

---

# 유전 알고리즘을 이용한 퍼지-신경망 제어기 설계

추연규\*, 김현덕\*

## Design of Fuzzy-Neural Network controller using Genetic Algorithm

Yeon-Gyu Choo\*, Hyun-Duk Kim\*

### 요약

본 논문에서는 정밀 제어와 온-라인 제어를 위하여 유전 알고리즘을 이용한 퍼지-신경망 제어기를 제안하였다. 제안된 제어기의 설계방법은 유전 알고리즘을 사용하여 불확실한 플랜트에 대한 근사적 퍼지 소속함수를 얻은 후, 퍼지-신경망 제어기의 적응학습에 의해 최적의 퍼지 소속함수를 조정할 수 있는 제어구조를 제안하였다. 제안된 제어기를 사용했을 때의 효율성과 정확성을 평가하기 위하여 DC 서보모터의 속도제어 실험을 통해 GA-Fuzzy 제어기를 사용했을 때와 비교분석 한다.

### Abstract

In this paper, we propose the fuzzy-neural controller with genetic algorithm(GA) for precise on-line control. We design the proposed controller having a ability to adjust membership function for a plant by advanced algorithm of fuzzy-neural network after approximative one being completed by genetic algorithm.

Finally we compare the result for a speed control of DC servo motor by the proposed controller with GA-fuzzy one in order to evaluate its performance and precision.

### I. 서론

최근에 정밀제어와 적응제어에 관한 연구가 여러 알고리즘들을 결합하는 형태로 발전해 가고 있다. 그중에서도 가장 많이 적용하고 있는 부분은

제어기법중 전문가의 지식을 기반으로 효율적인 제어가 가능한 퍼지 제어기를 주로 하고 신경망 또는 유전 알고리즘을 도입하는 구조로 퍼지 제어기에서 가장 설계하기 힘든 지식기반을 바탕으로 소속함수 형태 또는 규칙을 신경망과 유전 알고리

---

\* 진주산업대학교 전자공학과 교수

접수일자 : 1998년 4월 24일

증으로 조정하는 것이다.<sup>[1][2][3]</sup> 그러나 각각의 결합된 제어구조에는 약간의 문제점도 가지고 있다. 먼저 신경망을 도입하는 제어구조에서는 최적해를 얻기 위해서는 학습시간이 길어지는 단점을 갖고 있다. 그리고 유전 알고리즘과 퍼지 제어를 결합시킨 제어구조에서는 최적화된 소속함수 형태를 구할 수는 있지만 적응을 위한 온-라인 제어방식을 채택할 수는 없다.<sup>[4]</sup> 따라서 본 논문에서는 최적화에 있어서는 유전 알고리즘을 사용하여 불확실한 플랜트에 대한 근사적 퍼지 소속함수를 얻고, 근사적 퍼지 소속함수를 초기로 하고 퍼지-신경망에 의한 적응 제어구조로 플랜트에 적응하는 퍼지 소속함수를 얻고자 하는 것이다. 그리고 성능을 평가하기 위하여 DC 서보모터에 적용함으로써 정밀한 제어특성을 분석고찰한다.

## II. 퍼지-신경망 제어기

단순 퍼지 제어기에 신경망의 학습법을 이용하여 퍼지 제어기의 소속함수 형태를 조정하여 시스템에 적합한 제어신호를 얻도록 구성한다. 본 논문에서 사용된 퍼지-신경망의 구조는 그림 1과 같이 퍼지 추론부와 비퍼지화 연산부에 의한 입력과 퍼지규칙의 조건부와의 소속정도를 계산하는 부분과 신경망에 의한 비퍼지화 연산 부분으로 나누어 진다.

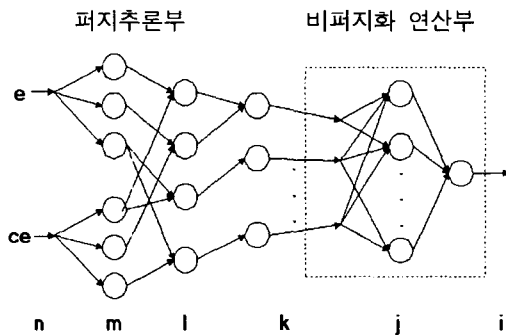


그림 1. 퍼지-신경회로망의 구조

신경망의 함수근사화를 이용하여 비퍼지화 연산에 대한 부분을 MLP로 구성한다. 그리고 비퍼지화 부분의 학습을 위한 데이터는 결론부에 나타나는

언어항에 대한 기존의 추론방법으로 구한다.

