론하는 데 많은 시간이 소요되며 반대로 규모가 적게되면 제어기의 신뢰성이 낮다는 문제점을 가지고 있기 때문에 퍼지 제어기 설계 시 전문가의 지식을 rule base화 하는 것이 중요하다.

		Change of Error						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
Error	NB	NB	NM	NS	NS	NS	NS	NS
	NM	NB	NB	ZO	NS	ZO	PM	PM
	NS	NM	NM	NS	ZO	PS	PM	PS
	ZO	NS	NS	NS	ZO	PS	PM	PM
	PS	ZO	ZO	ZO	PS	PS	PM	PB
	PM	ZO	ZO	PS	PM	PM	PM	PB
	PB	ZO	ZO	PS	PS	PS	PS	PM

그림 2. Typical Rule Base of a Fuzzy Logic Control System.

Fuzzy logic control system은 그림 4에서 보는 것처럼

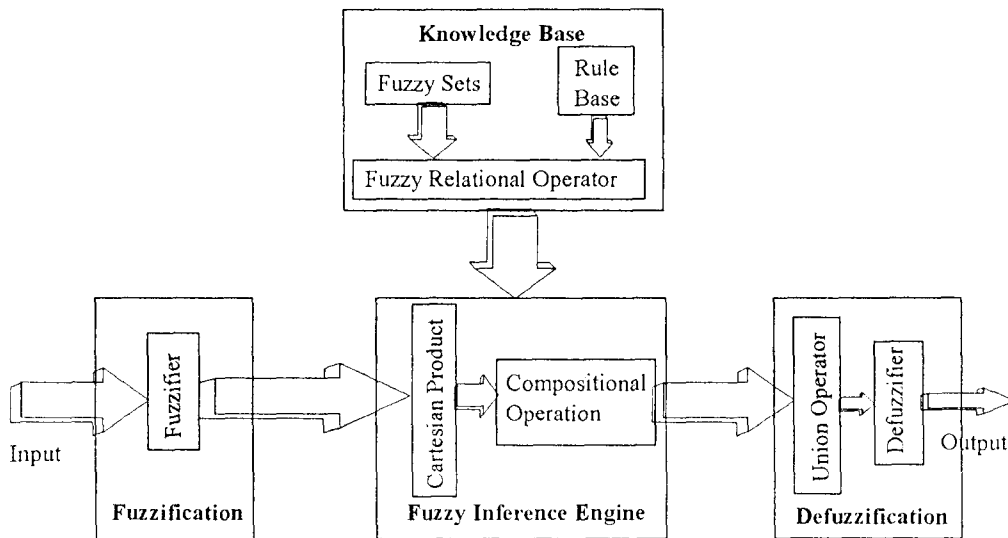


그림 4. The Basic Fuzzy Logic Control System.

2.2. 신경 회로망 (Artificial Neural Networks)

신경 회로망 (Neural Networks)은 인간 신경의 신호전달

일반적으로 네 가지 주요 구성요소를 가지고 있다: Fuzzifier, Knowledge Base (Rule Base), Inference Engine, Defuzzifier.[4][5][6][7]

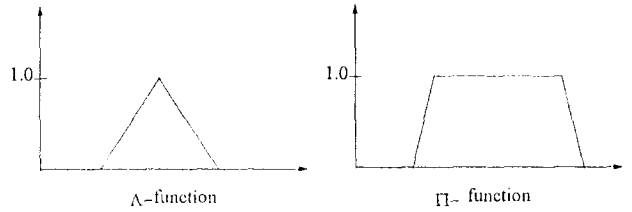


그림 3. Fuzzy Membership Function의 예.

현재 FLC 적용된 시스템을 살펴볼 때 FLC는 다음과 같은 특징을 가지고 있다:

- * Fuzzy logic control system은 전문가의 지식을 사용할 수 있다. 특히 산업공정제어에 있어서 조업자의 know-how를 사용하여 fuzzy logic control system을 구축할 수 있다.

- * 일반적으로 fuzzy logic control system은 기존의 제어 시스템보다 어떤 측면에서 더 robust한 시스템이다.

- * 제어기 설계 기간의 측면에서 본다면 fuzzy logic control system을 설계하는 시간이 기존의 제어기를 설계할 때보다 더 짧을 수 있다.

- * 기존의 제어기는 체계적인 설계가 가능하지만 fuzzy logic control system은 아직까지 체계적이고 일반적인 설계 방법이 구현되어 있지 않고 있다.

들로 구성되어 있다. 각 processing element는 일련의 input- x 가 가중치(weight) w 와 결합된 값을 받으며 이 값이 전체 input이 되어 output signal- y 를 계산하게 된다.

