

적용형 소속함수를 가지는 퍼지 제어기

김봉재*, 방근태*, 박현태*, 유상욱**, 이현우*, 정원용*, 이수홍*

*경남대학교 전기공학과, **영남전문대 전자공학과

Fuzzy Controller with Adaptive Membership Function

Bong-Jae Kim*, Keun-Tae Bang*, Hyun-Tae Park*, Sang-Wook Lyu**,

Hyun-Woo Lee*, Won-Yong Chong*, Soo-Huem Lee*

*Dept. of Electric Engr. KyungNam Univ., **YoungNam Junior

ABSTRACT

The shape and width of fuzzy membership function has an effect on performance of fuzzy controller.

In this paper, neuro-fuzzy controller is proposed to improve the control performance of fuzzy controller. It has membership function, that is adapt to plant constant by using trained neural network. This neural network has been trained with back propagation algorithm.

To show the effectiveness of proposed neuro-fuzzy controller with adaptive membership function, it is applied to plant (dead time + 1st order) with various plant constant.

1. 서론

1965년 L.A.Zadeh^{1,2)}에 의해 주창된 퍼지 이론이 전문가의 경험적 지식이나 인간의 애매한 언어적 데이터를 표현하는데 매우 효과적이기 때문에, Mamdani에 의해 제어 문제에 퍼지 이론이 도입^{3,4)}되면서 현대의 제어 이론은 많은 발전을 거듭해 왔다. 퍼지 제어는 전문가의 지식을 바탕으로 제어 규칙을 언어적으로 쉽게 표현할 수 있으며, 외란에 대해 매우 강인한 특성을 가질 뿐만 아니라 제어 대상을 수학적으로 정확히 근사화 할 수 없는 경우 제어 대상의 입출력 관계만으로 퍼지 제어를 함으로써 탁월한 성능을 발휘한다. 하지만 이들의 대부분은 제어대상의 입출력 구조로부터 제어규칙을 찾아내고, 이렇게 구해진 규칙으로부터 역으로 제어대상을 제어하고 있다. 즉 제어대상이 달라지면 이에 따른 제어규칙이나 소속함수까지 새롭게 결정해야만 한다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 신경 회로망을 이용한 뉴로-퍼지 제어기⁵⁾나 최적화 알고리즘으로 최근 주목받고 있는 유전자 알고리즘을 이용하는 연구⁶⁾도 있다. 하지만 이들의 연구내용을 보면 퍼지 제어기의 성능을 개선하기 위해 대부분이 퍼지 제어 규칙에 주안점을 두고 있으나, 퍼지 제어기의 소속함수의 폭이 제어기의 성능에 영향을 준다는 연구 결과⁷⁾도 몇몇 보고된 바 있다.

이에 본 연구에서는 뉴로-퍼지 제어기 설계의 새로운 접근방법으로 적용형 소속함수를 가지는 퍼지 제어기를 제안한다. 이 방법은 제어대상 파라미터의 변화에 따라 최적(성능지수(I.T.A.E.)를 최소로 하는 응답)의 소속함수 폭을 결정하고, 이 결과를 토대로 신경 회로망을 학습시킨다. 신경 회로망의 학습 알고리즘으로 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 사용한다. 이렇게 학습된 신경망을 퍼지 제어기의 소속함수와 결합하여 제어대상의 변화에 적응할 수 있도록 퍼지 소속함수를 구성한다. 이러한 소속함수를 적용형 소속함수라 하고, 이것을 일반적인 퍼지 제어 규칙을 가지는 퍼지 추론기와 결합하여 새로운 적용형 소속함수를

가지는 퍼지 제어기를 구성한다.

구성된 제어기는 기존의 퍼지 제어기와 같이 오차(E)와 오차의 변화율(dE)만을 이용하여 퍼지 추론을 하며, 퍼지 추론의 결과로 제어 입력의 변화량(dU)을 출력으로 하는 PI형 퍼지 제어기로써 동작하게 된다. 뉴로-퍼지 제어기의 새로운 설계법으로 설계된 퍼지 제어기를 부동작 시간(L)을 갖는 1차 지연계에 적용하여 제어대상의 변화에 따른 본 방법의 타당성을 시뮬레이션을 통하여 확인하고자 한다.