입력과 소속정도를 계산하는 부분은 그림 1의 퍼지추론부와 같이 4개의 층으로 구성한다.

각 층의 유니트 구조를 살펴보면 다음과 같다.

(i) n층 : 각 유니트는 입력변수(e, ce)에 해당된다.

(ii) m층 : 각 유니트는 언어항을 의미하며, 이 층에서는 입력에 대하여 해당 언어항의 소속정도를 계산한다.

삼각 퍼지숫자의 경우 각 유니트에 있어서 언어항의 수식적 표현은 다음과 같다.

$$U^m(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x - c^m}{s_R^m} & x \in [c^m, c^m + s_R^m] \\ 1 + \frac{x - c^m}{s_L^m} & x \in [c^m - s_L^m, c^m] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

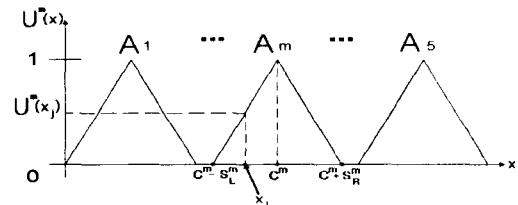


그림 2. 삼각퍼지숫자의 표현

(iii) l층 : 각 유니트는 각각 퍼지규칙의 조건부에 해당되며, m층에서 계산된 소속정도를 최소값 연산을 통해 합성한다.

(iv) k층 : 각 유니트는 결론부의 언어항에 대응한다. 대응하는 언어항을 결론부에 있는 퍼지규칙들의 소속정도를 최대값 연산을 통해 합성한다.

학습방법으로 최대경사법(maximum gradient descent method)을 사용하고, 직접적인 방법으로 퍼지-신경망의 출력에 대한 성능평가를 할 수 없으므로 이미 신경망으로 학습된 비퍼지화 연산부분의 오차를 역전파시켜 입력과 각 규칙의 소속정도에 대한 오차값을 간접적으로 계산하는 방법을 사용한다. 따라서, 오차

역전파 알고리즘에 의한 비퍼지화 부분의 각 층에서 역전파되는 오차들은 다음과 같다.

출력층의 오차 :

$$\epsilon_i = -\frac{\partial E}{\partial net_i} = -\frac{\partial E}{\partial o_i} \frac{\partial o_i}{\partial net_i} \dots\dots\dots (2)$$

$$= (\delta_i - o_i) f'(net_i)$$

중간층의 오차 :

$$\epsilon_i = -\frac{\partial E}{\partial net_i} = -\frac{\partial E}{\partial o_i} \frac{\partial o_i}{\partial net_i} \dots\dots\dots (3)$$

$$= \sum_j \epsilon_j w_{ji} f'(net_i)$$

입력층의 오차 :

$$\epsilon_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = \sum_j \epsilon_j w_{kj} \dots\dots\dots (4)$$

소속함수를 시스템에 맞도록 형태를 수정하기 위해 m층의 각 파라미터( $c^m, s_L^m, s_R^m$ )를 연쇄법칙에 의해 수정한다. 각 파라미터의 증분함 계산은 다음과 같다.

$$\Delta c^m = -\eta \frac{\partial E}{\partial c^m} = -\eta \sum_k \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial c^m}$$

$$= -\eta \sum_k \frac{\partial E}{\partial o_k} \sum_l \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial c^m} \dots\dots\dots (5)$$

$$= \eta \sum_k \epsilon_k \sum_l \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial c^m}$$

$$\Delta s_L^m = -\eta \frac{\partial E}{\partial s_L^m}$$

$$= \eta \sum_k \epsilon_k \sum_l \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial s_L^m} \dots\dots\dots (6)$$

$$\Delta s_R^m = -\eta \frac{\partial E}{\partial s_R^m}$$

$$= \eta \sum_k \epsilon_k \sum_l \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial s_R^m} \dots\dots\dots (7)$$

$$\frac{\partial o_k}{\partial o_l} = \begin{cases} 1 & \text{if } o_k = o_l \text{ and } w_{lk} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (8)$$

$$\frac{\partial o_l}{\partial o_m} = \begin{cases} 1 & \text{if } o_l = o_m \text{ and } w_{ml} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (9)$$

III. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 소속함수의 최적화

유전 알고리즘은 1970년대의 미국의 John Holland 에 의해 정립된 이론으로 자연선택의 원리와 자연계의 유전학에 근거한 최적해 탐색방법이다.<sup>[6]</sup> 유전 알고리즘의 진화과정은 생물학적 유전인자인 염색체에 해당하는 문자열(string)을 가지고 생물과 같은 재생산(reproduction), 교배(corssover), 돌연변이(mutation)를 거쳐 다음세대의 자손(offsprings)을 만들어 낸다.