신경 회로망에서의 학습이란 원하는 output과 실제 output과의 차이에 의해 계산된 error signal에 따라 processing element의 input-output체계를 변화시키는 것을 의미한다. 잠시 신경 회로망이 어떻게 학습하게 되는지 살펴보기로 하자. 여기서 neuron을 적응성을 가진 요소(Adaptive Element)로 가중치는 input-output에 따라 변화된다는 것으로 가정하자. j th input과 i th neuron이 연결된 가중치 벡터(weight vector) $w_i = [w_{i1} \ w_{i2} \ \dots \ w_{in}]$ 에 대한 학습은 그림 6에서 보는 것처럼 input x 와 학습 신호 r 에 비례해서 증감된다. 학습 신호 r 은 w_i , x , 그리고 교사 신호(teacher's signal or desired signal) y_d 에 관한 함수이다.[4][8][9]

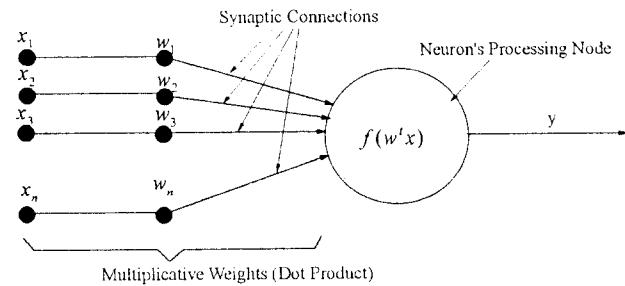


그림 5. Structure of a Simple Neuron.

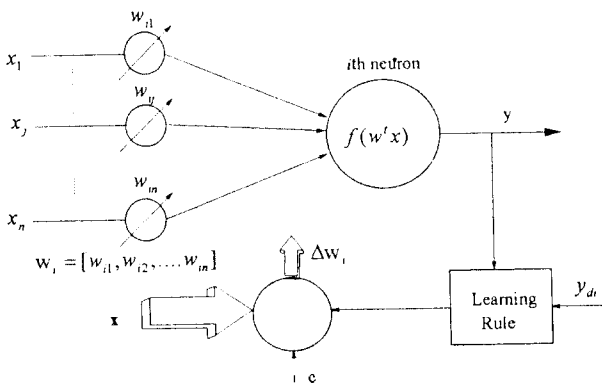


그림 6. Weight Learning Rule.

학습 신호 r 은 다음과 같이 정의된다.

$$r = r(W_i, x, y_d) \quad (2-1)$$

일반적인 학습 법에 따라 어떤 시간 t 에 있어서 학습 단계에서 변화시킬 수 있는 가중치 벡터 w 의 증감분은 다음과 같다.

$$\Delta W_i(t) = cr[W_i(t), x(t), y_d(t)]x(t) \quad (2-2)$$

여기서 c 는 학습 속도를 결정짓는 것으로서 *learning rate*라 하며 *strictly positive number*이다.

시간 t 에 있어서 가중치는 다음 표현에 따라 조정된다.

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \Delta W_i(t) \quad (2-3)$$

(2-3)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$W_i(k+1) = W_i(k) + cr[W_i(k), x(k), y_d(k)]x(k) \quad (2-4)$$

(2-4)의 표현에 따라 신경 회로망의 가중치 벡터 W_i 가 조정되면서 신경 회로망의 학습이 진행된다. 학습이 진행되면서 신경 회로망의 실제 output과 원하는 output과의 사이에서 발생하는 error가 원하는 값 이하가 되면 신경 회로망의 학습이 완료된 것이다. 이렇게 학습이 이뤄지는 신경 회로망의 특징을 살펴보면 다음과 같다[10].

- * 신경 회로망은 공정의 수식 모델을 알 수 없을 경우, 시스템의 입·출력 데이터로서 그 시스템을 모델화하여 간접적으로 시스템과 동등한 기능을 구현하는 것이 가능하다 (system identification).

- * 신경망은 병렬 기능으로 분산처리가 가능하다.

- * 잡음을 제거하는 필터 기능과 신경 회로망의 비선형적인 특성으로 말미암아 선형적인 제어뿐만 아니라 비선형 제어에도 응용이 가능하다. 그러나 신경 회로망을 제어에 응용할 경우에는 시스템에 대한 충분한 입·출력 정보가 확보되어야 한다. 표 1은 fuzzy logic control system과 신경 회로망을 비교한 것이다.

3. Neuro-Fuzzy Logic Control System (NFLCS)과 그 적용

현재 fuzzy logic control system을 design하는데 체계적인 방법이 없다는 사실은 이미 설명한 바 있다. 지금까지 많이 사용되고 있는 방법 중에 하나는 전문가의 know-how를 연구하여 주관적인 방법으로 membership function과 rule을 결정하고 원하는 성능을 얻기 위하여 design한 제어를 시험해 보는 것이다. 만약 design한 제어가 성능 시험에서 만족한 결과를 얻지 못할 경우 membership function과 rule들은 재조정되어 진다. 원하는 제어기 특성을 가지는 시스템이 되기 위해서 시행착오(trial and error)를 거쳐서 membership function과 rule이 선택된다.

