

# 설비시스템을 위한 소속함수 폭의 자동동조를 사용한 뉴로퍼지제어기

(A Neuro Fuzzy Controller Using Auto-tuning Width of Membership Function for Equipment Systems)

李壽欽\* · 方根泰\*\*

(Soon-Heum Lee · Keun-Tae Bang)

## 요 약

전력부하 설비시스템에 장치하는 퍼지제어기의 성능은 제어대상의 변화에 민감하여 제어대상이 바뀔 때마다 퍼지 소속함수폭이나 제어규칙을 조정해야 한다. 본 논문은 퍼지제어기의 성능에 영향을 미치는 요소들을 종합적으로 고찰하여, 제어대상의 변화에 적응하여 최적의 퍼지 소속함수폭에 자동동조하는 다층 신경회로망을 사용한 성능이 개선된 뉴로퍼지제어기를 제안하여 구성하였다. 이것을 다양한 일차 지연요소를 갖는 설비시스템의 시뮬레이션을 하여 우수한 제어 특성을 확인하였다.

## Abstract

The width of fuzzy membership function and control rule has an effect on performance of the fuzzy controller for electric equipment systems. In this paper, the neuro-fuzzy controller is proposed to improve the performance of fuzzy controller. It has the width of membership function, that is adapted to the electrical parameter using multi-layer neural network, it is applied to first order electric power system with dead time and various plant constant. The related simulation results show that the proposed neuro fuzzy controller are superior characteristics of improved performance

### 1. 서 론

1965년 L.A.Zadeh<sup>1), 2)</sup>에 의해 제안된 퍼지이

\*正會員 : 경남대 공대 전기공학과 교수, 공과대학장

\*\*正會員 : 영진전문대 전자과 교수

接受日字 : 1997年 1月 27日

론은 전문가의 경험적 지식이나 인간의 애매한 언어적 데이터를 처리하는데 매우 효과적이다. 1974년 Mamdani에 의해 설비제어 시스템에 퍼지이론이 도입<sup>3), 4)</sup>되면서 퍼지제어는 퍼지이론의 응용분야로서 가장 빨리 활용되어 성공을 거둔 분야이며 현대까지 퍼지제어는 많은 발전을 거듭

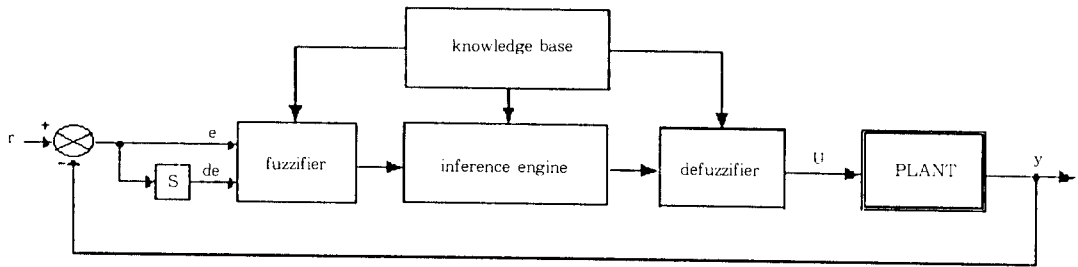


그림 1. 퍼지제어 시스템의 기본구성  
Fig. 1. Architecture of fuzzy controller system

해 왔다, 퍼지제어는 전문가의 지식을 바탕으로 제어규칙을 언어적으로 쉽게 표현할 수 있으며, 외란에 대해 매우 강인한 특성을 가질 뿐만 아니라 제어대상을 수학적으로 정확히 근사화 할 수 없는 경우에 제어대상의 입력과 출력 관계만으로 퍼지제어를 할 때에도 탁월한 성능을 발휘하므로 다양한 전기설비나 애매한 입력신호로 제어하는 전력제어 설비시스템의 운용에 점차 이용이 많아지고 있다. 이들의 대부분은 제어대상의 입출력 관계로부터 제어규칙을 찾아내고, 이렇게 구해진 제어규칙으로부터 역으로 제어대상을 제어하고 있다. 즉 제어대상이 달라지면 이에 따른 제어규칙이나 퍼지 소속함수값을 새롭게 결정해야만 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 것으로, 자동적으로 지식의 습득이 가능하고 정보의 분산처리 능력이 뛰어난 신경회로망을 이용한 뉴로퍼지 제어기가 있다.<sup>5)</sup> 이것은 퍼지제어기에 적합한 제어규칙을 제어대상에 따라 자동으로 동조시키기 위해 신경회로망을 도입한 것으로 만족할 만한 효과를 보이고 있다. 그리고 퍼지 제어규칙을 제어대상에 따라 최적화 하기 위해 최근에는 유전자 알고리즘을 이용하는 연구도 있다.<sup>6)</sup> 하지만 이들의 연구 내용을 보면 퍼지제어기의 성능을 개선하기 위해 대부분이 퍼지 제어규칙에 주안점을 두고 있으며, 퍼지제어기의 소속함수의 폭이 제어기의 성능에 영향을 준다는 연구 결과도 보고된 바가 있다.<sup>7)</sup>