2. 퍼지 제어기의 성능변화

퍼지 제어기는 크게 Fuzzifier, Inference Engine, Defuzzifier, Knowledge base로 나누어지며, Fuzzifier에서는 수치적 데이터를 인간의 모호한 언어적 표현으로 바꾸는데 이용된다. WE, WE는 Fuzzifier에서 사용되는 오차와 오차의 변화율에 대한 소속함수의 폭을 나타낸다.

전문가 및 현장 기술자들의 경험이나, 지식들을 퍼지 제어기의 추론 규칙으로 나타내면 다음과 같다.

$R_1 : \text{If } e \text{ is } E_{NB} \text{ and } de \text{ is } dE_{NB} \text{ then } dU \text{ is } dU_{NB}$

⋮ ⋮

$R_k : \text{If } e \text{ is } E_i \text{ and } de \text{ is } dE, \text{ then } dU \text{ is } dU_k$

⋮ ⋮

$R_{49} : \text{If } e \text{ is } E_{PB} \text{ and } de \text{ is } dE_{PB} \text{ then } dU \text{ is } dU_{PB}$

여기서 E_i, dE_i, dU_k 들은 퍼지 소속함수를 의미하고, If 절의 조건절을 전건부(Premise)라 하고, 결론부를 후건부(Consequence)라 한다. 이러한 규칙들을 다음의 표 1로 나타낸다.

표 1. dU를 계산하기 위한 규칙
Table 1. Rule table for calculating change-in-control input

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

Defuzzifier에서는 모호한 언어적 표현을 수치적 데이터로 바꾸는 역할을 하는 데에 사용되며, 비퍼지화 방법으로 무게 중심법(COG)과 최대치 평균법(MOM)이 있다. dU는 퍼지 제어기가 내는 제어 입력의 변화량을 말한다.

WdU는 Defuzzifier의 제어 입력의 변화량에 대한 소속 함수의 폭을 말한다. 이 퍼지 제어기에서 비퍼지화(Defuzzification) 방법은 무게 중심법(Center Of Gravity)을 사용한다.

이렇게 구성된 퍼지 제어기의 동작을 수식으로 풀어보면 다음과 같다. 식 (2.1)과 (2.2)는 오차와 오차의 변화율에 대한 퍼지화(Fuzzification) 단계이고, 식 (2.3)은 퍼지 추론부에서 Min-Max 연산을 통해 추론하는 과정이다. 식 (2.4)는 무게 중심법을 이용하여 비퍼지화(Defuzzification)하는 단계이다.

$$a_1 = \mu_{E_1}(e_1) \wedge \mu_{dE_1}(de_1) \quad (2.1)$$

$$a_2 = \mu_{E_2}(e_1) \wedge \mu_{dE_2}(de_1) \quad (2.2)$$

$$\mu_{dU} = [a_1 \wedge \mu_{dU_1}] \vee [a_2 \wedge \mu_{dU_2}] \quad (2.3)$$

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

여기서 \wedge 는 Minimum 연산자이고, \vee 는 Maximum 연산자이다.

일반적으로 퍼지 제어기의 성능에 영향을 주는 요인으로 퍼지 규칙, 퍼지 추론 방법, 비퍼지화 방법 등이 있다. 이 중에서 퍼지 규칙은 이미 많은 연구에 의해 거의 최적화된 상태라 할 수 있으며, 퍼지 추론 방법으로는 Min-Max 법이 일반적으로 사용되고 있다. 그리고 비퍼지화 방법으로는 최대치 평균법(MOM)과 무게 중심법(COG)이 있는데 일반적으로 무게 중심법을 이용하는 것이 더 나은 결과를 보이고 있다. 하지만 앞서 언급한 바와 같이 이에 뜻지 않게 퍼지 제어기의 성능에 중요한 요인이 되는 부분이 바로 여기서 논하고자 하는 퍼지 소속함수의 폭이다. 실제 문제의 적용에 있어서, 대부분의 퍼지 제어기는 소속함수의 폭을 제어대상에 따라 적절히 시행착오적으로 조정하여 사용하고 있다. 소속함수의 폭에 따른 응답의 변화를 그림 1에 나타낸다.