이러한 문제를 해결하는 방법으로서 fuzzy logic control system과 학습능력을 가진 신경 회로망을 합병하는 것이다. 앞서도 언급했듯이 fuzzy logic control system은 시스템

표 1 Fuzzy Logic Control System과 신경 회로망의 차이.

구분 \ 기법	Fuzzy Logic Control System	신경 회로망
성격	전문가의 know-how를 컴퓨터에 입력하여 제어에 적용하는 기법.	인간의 학습 기능을 컴퓨터로 구현하여 적용하는 기법.
장점	<ul style="list-style-type: none"> * 복잡하거나 비선형적인 시스템에 적용 가능한 기법. * 정량적으로 해석이 어렵거나 시스템에 불확실성이 있을 때 적용 가능한 기법. 	<ul style="list-style-type: none"> * 시스템의 dynamic model 구현이 어렵지만 입·출력 데이터 획득이 가능할 경우에 적용 가능한 기법. * 적응성 및 병렬처리 기능이 필요한 시스템에 적용 가능한 기법. * 비선형성을 내포하고 있기 때문에 비선형 시스템에 적용 가능한 기법.
응용 시 고려 사항	<ul style="list-style-type: none"> * 전문가의 know-how를 rule-base화하는 문제. * 구축된 rule과 membership function을 tuning하는 문제. 	<ul style="list-style-type: none"> * 학습에 필요한 입·출력 data 필요. * 새로운 정보가 입력될 때 학습된 시스템의 정보처리 문제.

의 불확실성을 내포한 추론 mechanism을 가지고 있는 반면에 신경 회로망은 학습능력, 적응성, 결합 포용성, 병렬 처리능력과 같은 특성을 가지고 있다. 학습능력과 적응성을 가진 시스템이 불확실성을 동시에 다룰 수 있도록 하기 위해, 신경 회로망과 fuzzy logic control system을 하나의 기법으로 구현함으로써 각 시스템이 가진 장점을 살리면서 단점을 보완할 수 있다.

신경 회로망과 fuzzy logic control system이 결합하는 기법 중 몇 가지를 살펴보기로 하자[1][2][11][12][13][14].

3.1. Fuzzy Logic Control System에서 Membership Function과 Rule Base를 Tuning시키는 방법으로서 신경 회로망을 이용하는 방법(전형적인 Neuro-Fuzzy Control System)

그림 7은 신경 회로망을 사용하여 design된 fuzzy logic control system의 membership function과 rule base를 tuning하는 neuro-fuzzy logic control system을 보여 주고 있다. 여기서 언급된 neuro-fuzzy logic control system은 먼저 전문가의 know-how에 근거해서 membership function과 rule을 design한 다음 그것에 따라 신경 회로망을 initialize시킨다. 이렇게 구성된 model은 원하는 system performance를 얻기 위해 model의 실제 output과 원하는 output사이 에 발생된 error신호에 따라 membership function과 rule을 tuning시키게 된다.

이보다 더 발전된 neuro-fuzzy logic control system으로서 그림 8에서 보는 것처럼 제어 시스템의 입·출력 데이

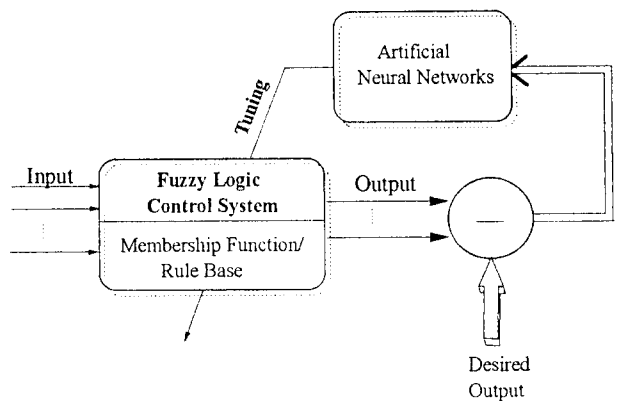


그림 7. Neuro-Fuzzy Logic Control System의 한 종류.