이에 본 연구에서는 뉴로퍼지제어기 설계의 새로운 접근 방법으로 다양한 제어대상에 따라 최적의 소속함수폭에 자동동조하는 성능이 개선된 퍼지제어기를 제안한다. 이 방법은 제어대상의

파라미터 변화에 따라 성능지수(ITAE)로 구한 최적의 소속함수폭을 결정하고, 이 결과에서 얻은 데이터로 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 학습은 역전파 알고리즘을 사용하며, 이렇게 학습된 신경회로망을 일반적인 퍼지제어 규칙을 가지는 퍼지 추론기와 결합시켜 다양한 제어대상의 변화에 적응하여 최적의 소속함수폭에 자동동조하는 퍼지제어기를 구성한다. 제안하여 구성한 제어기는 기존의 퍼지제어기와 같이 오차( $e$ )와 오차의 변화율( $de$ )만을 이용하여 퍼지추론을 하며, 퍼지추론의 결과로 제어입력의 변화량( $du$ )을 출력으로 하는 성능이 개선된 PI형 퍼지제어기로 동작하게 된다. 뉴로퍼지제어기를 이용하는 새로운 방법으로 제안하는 퍼지제어기를 부동작 시간( $L$ )을 갖는 1차 지연계에 적용하여 제어대상의 변화에 따른 개선된 제어특성을 시뮬레이션을 통하여 확인하였다.

## 2. 퍼지제어기의 성능변화

전력설비 시스템에 사용되는 퍼지제어기는 그림 1에서 fuzzifier, inference engine, defuzzifier, knowledge base로 구성된 부분이며, fuzzifier에서는 수치적 데이터를 인간의 모호한 언어적 표현으로 바꾸어 준다.

그림 2는 일반적인 퍼지제어기에서 사용되는  $e$ (목표치와 출력과의 오차)와  $de$ (오차의 변화율)에 대한 퍼지소속함수(fuzzy membership function)를 나타낸 것이다.

그림에서  $We$ 와  $Wde$ 는 퍼지기(fuzzifier)에서 사용되는 오차( $e$ )와 오차변화율( $de$ )에 대한 퍼

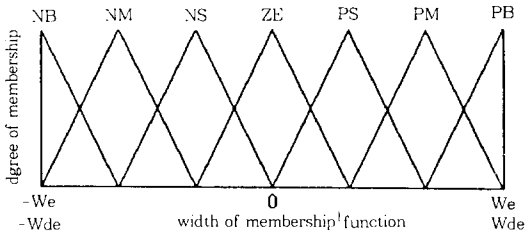


그림 2. 소속함수  
Fig. 2. Fuzzy membership function

표 1. 퍼지제어기의 제어규칙  
Table 1. Control rule of fuzzy controller

e \ de	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
NM	NB	NM	NM	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NM	NS	NS	ZE	PS	PM
ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZE	PS	PS	PM	PB
PM	NS	ZE	PS	PM	PM	PM	PB
PB	ZE	PS	PM	PB	PB	PB	PB

지 소속함수의 폭(width of membership function)을 나타낸다. 추론기(inference engine)에서는 전문가나 현장 기술자들의 경험과 지식들을 모아 제어규칙을 만들어 사용하는데, 퍼지제어기에 사용하는 추론 규칙들은 표 1과 같다.

비퍼지기(defuzzifier)에서는 모호한 언어적 표현을 수치적 데이터로 바꾸는 역할을 하는데 사용되며, 비퍼지화(defuzzification) 방법으로는 무게중심법(center of gravity)과 최대치평균법(mean of max)이 있다. 일반적으로 무게중심법을 이용하는 것이 더 나은 성능을 보이고 있으므로 본 연구에서는 무게중심법을 사용한다.