퍼지 제어기의 설계에 있어서 가장 중요하게 여겨지며 또한 어려운 점은 지식기반을 토대로 한 퍼지 소속함수의 형태 또는 퍼지규칙을 설계하는 작업이다. 본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 소속함수의 형태를 최적화 하려고 한다. 유전 알고리즘은 다양한 해공간에서 최적의 해집합을 얻을 수 있다는 장점으로 시스템을 최적으로 제어할 수 있는 퍼지 소속함수의 형태를 찾고자 한다. 유전 알고리즘이 기존의 퍼지 제어기에 부가적으로 연결하여 최적의 퍼지 소속함수를 찾는 구조는 그림 3 과 같다.

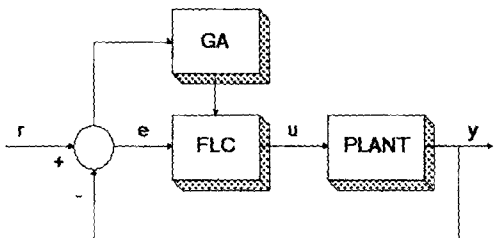


그림 3. 유전 알고리즘을 결합한 퍼지 제어기의 구성도

유전자 구조는 여러개의 염색체를 갖는 형태로 한세대에 n개의 유전자들로 그림 4와 같이 설정하였다. 오차(e)와 오차변화(ce)의 모든 퍼지 소속함수에 대한 중심과 폭을 해로 하여 염색체를 설정할 경우 정상상태의 해를 얻기 위해서는 많은 세대를 반복해야 하므로 본 논문에서는 10개의 염색체로 줄여서 그림 4와 같이 구성하므로 근사해를 앞의 경우보다는 짧은 세대에서 얻을 수 있도록 한다.<sup>[5]</sup>

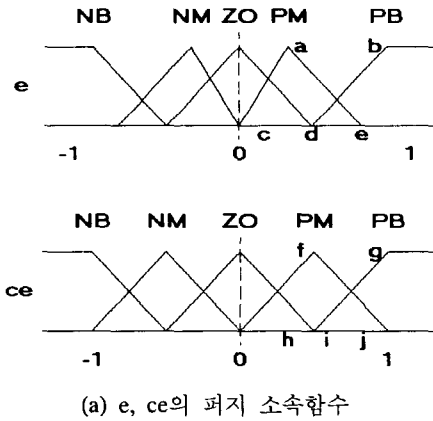
본 논문에서 구성된 10개의 염색체는 다음과 같

이 설정한다.

- a : e의 PM 중심, b : e의 PB 중심,
- c : e의 PM 좌폭, d : e의 PM 우폭,
- e : e의 PB 좌폭, f : ce의 PM 중심,
- g : ce의 PB 중심, h : ce의 PM 좌폭,
- i : ce의 PM 우폭, j : ce의 PB 좌폭

그리고 각 염색체는 10비트 2진코드로 구성한다. 이렇게 얻어진 각 염색체 정보는 다음과 같은 시스템의 안정화를 위한 제약사항과 더불어 소속함수의 형태를 결정하였다. 먼저 ZO를 중심으로 좌측과 우측을 대칭으로 설정하였다.

예를 들어 NM의 중심은 PM의 중심값에 음의 부호를 붙여서 처리하고, NM의 좌폭값은 PM의 우폭값으로 처리하였다. 그리고 ZO의 중심은 고정시키고 ZO의 좌,우폭값은 PB의 중심에서 PB의 좌폭값을 뺀것으로 처리하였다.



(a) e, ce의 퍼지 소속함수

	c			ce	
	a	b	...	i	j
	PM center	PB center	...	PM right	PB left
pop 1	1000001010	0001010001	...	1111100010	1110001010
pop 2	0101001010	1111010111	...	0000111010	1010101010
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
pop n-1	1110101011	1100011100	...	1010101010	1100100100
pop n	0101011010	0101000100	...	1111110000	0011010010