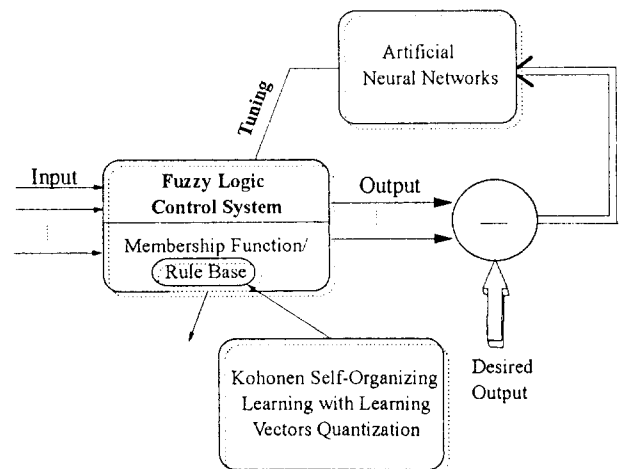


그림 8. Neuro-Fuzzy Logic Control System의 한 종류.

터를 이용하여 신경 회로망 기법 중 하나인 self-organizing learning method에 의해 fuzzy logic control system의 초기 membership function과 rule base를 만든 후 이들에 대한 tuning은 그림 9의 구조를 가진 NFLCS에 의해 수행된다.

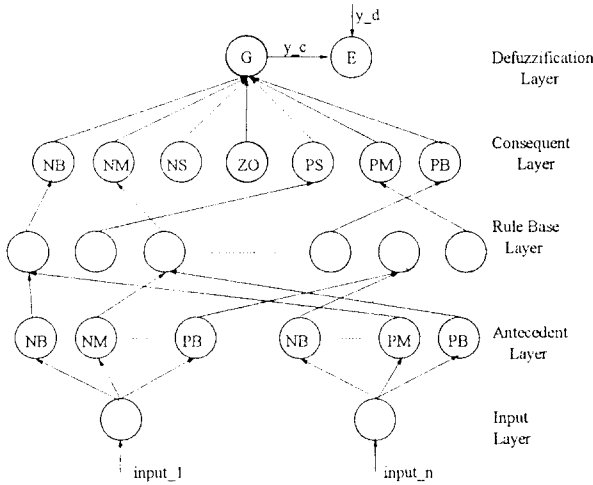


그림 9. 전형적인 형태의 Neuro-Fuzzy Control System.

3.2. Fuzzy Logic Control System의 입력 변수를 신경 회로망에 의하여 구현하는 방법.

그림 10은 fuzzy logic control system의 단점을 보완하기 위하여 신경 회로망을 이용하며, 신경 회로망의 단점을 보완하기 위하여 fuzzy logic control system을 이용한 NFLCS 형식 중의 하나를 보여 주고 있다. 이 시스템은 신경 회로망의 학습능력과 fuzzy logic control system의 knowledge representation을 결합한 한 형태로서 현재 포항제철소 스텐레스 압연기의 판형상 제어에 이용되고 있다 [15].

그림 11에서 보는 것처럼 스텐레스 압연기는 20개의 롤이(Roll) 상하로 1-2-3-4의 구조를 가지고 있으며 최상단의 2개롤 축에 대한 screwdown으로 두께 제어를 행하며, 별도의 작은 유압 시스템이 eccentric gear train을 통하여 최상부 2개의 롤축에 작용하여 형상 제어를 행하는 복잡한 구조로 되어 있다. 따라서 비선형적이며 제어 변수의 수가 일반 압연기에 비해 상대적으로 많은 스텐레스 압연기를 이용하여 두께 및 형상의 자동제어를 위한 수식 모델의 작성이 매우 어렵다. 이와 같은 이유로 말미암아 스텐레스 압연기의 두께 및 형상 제어는 일반적으로 숙련된 조업자의 조업 경험과 감각에 의하여 제어가 이루어 지고 있기 때문에 균일한 스텐레스 압연 판 형상을 얻기 어렵다.

포항제철 기술연구소 시스템 연구팀 "전 종학" 연구원을 포함한 두 명의 연구원은[15] 그림 8의 기법을 적용하여

이와 같은 문제를 성공적으로 해결할 수 있었다. 이들의 접근 방식을 살펴보면 다음과 같다. 숙련된 현장 조업자의 경험과 단위 수식 모델을 knowledge base화 하여 형상 검출기(shape meter)의 출력으로 부터 신경 회로망에 의해 판형상(steel strip shape)의 pattern을 인식하고 이에 따른 판형상의 변화량을 제어하기 위해 fuzzy logic control system을 이용했다. Fuzzy logic control system으로 부터의 제어량은 AS-U-Roll 및 중간롤 shift를 통하여 판형상의 균일화를 도모하였으며, 판형상 pattern 인식 시의 학습 기능을 자동 on-line화 하였고 형상 오차의 pattern인식에 의