이렇게 구성된 기본적인 퍼지제어기의 동작을 수식으로 풀이해 보면 다음과 같다. 식 (2.1)과 (2.2)는 오차(e)와 오차의 변화율(de)에 대한 min연산을 하여 퍼지화(fuzzification)하는 단계이고, 식 (2.3)은 퍼지 추론부에서 min-max연산을 통해 추론(inference)하는 과정이다. 식 (2.4)는 무게중심법을 이용하여 비퍼지화(defuzzification) 하는 단계이다.

$$\alpha_1 = \mu_{e_1}(e_1) \wedge \mu_{de_1}(de_1) \quad (2.1)$$

$$\alpha_2 = \mu_{e_2}(e_2) \wedge \mu_{de_2}(de_2) \quad (2.2)$$

$$\mu_{du} = [\alpha_1 \wedge \mu_{du^1}] \vee [\alpha_2 \wedge \mu_{du^2}] \quad (2.3)$$

$$dU = \frac{\sum x \mu_{du}(x)}{\sum \mu_{du}(x)} \quad (2.4)$$

여기서  $\wedge$ 는 minimum 연산자이고,  $\vee$ 는 maximum 연산자이다.

du는 퍼지제어기가 제어대상(plant)에 가하는 제어입력(u)의 변화량을 말한다. 일반적으로 퍼지제어기의 성능에 영향을 주는 요인으로는 퍼지규칙, 퍼지추론방법, 비퍼지화 방법 등이 있다. 이 중에서 퍼지규칙은 이미 많은 연구에 의해 거의 최적화된 상태라 할 수 있으며, 퍼지추론의 방법으로는 min-max법이 일반적으로 사용되고 있다. 그리고 이에 못지 않게 퍼지제어기의 성능에 중요한 요인이 되는 부분이 퍼지 소속함수의 폭이다. 실제로 적용하는 대부분의 퍼지제어기는 소속함수의 폭을 제어대상에 따라 적절히 시행착오적으로 조정하여 사용하고 있다. 소속함수폭(width of membership function)의 크기를 조정함으로써 소속함수의 값(degree of membership function)이 달라지는 것을 예로 나타낸 것이 그림 2이다.

그림 3의 a)는 오차에 대한 소속함수의 폭(We)이 1이며 오차(e<sub>1</sub>)가 0.75인 경우의 그림이고, 그림 3의 b)는 오차에 대한 소속함수폭(We)이 2이고 오차(e<sub>1</sub>)는 동일한 0.75인 경우의

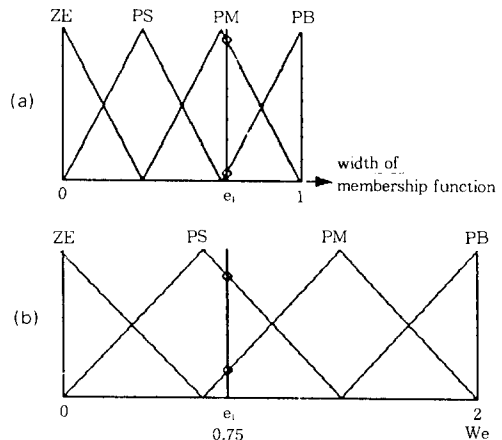


그림 3. 소속함수폭의 크기에 따른 응답의 차이  
Fig. 3. A difference of response by width of membership functions

그림이다. 여기서 각 두 가지 경우의 응답특성을 알아보면, 그림 a)에서 소속함수의 값은  $\mu_{PB}(e_i)$ ,  $\mu_{PB}(e_i)$ 가 되고, 그림 b)에서의 소속함수의  $\mu_{PS}(e_i)$ ,  $\mu_{PB}(e_i)$ 값은 이 된다. 즉, 이러한 소속함수의 값의 변동에 따라 퍼지추론 결과가 달라지게 된다. 그러므로 이러한 방식이 적용된 기존의 퍼지제어기는 제어대상을 달리 한다면, 달라진 제어대상에 적합한 퍼지제어기의 소속함수폭으로 다시 조정하여야만 한다. 실 예로, 기존의 일반적인 퍼지제어기에서 소속함수 폭의 변화에 따라 달라지는 제어응답의 특성을 그림 4, 5, 6에 나타내었다. 여기서 제어대상(plant)은 부동작 시간(L)을 갖는 식 (2.5)와 같은 1차 지연계를 사용하였다.