(b) 유전자 구조

그림 4. 퍼지 소속함수와 유전자 구조

초기 세대 유전자는 무작위 설정보다는 안정화된

세대진화를 위하여 각 퍼지수에 적절한 영역을 설정하여 다음 세대를 생성하도록 하였다. 세대를 진화시키는 요소는 앞의 염색체 구조와 다음의 평가함수로 이루어진다. 이 평가함수는 시스템에 있어서 적합한 유전자인가를 평가할 수 있는 적합도 함수이다. 여기서 사용한 평가함수는 오차와 오차변화를 최소화 하는 것을 목적으로 한다. 따라서 다음과 같이 오차와 오차변화의 제곱 누적을 평가함수의 항으로 사용하였다.

$$F(pop_i) = \frac{K_1}{1 + \sum_k^{gen} e_k^2} + \frac{K_2}{1 + \sum_k^{gen} ce_k^2} \dots\dots (10)$$

여기서,  $K_1 + K_2 = 1$  로 하여  $K_1, K_2$ 를 적절하게 설정한다.

#### IV. 유전 알고리즘을 결합한 퍼지-신경망 제어기

유전 알고리즘을 결합한 퍼지-신경망 제어기의 구성도는 그림 5와 같다.

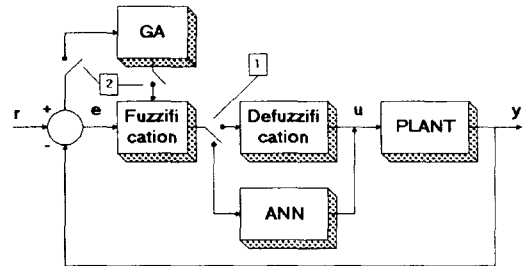


그림 5. 유전 알고리즘을 결합한 퍼지 신경망 제어기의 구성도

퍼지 소속함수 최적화 방법과 온-라인 제어방식에 의한 퍼지 소속함수 조정에 관한 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1. 먼저 퍼지 제어기의 비퍼지화 부분을 신경망을 사용하여 함수근사화시켜 신경망의 가중치를 고정시킨다. 이것은 온-라인에 의한 소속함수의 파라미터 조정부분에서 사용하기 위함이다.

단계 2. ②를 on시키고 ①를 비퍼지화로 on시켜

단순 퍼지 제어기의 소속함수의 형태를 유전 알고리즘에 의한 유전자 생성으로서 최적화 값을 얻는다.

단계 3. 단계 2에서 얻어진 최적화 된 소속함수 형태를 퍼지-신경망 제어기의 소속함수로 하여 신경망의 역전파 알고리즘을 이용하여 온라인 방식에 의한 적응성을 갖도록 한다. 이 때에는 ②를 off시키고 ①을 신경망으로 on시킨다.

V. 실험 및 결과

실험 장치의 구성도는 그림 6과 같다. 제어신호는 PC에서 프로그램된 제어기에서 출력되며 이 제어 신호값은 12bit resolution을 갖는 D/A변환기에 의해 모터 구동회로로 인가된다. 이렇게 인가된 구동회로 부에서는 PWM방식으로 DC 서보모터를 구동시킨다. DC 서보모터의 실제측정되는 궤환치는 타코 제네레이터에 의해 검출되며 이 검출된 실제 출력값은 12bit A/D 변환기에 의해 제어기에 전달된다.

실험은 먼저 신경망을 이용하여 비퍼지화 부분을 함수근사화시킬 때의 각 파라미터는 학습을 0.3, 모멘터 계수 0.7로 그리고 학습수를 2000번 설정하였다.

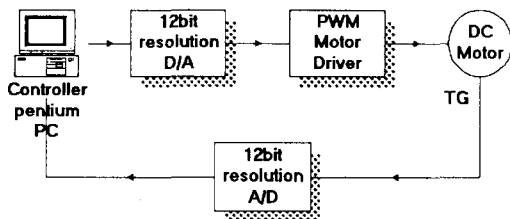


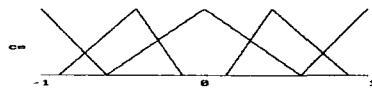
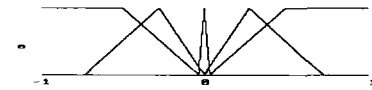
그림 6. 실험 장치 구성도

그림 7은 GA-Fuzzy 제어기를 사용했을 때의 퍼지 소속함수와 출력을 나타낸다. 사용된 유전 알고리즘의 파라미터는 다음과 같다. 유전율 0.6, 돌연변이율 0.0035, 한 세대의 유전자수는 30개로 하였다. 이때의 오차의 합은 0.0927, 평균적합도 함수값은 0.90273, 최대적합도 함수값은 0.9128 되었다.