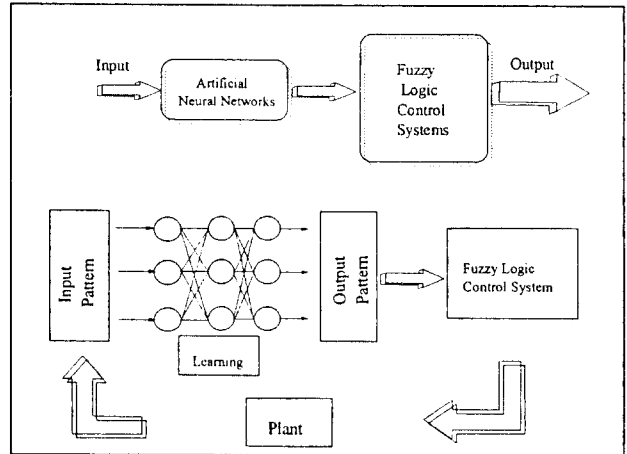


그림 10. Neuro-Fuzzy Logic Control System의 한 종류.

한 actuator의 모델을 구했다.

형상인 식은 대표적인 형상 pattern들에 대한 분류에 효과적인 역전파형 신경 회로망(Backpropagation Neural Networks)을 사용하여 압연 중인 강관의 형상 검출기 출력으로 부터 복수의 형상 pattern중 대표 pattern에 유사한 형상을 인식하게 된다. 그림 12에서 보는 바와 같이 대표 pattern은 실 조업상 빈번하게 나타나는 것으로서 actuator의 제어에 중요한 목표가 되는 형상으로 숙련 조업자의 경험 및 지식에 의하여 미리 마련되어 있다.

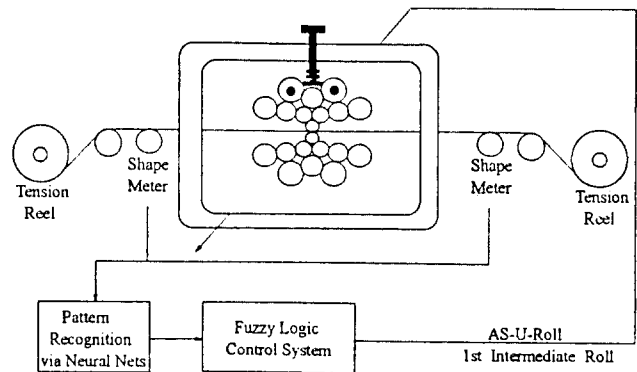


그림 11. Z-Mill Strip 형상 제어 시스템.

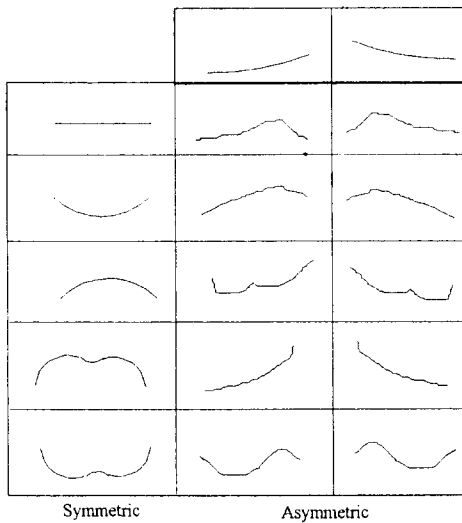


그림 12. Strip의 Shape Pattern.

신경 회로망은 현장 조업자로 부터 받은 형상 pattern을 data화한 것을 학습하게 된다. 신경 회로망의 학습이 끝나게 되면 입력된 형상 data와 각 대표 형상 pattern과의 유사성 출력치 중 최대가 되는 대표 pattern을 그 때의 형상으로 판정한다. 이 때 얻어진 형상에 대하여 fuzzy logic control system을 이용하여 각 actuator의 조작량을 얻게 된다. Fuzzy logic control system의 IF ~ THEN rule은 parameter간의 관계를 상세히 기술할 수 있을 뿐 만 아니라 현장 조업자들의 경험과 지식을 쉽게 활용할 수 특징을

가지고 있다.

3.3. Fuzzy Logic Control System 그 자체를 신경 회로망으로 구현하는 방법.

이 시스템은 그림 4에 보여 주고 있는 fuzzy logic control system을 신경 회로망에 그대로 학습시킨 경우로서 일종의 신경 회로망에 의한 fuzzy logic controller의 identification 문제라고 할 수 있겠다. 이 시스템은 fuzzy logic control system을 design이나 tuning할 때의 어려움을 극복하기 위하여 fuzzy logic control system의 특성을 그대로 신경 회로망에 학습시킨 경우이다. 특히 fuzzy logic control system이 방대한 rule base와 membership function을 가지고 있을 경우 적당한 방법이 되겠다. 학습된 신경 회로망은 초기에 design된 fuzzy logic control system의 특성을 가지고 있을 뿐 만 아니라 plant 환경의 변화에 따라 신경 회로망을 재 학습시킴으로써 fuzzy logic control system (FLCS)의 tuning의 어려움을 극복할 수 있는 장점이 있다. 여기서 언급된 NFLCS는 다른 NFLCS보다 훨씬 간단한 구조를 가지고 있다[16].