$$G_P = \frac{K e^{-Ls}}{1 + Ts} \quad (2.5)$$

그림 4는 동일한 제어대상에서 퍼지제어기의 오차에 대한 소속함수폭(We)을 3가지 다른 경우로 변화시킬 때 나타나는 응답을 기록한 것으로, ①은 오차소속함수폭(We)이 0.5일 때, ②는 1.0일 때, ③은 2.0일 때의 퍼지제어기의 응답특

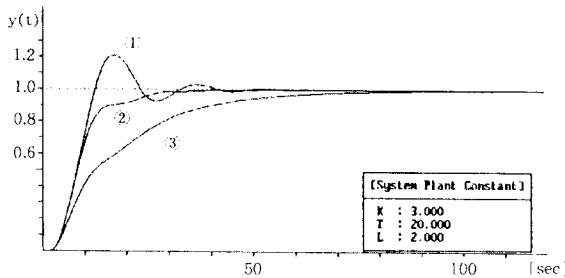


그림 4. We의 변화에 따른 응답의 변화  
Fig. 4. Response (We=①0.5 ②1.0 ③2.0, Wde=1.0, Wdu=2.0)

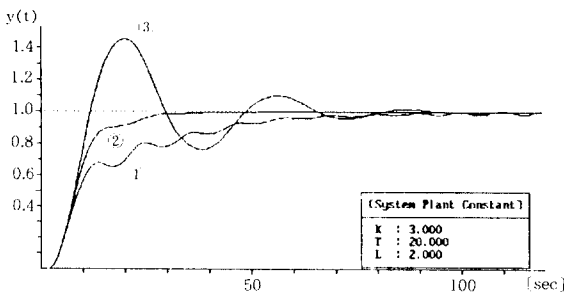


그림 5. Wde의 변화에 따른 응답의 변화  
Fig. 5. Response (We=1.0, Wde=①0.5 ②1.0 ③2.0, Wdu=2.0)

성을 나타낸 것이다. 이 응답특성을 살펴보면, ①의 응답은 We가 작기 때문에 처음부터 큰 언어적 변수(PB)의 영향을 받아 제어 입력이 과도하게 증가되어 제어입력의 변화가 크며 오차에 민감하기 때문에 출력에 진동이 나타나고, ③의 경우는 We가 크기 때문에 상대적으로 작은 언어적 변수(PS)의 영향을 받아 제어입력의 변화가 작고 이에 따른 오차의 변화율이 작아져 출력이 서서히 목표치에 도달하고 있다.

그림 5는 퍼지제어기의 오차변화율에 대한 소속함수 폭(Wde)의 변화에 따른 응답의 변화를 나타낸 것으로, ①은 오차변화율소속함수폭(Wde)이 좁으므로 작은 오차의 변화량에 대해서도 큰 언어적 변수의 소속함수 값에 의한 영향으로 제어입력의 변화가 커지게 되며 출력 y(t)의 변화도 커지게 되어 이로 인하여 다시 오차의 변화율(de)이 커지게 되어 출력이 진동하게 되며, ③은 Wde의 폭이 넓어 상대적으로 낮은 언어변수의 소속함수의 값에 의한 영향으로 제어입력의 변화가 둔해지므로 출력이 큰 오버슈트를 내면서 진동하고 있다.

그림 6은 퍼지제어기의 후건부(consequence)에서 제어입력의 변화량에 대한 소속함수폭(Wdu)의 변화에 따른 응답을 나타낸 것이다. ①은 제어입력의 변화량(du)이 적어 출력의 움직임이 둔화되고 있으며 이에 따라 점점 오차의 변화율까지 둔화되어 제어 입력의 증가를 억제하고 있다. 제어입력의 변화량이 큰 ③의 경우에는 너무 큰 제어입력으로 인하여 출력의 변화가 심해지고, 이로 인하여 오차의 변화율이 커져 제어 입력의 변화량을 더욱 크게 부추기는 결과가 되

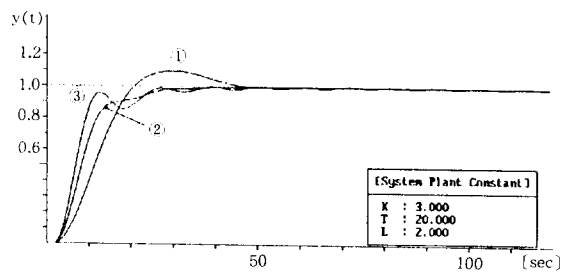


그림 6. Wdu의 변화에 따른 응답의 변화  
Fig. 6. Response (We=1.0, Wde=1.0, Wdu=①1.0 ②2.0 ③3.0)

어 출력이 약간의 진동을 보이고 있다. 이와 같이 Wdu를 계속해서 크게 한다면, 진동하는 결과가 더욱 심해지게 되어 퍼지제어기가 발산하거나 계속 진동하는 경우가 되고, 시뮬레이션에서도 그러한 실 예를 볼 수 있었다.