그림 1의 a)는 오차에 대한 소속함수의 폭이 1일 때, 오차가 0.75인 경우의 그림이고, 그림 2의 b)는 오차에 대한 소속함수의 폭이 2이고, 오차가 0.75인 경우의 그림이다. 여기서 볼 수 있듯이 그림 a)에서 소속함수의 값은 $\mu_{PM}(e_1)$, $\mu_{PB}(e_1)$ 가되고, 그림 b)에서의 소속함수의 값은 $\mu_{PS}(e_1)$, $\mu_{PM}(e_1)$ 이 된다. 즉, 이 소속함수의 값에 따라 추론 결과가 달라지게 된다. 다시 말해 이러한 방식으로 설계된 기준의 제어기의 제어대상 파라미터가 변화하면, 제어기의 성능에 나빠지기 때문에 다시 퍼지 제어기의 소속함수의 폭을 조정해야만 한다.

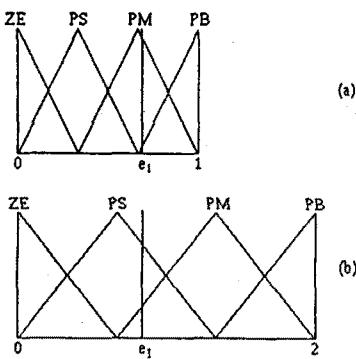


그림 1. 소속함수의 폭에 따른 결과의 차이
Fig. 1. A difference of result, caused by width of membership function

실제로 소속함수의 폭에 따른 응답의 변화를 그림 2에 나타내었다. 제어대상은 부동작 시간(L)을 갖는 1차 지연계를 사용하였고, 각각의 파라미터(K,T,L)는 식 (2.5)와 같다.

$$G_p(s) = \frac{Ke^{-Ts}}{1 + Ts} \quad (2.5)$$

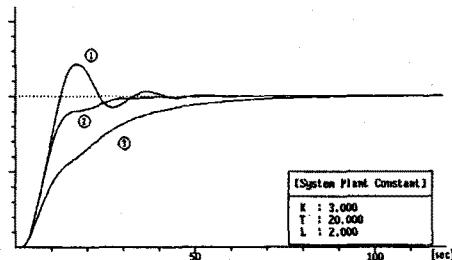


그림 2. WE의 변화에 따른 응답의 변화
Fig. 2. Result (WE=0.5, 1.0, 2.0, WdE=1.0, WdU=2.0)

이 예에서 사용된 퍼지 제어기는 앞절에서 설명한 기준의 일반적인 제어기를 사용하였다.

그림 2는 퍼지 제어기의 WE의 변화에 따른 응답을 나타낸 것으로, ①은 폭이 0.5일 때, ②는 1.0일 때, ③은 2.0일 때의 퍼지 제어기의 응답을 나타낸 것이다. 이 그래프를 살펴보면, ①에서 WE가 작기 때문에 처음부터 큰 언어적 변수(PB)의 영향을 받아 제어 입력이 과도하게 증가되어 나타나는 현상으로 제어 입력의 변화가 크고, 오차에 민감하기 때문에 출력에 진동이 있고, ③의 경우 WE가 크기 때문에 상대적으로 작은 언어적 변수(PS, PM 따위)의 영향을 받아 제어입력이 작고, 이에 따른 오차의 변화율이 너무 작아 출력이 서서히 목표치에 도달하고 있다.

3. 적응형 소속함수

최적의 계단 응답을 결정하기 위한 성능지수로서 ITAE (Integral of Time multiplied Absolute Error)를 사용하며, ITAE는 식 (3.1)로 정의한다.

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

각각의 제어대상 파라미터(K,T,L)마다 ITAE를 최소로 하는 소속함수의 폭을 검색한 결과를 그림 3.4.5에 K,T,L 각각의 변화에 대한 그래프를 함께 나타내었다.