그림 14는 fuzzy logic control system을 신경 회로망에 구현하는 방법을 보여 주고 있다. 대상 Plant로서 자동차 anti-lock braking system (ABS)을 사용하였으며, fuzzy logic control system은 비선형 제어 기법 중의 하나인 sliding mode control system을 기초로 design되었다. 그림 15

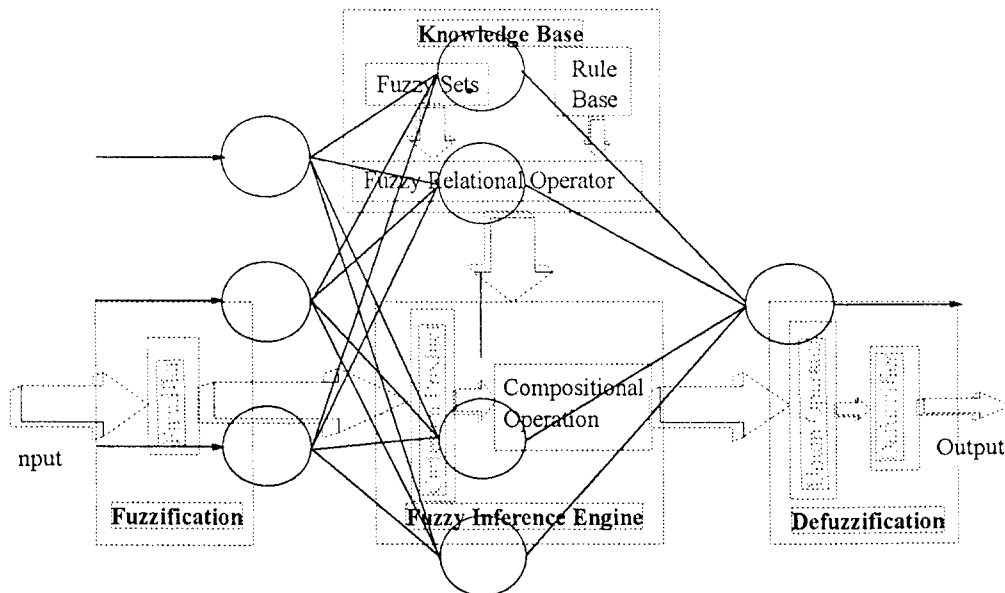


그림 13. FLCS을 신경 회로망으로 구현한 NFLCS.

에서 보는 것처럼 자동차 ABS system은 wheel slip ratio (또는 wheel slip)를 규정된 값 이하로 유지하는 것이다. Wheel slip과 wheel slip ratio는 (3-1)과 같이 표현된다.

$$\text{Wheel Slip} = \frac{V_b - V_w}{V_b} \text{ or}$$

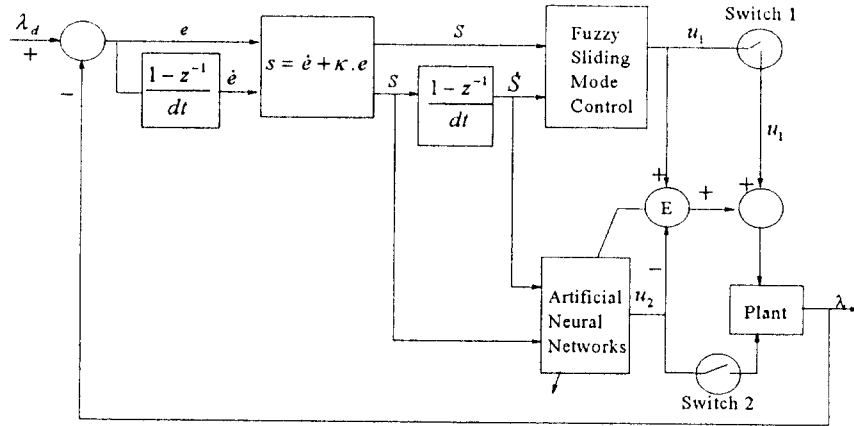


그림 14. FLC를 신경 회로망에 구현하는 방법.

$$\text{Wheel Slip Ratio} = \frac{V_b - V_w}{V_b} \times 100(\%) \quad (3-1)$$

만은 fuzzy sliding mode controller와 같이 자동차 ABS system을 제어할 수 있게 된다(그림 16, 17, 18)[16].

여기서 V_b 는 자동차의 절대속도를 V_w 는 바퀴의 Rotational Speed를 나타낸다.