### 3. 최적의 소속함수폭

제어대상의 최적응답을 결정하기 위한 performance measure로서 integral of time multiplied absolute error (ITAE)를 사용하며 식 (3.1)로 정의한다.

$$ITAE = \int |r - y(t)| dt \quad (3.1)$$

각 각의 제어대상 파라미터(K, T, L)마다 ITAE를 최소로 하는 최적의 소속함수폭을 찾기 위해 시뮬레이션하는 제어대상의 최적값 예상범위를 고려하여 다음과 같이 구간을 정하였다.

$$\begin{cases} We (0.5 \sim 2.0, \text{step} : 0.1) \\ Wde (0.5 \sim 2.0, \text{step} : 0.1) \\ Wdu (0.5 \sim 5.0, \text{step} : 0.1) \end{cases}$$

이러한 설정 구간에서 전산 처리한 결과 제어대상의 다양한 파라미터 K, T, L의 변화에 따르는 최적의 퍼지소속함수폭 We, Wde, Wdu를 찾을 수 있었다. 이렇게 찾아낸 값은 신경회로망을 학

표 2. 신경회로망의 학습패턴

Table 2. Training pattern of neural network

K	T	L	We	Wde	Wdu	ITAE
1	20	2	0.8	1.0	5.0	5.068
2	20	2	1.0	1.2	3.0	4.269
3	20	2	1.0	1.3	2.4	3.867
4	20	2	1.0	1.3	1.8	3.867
5	20	2	1.0	1.3	1.5	3.895
3	10	2	1.0	1.4	1.4	3.793
3	15	2	1.0	1.4	2.1	3.893
3	20	2	1.0	1.3	2.4	3.867
3	25	2	1.0	1.3	3.0	3.977
3	30	2	1.0	1.3	3.7	3.869
3	20	1	0.6	1.2	3.0	2.386
3	20	2	1.0	1.3	2.4	3.867
3	20	3	1.6	1.5	2.0	7.155
3	20	4	1.5	1.1	1.2	12.484
3	20	5	1.5	0.9	0.8	18.866

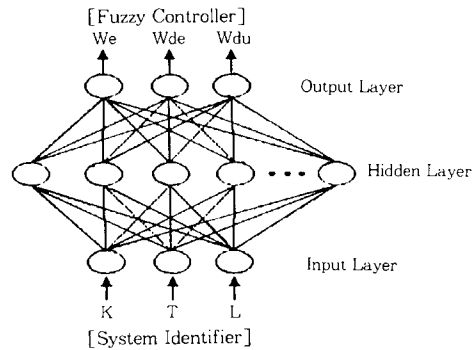


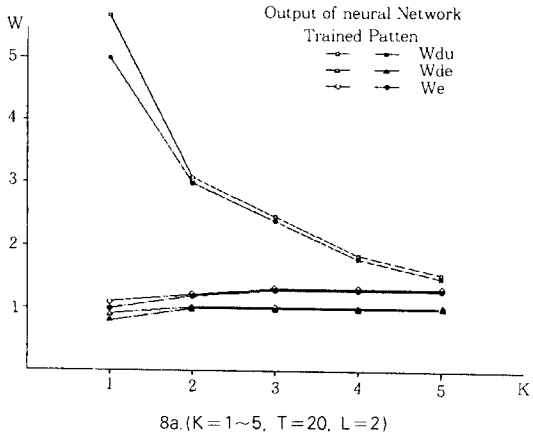
그림 7. 다층 신경회로망

Fig. 7. Multi-layer neural network

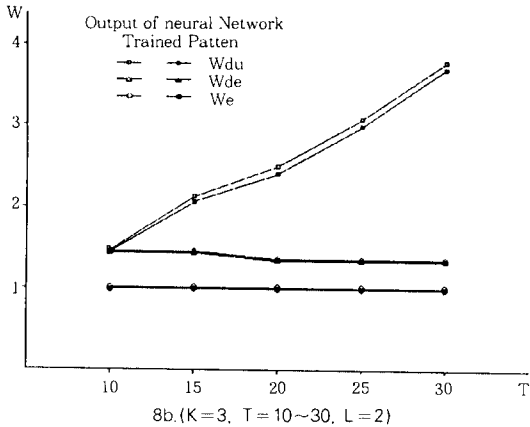
습시키기 위한 학습데이터로서 활용하였다. 이를 표 2에 나타내었다.