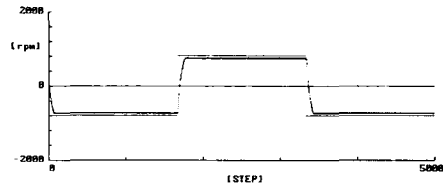
근사화된 소속함수를 초기로 하여 제안된 제어기의 학습율을 0.0001로 하고 37회 적응학습을 시행하였을 때의 퍼지 소속함수 형태와 출력파형은 그림 8과 같았다. 이때 적응학습 후의 오차의 합은 0.0079385로서 GA-Fuzzy 제어기보다도 정상상태의

응답이 안정됨을 알 수 있었다.

이와 같은 결과는 적응학습을 시켰을 때의 퍼지 소속함수가 유전 알고리즘에서 얻은 퍼지 소속함수보다 최적의 상태가 됨을 확인하였다.

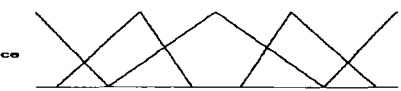
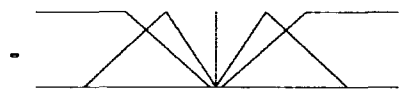


(a) e, ce의 퍼지 소속함수

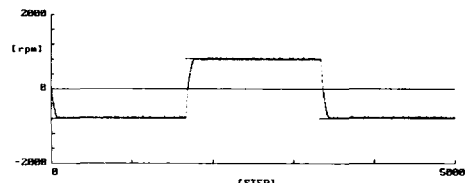


(b) 출력

그림 7. GA-Fuzzy 제어기를 사용했을 때의 퍼지 소속함수와 출력



(a) e, ce의 퍼지 소속함수



(b) 출력

그림 8. 제안된 제어기를 사용했을 때의 퍼지 소속함수와 출력

VI. 결 론

기존의 퍼지-신경망 제어기와 GA-Fuzzy 제어기의 단점을 보완하기 위하여 유전 알고리즘을 이용한 퍼지-신경망 제어기를 제안하였다.

본 논문에서는 유전 알고리즘에 의해 근사화된 퍼지 소속함수를 얻은 후, 퍼지-신경망의 적응학습에 의해 최적의 퍼지 소속함수를 얻을 수 있었다. 그리고 본 논문에서 제안한 유전 알고리즘의 염색체 구조는 가장 근접한 최적화 값을 얻을 수 있었다. 그러므로 근사화된 파라미터를 유전 알고리즘으로 먼저 찾고 퍼지-신경망을 사용하여 적응학습시켰다. 유전 알고리즘은 해집합 선택방법에 있어서 해집합이 클 경우 최적화 하는데 많은 시간이 소요되었다. 그러므로 더 효율적인 해집합 선택방법이 연구되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] C. T. Lin, C. S. G. Lee, "Neural-Network based fuzzy logic control and decision making" IEEE Trans. on Computers, Vol. 40, No. 12, pp. 1320~1336, 1991.

[2] J. J. Buckley, Y. Heyashi, "Fuzzy Genetic Algorithms for Optimization", Proc. of Int. Joint of Conf. on Neural Networks, pp. 725~728, 1993.

[3] 이건명, 곽동훈, 이광형, "퍼지추론 및 규칙조정을 위한 퍼지 신경회로망", 인공지능·신경망 및 퍼지 시스템 종합학술대회지 논문집, pp. 79~82, 1993.

[4] K. Krishnakumar, David E. Goldberg, "Control System Optimization Using Genetic Algorithms", Journal of Guidance. Control. and Dynamics Vol. 15. NO.3. May~June 1992.

[5] 추연규, "유전 알고리즘을 이용한 퍼지-신경망 적응제어기 설계에 관한 연구" 동아대학교 대학원 박사학위논문, 1997.

[6] David E. Goldberg. "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", pp. 60~70, Addison-Wesley, 1989

[7] Vittorio Maniezzo, "Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.5, No.1, pp.39~53, January 1994.



추 연 규(Yeon-Gyu Choo)

1987년 부경대학교 전자공학과 (학사)

1991년 동아대학교 전자공학과 (석사)

1997년 동아대학교 전자공학과 (박사)

1997년~현재 진주산업대학교 전자공학과 조교수

\* 관심분야 : 적응제어, 퍼지-신경망 제어



김 현 덕(Hyun-Duk Kim)

1976년 동아대학교 전자공학과 (학사)

1985년 동아대학교 전자공학과 (석사)

1996년 경남대학교 전기공학과 (박사)

1996년~현재 진주산업대학교 전자공학과 부교수

\* 관심분야 : 신경회로망, 디지털 신호처리