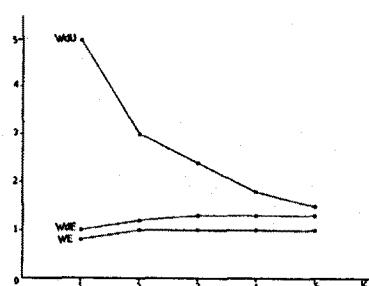


그림 3. 파라미터 K에 대한 소속함수 폭의 변화
Fig. 3. Membership function vs system parameter K (K=1~5, T=20, L=2)

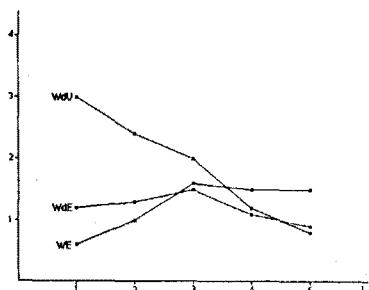


그림 4. 파라미터 L에 대한 소속함수 폭의 변화
Fig. 4. Membership function vs system parameter L
(K=3, T=20, L=1~5)

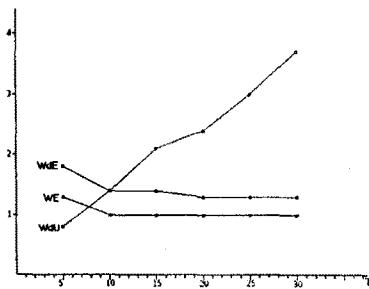


그림 5. 파라미터 T에 대한 소속함수 폭의 변화
Fig. 5. Membership function vs system parameter T
(K=3, T=5~30, L=2)

그림 3은 제어대상 파라미터 T와 L은 각각 20과 2로 고정시키고 K를 1에서 5까지 변화시켰을 때의 그래프이고, 그림 4는 K와 T를 각각 3과 20으로 고정하고 부동작 시간 L의 변화에 따른 최적의 소속함수의 폭을 나타낸 그레프이고, 그림 5는 K와 L을 각각 3과 2로 고정하고 T의 변화에 대한 최적의 소속함수 폭을 나타낸 그래프이다.

신경망의 학습을 위해서는 우선 학습 패턴을 만들어야 한다. 여기서는 앞에서 구해진 ITAE를 최소화하는 퍼지 소속함수의 값을 이용하여 신경 회로망의 학습패턴을 구성하였다.

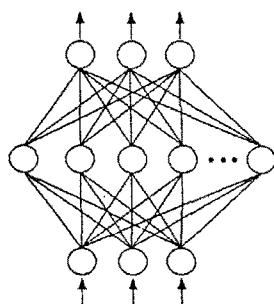


그림 6. 다층 신경회로망
Fig. 6. Multi-layer neural network.

본 연구에서 사용된 신경망은 다층 신경망으로 입력 유닛은 3개, 히든 유닛은 20개, 출력유닛은 3개로 구성되었으며, 학습율은 0.1이고, 학습 알고리즘으로는 오차 역전파

(Error Back Propagation) 알고리즘을 사용했다. 학습 패턴은 표 2에 나타내었다. 신경망의 활성함수는 일반적으로 사용하는 시그모이드(Sigmoid)함수를 사용하여 신경망을 학습시켰다.

표 2. 신경 회로망의 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	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	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

학습된 신경망의 학습결과를 각각의 소속함수의 폭에 적용함으로써 적용형 소속함수를 만든다.

4. 시뮬레이션

본 연구에서 제안한 신경망에 의해 학습된 적용형 소속함수를 가지는 퍼지 제어기의 구조는 그림 7에 나타났다.

이 제어기의 개략적인 구조와 동작순서를 살펴보면, 제어대상의 파라미터(K,T,L)를 동정부(System Identifier)에서 제어대상의 입출력 관계를 이용하여 분석하고, 동정된 제어대상 파라미터들은 이미 학습된 신경회로망에 의해 적절한 퍼지 소속함수의 폭으로 변환됨으로써 적용형 소속함수는 동작된다. 그리고 이렇게 조절된 소속함수를 이용하여 기존의 퍼지 제어기의 동작과 같은 방법으로 동작하게 된다.