표 2에서 보는 제어대상의 K, T, L 값의 변화 범위는 1차 지연계를 갖는 설비시스템에서 통상적으로 많이 사용하는 범위라고 생각되는 L=1~5, T=10~30, L=1~5 의 값으로 선정하였다.<sup>7)</sup>

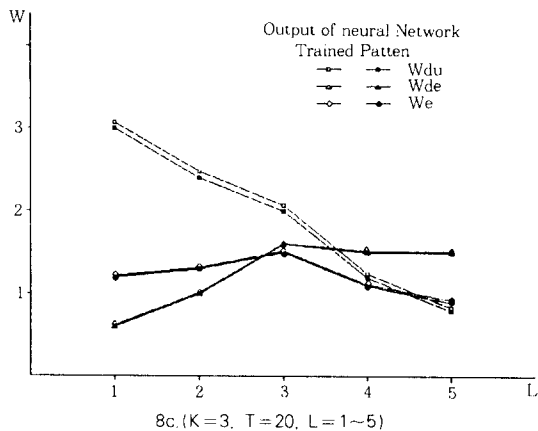
신경회로망은 그림 7과 같이 제어대상의 파라미터 K, T, L을 찾아내는 system identifier에 연결하는 입력유닛은 3개, 히든유닛은 20개, 최적 소속함수폭을 fuzzy controller에 공급하는 출력유닛은 3개로 구성하였으며, 학습율은 0.1이고, 학습은 오차역전파(error back propagation)알고리즘을 사용했다. 이 함수는 비선형성이 매우 강하고, 출력이 0과 1의 이진 논리값이 아닌 연속적인 값을 가지므로 실제 학습에 있어서 지역적 최소점에 도달하는 경우가 자주 발생하였다. 신경회로망의 활성화함수는 일반적으로 사용하는 시그모이드(sigmoid)함수를 사용하여, 입력층의 입력값을 각각 5, 30, 5로 나누어 0과 1사이의 값으로 많은 시간 동안 정규화 시켜 학습시켰다. 앞의 표 2의 학습패턴으로 학습된 신경회로망의 동작 특성을 그림 8에 나타내었다. 이 그림에서 제어대상 파라미터 K, T, L 값의 변화에 따라 ITAE를 최소로 하는 최적 소속함수폭 We, Wde, Wdu를 학습된 신경회로망에 의해 얻은 값(trained)과 또한, 표 2의 학습패턴값(pattern)을 동시에 나타내었다.



8a. (K=1~5, T=20, L=2)



8b. (K=3, T=10~30, L=2)



8c. (K=3, T=20, L=1~5)

그림 8. 학습된 신경회로망의 출력  
Fig. 8. Output of the trained neural network

학습된 신경회로망의 출력과 신경회로망의 학습패턴을 비교한 그림 8에서 신경회로망은 학습이 잘 이루어진 동작을 하는 것을 알 수 있고, 이렇게 학습된 신경회로망에서 최적 소속함수폭에 자동동조하는 출력을 얻어 기존 퍼지제어기의 소속함수폭에 적용시킨다.

#### 4. 시뮬레이션 및 고찰

본 연구에서 제안하는 학습된 신경회로망에 의해 최적 소속함수값에 자동동조 되는 퍼지 제어기의 구조를 그림 9에 나타내었다.

제안된 제어기의 개략적인 구조와 동작과정을 살펴보면, 제어대상(plant)의 파라미터(K, T, L)를 동정부(system identifier)에서 제어대상의 입력(u)과 출력신호(y)를 분석하여 얻고, 동정된 제어대상의 파라미터 K, T, L 은 이미 학습되어 있는 신경회로망에 의해 최적의 퍼지 소속함수 폭으로 변환된다. 이렇게 만들어진 제어대상에 최적한 소속함수폭의 값을 기존의 퍼지제어기에 적용시켜 자동동조하는 동작이 되게한다. 제안된 본 뉴로퍼지 제어기의 신경회로망에서 제어대상에 최적한 소속함수폭으로 변환되는 동작의 특성을 알아보기 위한 시뮬레이션으로, 먼저 신경회로망에 학습값의 제어대상 파라미터가 입력될 때 제대로 최적의 퍼지 소속함수폭에 자동동조 하는가와, 학습값이 아닌 제어대상의 파라미터에 대해서도 잘 적응하는가를 보는 두 가지로 나누었다. 이 두 가지 시뮬레이션에서 제어대상은 식 (2.5)에서 정의된 부동작 시간을 가지는 1차 지연계를 사용하였으며 먼저, 학습값의 제어대상 파라미터 K, T, L을 갖는 제어대상의 출력응답특성 중 2가지를 대표적으로 그림 10과 11에 ①로 나타내었다. 또한, 표 2의 학습패턴에 의해 제어대상에 나타나는 출력응답을 그림10, 11에 ②로 함께 나타내었다. 이 두 가지 출력응답을 비교한 결과 신경회로망이 최적 소속함수폭에 자동동조되는 동작이 잘되고 있음을 알 수 있었다.