만약 자동차의 절대속도와 바퀴의 rotational speed가 동일할 경우 바퀴는 0% slip ratio를 나타낸다. 정상 운전 상태에서의 wheel slip ratio는 1~2% 정도를 나타낸다. 그러나 비정상 운전 상태의 경우, 다시 말해서 자동차가 미끄러운 노면 위를 달릴 경우, 바퀴의 rotational speed가 zero가 되면 wheel slip ratio가 100%에 이르게 되며 이 때 자동차는 바퀴가 잠겨짐(Locked)과 동시에 자동차는 미끄러지게 된다. 자동차의 ABS system의 제어에서 가장 난해한 문제는 자동차의 절대속도와 바퀴와 길바닥 사이의 미끄럼 계수를 측정 또는 추정하는 방법이다. 특히 자동차의 절대속도와 자동차 바퀴와 길바닥 사이의 미끄럼 계수는 자동차 주행 중 수시로 변화되기 때문에 제어기 설계에 있어서 적당한 제어 기법을 선택하는 것이 가장 중요하다. 특히 ABS system을 정확히 modeling하기는 불가능하며 높은 비선형성을 보이고 있다. 이러한 문제를 가진 시스템의 제어 기법으로 본인은 비선형 제어 기법 중의 하나인 sliding mode control 기법을 선택하였으며 이를 fuzzy logic control system으로 구현한 fuzzy sliding mode controller를 사용했다.

그림 14에서 보는 것처럼 fuzzy sliding mode controller와 신경 회로망에서 계산된 control input의 차이에 의해서 신경 회로망의 학습이 이루어진다. 학습이 진행됨에 따라 control input의 차이는 점점 줄어들게 되며 fuzzy sliding mode controller의 특성을 보이게 된다. 학습 단계에서는 switch 1은 연결된 반면에 switch 2의 연결되지 않는 상태가 된다. 이렇게 학습이 이루어진 신경 회로망을 neuro-fuzzy sliding mode controller라고 불러워지며, 학습된 신경 회로

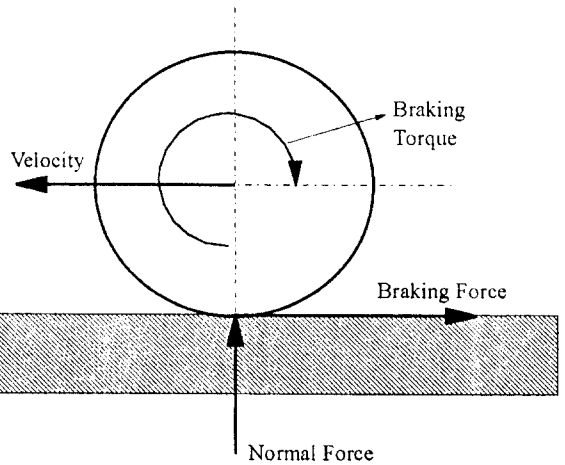


그림 15. Braking System의 계략도.

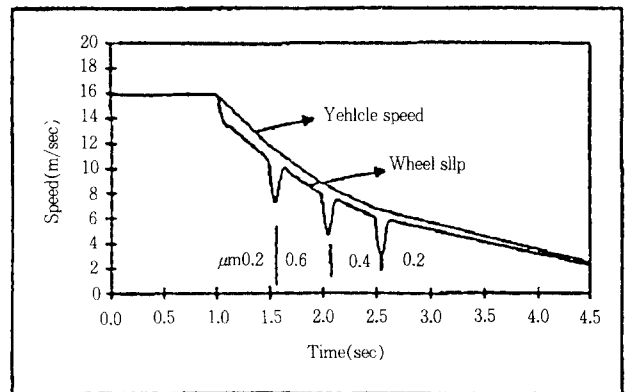


그림 16. 자동차 및 바퀴의 Speed 비교.

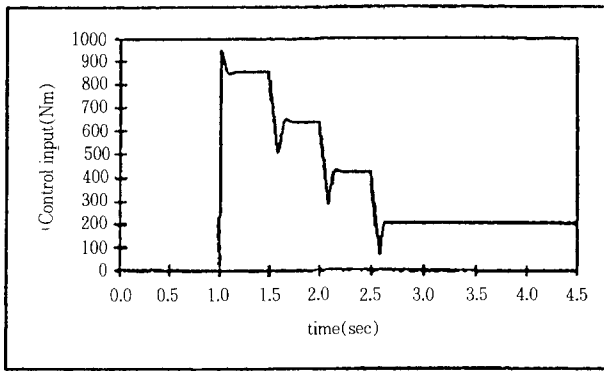


그림 17. Control Input of ABS System.