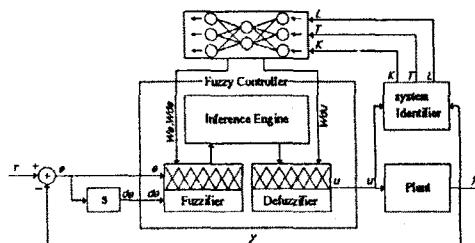


그림 7. 적용형 소속함수를 가지는 퍼지 제어기 구조
Fig. 7. An architecture of fuzzy control with adaptive membership function

신경 회로망으로 학습된 적용형 소속함수를 가지는 퍼지 제어기의 시뮬레이션을 통하여 제안한 제어기의 타당성과 효용성을 보인다.

첫 번째 방법으로 시뮬레이션 한 것을 그림 8에 나타내었다. 각각의 시뮬레이션 결과는 실제 신경 회로망의 출력을 이용한 적용형 소속함수를 가지는 퍼지 제어기에 의한 응답(①)과 표 2에서 사용된 결과를 이용한 퍼지 제어기에 의한 응답(②)을 함께 나타내었다.

두 번째 방법으로 제어대상을 학습되지 않은 값으로 입력하였다. 그림 9는 제어대상 파라미터 중에서 K만을 학습되지 않은 값을 입력하여 제어대상의 출력을 나타낸 것이다.

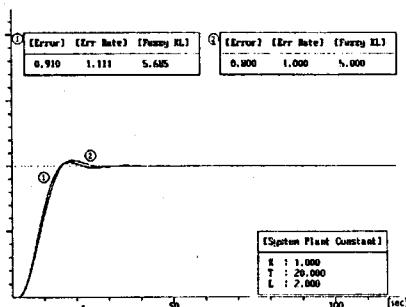


그림 8. 학습된 테이터에 의한 제어대상의 응답

Fig. 8. Response of trained data

본 논문에서는 제어대상의 파라미터(K, T, L) 변화에 따른 퍼지 소속함수의 폭을 가변하여 퍼지 제어기의 성능을 향상시킨 적용형 퍼지 소속함수를 가지는 퍼지 제어기를 제안하였으며, 결과에서 보시는 바와 같이 제어대상의 변화에 따라 소속함수의 폭이 올바르게 적용하고 있다.

이 퍼지 제어기는 시뮬레이션에서 본 바와 같이 다음과 같은 특징을 가지고 있다.

- 각각의 서로 다른 제어대상에 따라 퍼지 소속함수의 시행 오차 적인 조정이 필요 없다.
- 제어대상에 따라 퍼지 소속함수의 폭이 자동적으로 변화하므로 여러 가지 제어대상에 쉽게 적용할 수 있다.
- 기존의 일반적인 퍼지 제어기를 그대로 사용하기 때문에, 어려운 예의 변화율만을 입력으로 하는 퍼지 제어기를 사용하는 기존의 제품에도 본 알고리즘의 적용이 용이하다.

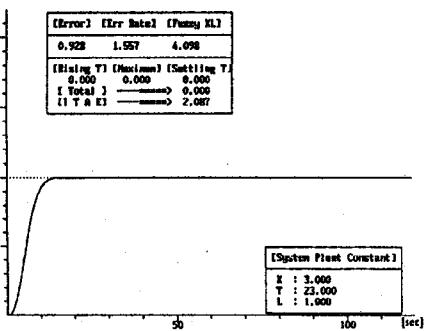


그림 9. 학습되지 않은 제어대상에 의한 응답

Fig. 9. Response of not trained plant

앞으로의 개선 점으로는 시뮬레이션의 제어대상으로 1차 지연계만을 이용하였지만 2차계 이상의 제어대상의 파라미터 변화에 대한 퍼지 소속함수의 폭의 변화를 관찰하여 좀더 범용적인 적용형 퍼지 제어기를 설계하여야 할 것이다. 그리고 시간적으로 쫓기다 보니 외란에 대한 본 제어기의 성능을 분석하지 못한 것 또한 다음 과제로 고려되어야 할 것이다.

参考文献

- [1] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets.", Informt. Control, vol.8, pp.338-358, 1965.
- [2] S.S.L. Chang and L.A. Zadch, "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.