그림 12는 학습하지 않은 제어대상의 파라미터 K(=1.5), T(=17) 값에 의해 나타난 제어대

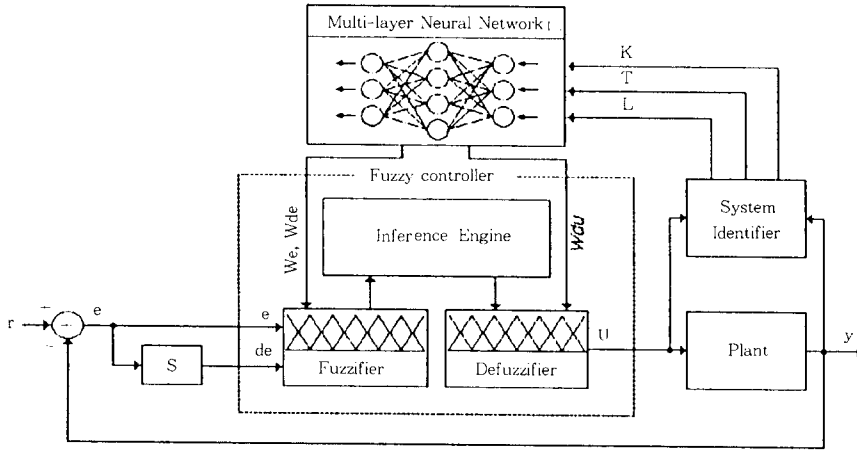


그림 9. 제안된 뉴로퍼지제어기의 구조  
Fig. 9. Proposed neuro fuzzy controller

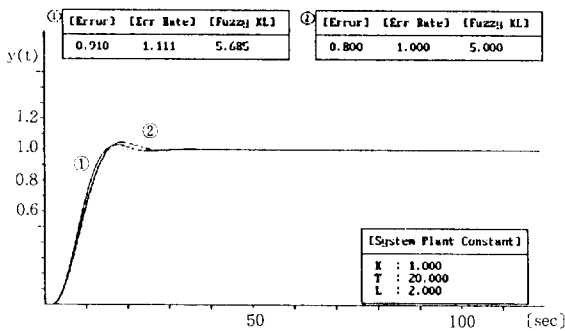


그림 10. 학습패턴값을 갖는 제어대상의 응답  
Fig. 10. Response of plant for training pattern

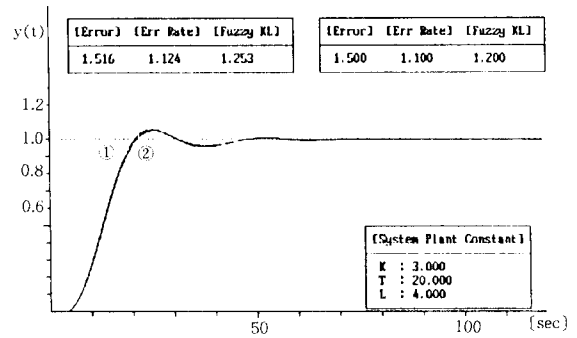


그림 11. 학습패턴값을 갖는 제어대상의 응답  
Fig. 11. Response of plant for training pattern

상의 응답특성 그림이다.  $L (= 2.0)$ 을 학습패턴의 값으로 입력한 것은 지연시간은 1~5까지 정수만 입력되도록 되어 있는 시뮬레이션 프로그램 때문

이지만, 앞의 결과로 유추해 볼 때 학습되지 않은 지연시간(L)과 파라미터 K와 T의 값에도 최적의 퍼지 소속함수에 자동동조 되는 올바른 동작을 할 수 있을 것으로 짐작된다.