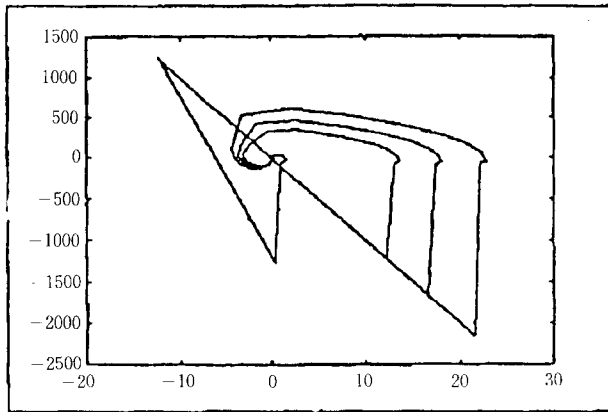


그림 18. Phase Plane of s and $s\text{-dot}$.

4. 결 론

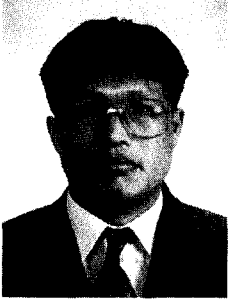
이제까지 살펴 본 neuro-fuzzy logic control system 이 외에도 연구자와 응용 시스템의 종류에 따라서 연구자 고유의 NFLCS를 발표하고 있다. FLC와 신경 회로망을 접목해서 새로운 제어 기법을 만드는 주요 이유 중 하나는 각 기법의 장점을 살리고 단점을 보완하는 데 있을 것이다. 여기서 소개된 응용에서 보았듯이 앞으로는 NFLCS가 수 많은 제어 시스템에 성공적으로 적용되리라 본다. 비록 저자와 응용 시스템에 따라 NFLCS의 structure가 다르다고 할 지라도 NFLCS가 나아가야 할 방향은 사용하기 쉽고 편리한 기법이 되어야 한다는 것이다. 또한 신경 회로망이나 유전자 algorithm과의 결합으로 인해 FLC의 체계적이고 효율적인 design이 가능하게 될 것이다.

참 고 문 헌

[1] M. Brown and C. Harris, "Neurofuzzy Adaptive

Modeling and Control", Prentice Hall, 1994.

- [2] C. J. Harris, C. G. Moore and M. Brown, "Intelligent Control, Aspects of Fuzzy Logic and Neural Nets", World Scientific, 1994.
- [3] C. T. Lin, "Neural Fuzzy Control Systems with Structure and Parameter Learning", World Scientific, 1995.
- [4] "제철 공정에 있어서의 신경 회로망 적용 가이드", 포항제철소 계측제어부, 1995.
- [5] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information and Control, 8, pp. 338-353, 1965.
- [6] E. H. Mamdani, et. al., "Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant", Proceed. of the Ins. of Elec. Eng., vol. 121, no. 12, 1974.
- [7] Shi-Zhong He, et. al., "Control of Dynamical Processes Using an On-Line Rule-Adaptive Fuzzy Control System", Fuzzy Sets and Systems, 54, pp. 11-22, 1993.
- [8] J. M. Zadeh, "Introduction to Artificial Neural Systems", West Publishing Company, 1992.
- [9] Maureen Caudill, "Neural Network Primer", AI Expert, 1990.
- [10] M. Brown and C. J. Harris, "Neural Networks for Modelling and Control", Highfield, Southampton SO9 5NH, U. K.
- [11] Junhong Nie and D. A. Linkens, "Learning Control using Fuzzified Self-Organizing Radial-Basis Function Network", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 1, no. 4, 1993.
- [12] Ronald R. Yager, "Implementing Fuzzy Logic Controllers using a Neural Network Framework", Fuzzy Sets and Systems, 48, pp. 53-64, 1992.
- [13] Hugues Bersini, et. al., "A Simple Direct Adaptive Fuzzy Controller Derived from its Neural Equivalent", 1993 IEEE.
- [14] C-Y Shieh, "A New Self Tuning Fuzzy Controller Design and Experiments", University of Missouri-Columbia.
- [15] 제7회 포스코발표대회 논문집, 기술부회, 포항종합제철주식회사, 1995.



권 영 섭(權 英 燮)

1961년 1월 15일생

1983년 조선 대학교 기계공학과 졸업 (학사)

1991년 The University of Oklahoma 기계공학과 졸업 (석사)

1994년 Wayne State University 기계공학과 졸업 (박사)

1995년~현재 포항제철 기술연구소 시스템연구팀 연구원

주요 연구분야 : 비선형 제어, Fuzzy Logic 및 신경 회로망 응용.

(790-785)경북 포항시 괴동동 1 번지 포항 우체국 사서함 제36호

TEL)(0562)279-6524 / FAX)(0562)279-6509