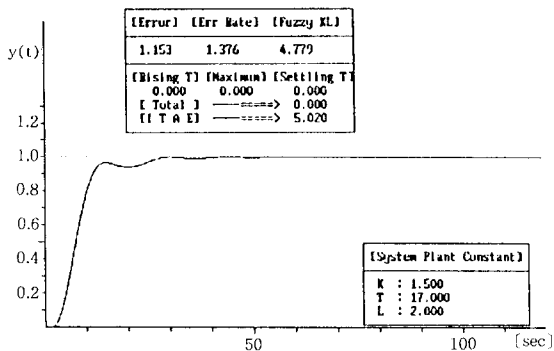


그림 12. 학습패턴이 아닌 제어대상의 응답  
Fig. 12. Response of plant for untraining pattern

## 5. 결 론

본 논문에서는, 신경회로망을 이용하여 제어대상의 파라미터(K, T, L)변화에 따라 퍼지제어기의 소속함수폭이 최적의 값으로 동조 되도록 하여 기존의 설비시스템에 장치된 적응형 퍼지제어기의 성능을 향상시킨 뉴로퍼지제어기를 제안하였다.

이 퍼지제어기를 시뮬레이션 하여본 바 다음과 같은 특징을 가지고 있었다.

1) 각 각의 서로 다른 제어대상에 따라 퍼지 소속함수폭을 시행 착오적으로 조정을 할 필요가 없다.

2) 제어대상에 따라 최적의 퍼지 소속함수폭으로 자동동조 됨으로 다양한 제어대상에 쉽게 적용할 수 있다.

3) 기존의 일반적인 퍼지제어기를 그대로 사용할 수 있으므로, 오차와 오차의 변화 율만을 입력으로 하는 설비시스템의 퍼지제어기에 본 알고리즘의 적용이 용이하다.

앞으로의 개선점으로 본 연구에서는 제어대상으로 1차 지연계만을 대상으로 하였지만 2차계 이상의 전력설비 제어대상과 외란에 대한 영향도 관찰하여 범용적으로 실용할 수 있는 퍼지 소속함수폭에 자동동조하는 뉴로퍼지제어기를 설계하고자 한다.

참 고 문 헌

1) L.A. Zadeh, "Fuzzy sets.", Informt. Control, vol.8, pp. 338-358, 1965.  
 2) S.S.L. Chang and L.A. Zadeh, "On Fuzzy Mapping and

Control." IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol.15, no.1, pp.175-189, 1985.  
 3) E.H. Mamdani, "Application of Fuzzy Algorithms for the Control of Dynamic Plants." Proc.IEE vol.12, no.12, 1974.  
 4) S. Assilian and E.H. Mamdani, "An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller." Int. J. Man-Machin Stud., vol.7, 1974.  
 5) Jyh-Shing R. Jang, "Self-Learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation." IEEE Trans. on Neural Networks, vol.3, no.5, pp. 714-723 September 1992.  
 6) Chin-Chih Hsu and Shin-ichi Yamada, "GAs Applied in MRFACS for Fuzzy rules set optimization." Asian Control Conference in Tokyo, vol. 1, pp. 611-614, 1994.  
 7) Hiroshi ASAYAMA and Tomoaki MORINAGA, "A New Tuning Method of Fuzzy Controllers for A First order Lag System with Dead Time." Fuzzy System Symposium in Tokyo, pp. 193-196, 1990.  
 8) James A. Freeman and David M. Skapura "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques" Addison-Wesley, 89-124, 1992.  
 9) 김대수 "신경망 이론과 응용( I )" 하이테크 정보, 91-142, 1992.

◇ 著 者 紹 介 ◇



이 수 흠(李壽欽)  
 1946년 5월 1日生. 1969년 嶺南大工大 電氣工學科 卒. 1975년 嶺南大大學院 電氣工學科 卒(碩士). 1987년 慶北大 大學院 電子工學科 卒(博士). 88~89년 日本 東京大 工學部 計數工學科 研究教授. 現在 慶南大 工大 電氣工學科 教授. 工科大學長. 大韓電氣學會 西部慶南 支部長.



방 근 태(方根泰)  
 1946년 3월 30日生. 1969년 嶺南大工大 電氣工學科 卒. 1982년 嶺南大大學院 電子工學科 卒(碩士). 1996년 慶南大 大學院 電氣工學科 博士課程 修了. 現在 永進專門大學校 電子科 教授.