

새로운 퍼지-신경망을 이용한 퍼지소속함수의 학습

추연규* · 탁한호*

Learning of Fuzzy Membership Function by Novel Fuzzy-Neural Networks

Yeon-Gyu Choo · Han-Ho Tack**

〈목 차〉

Abstract

1. 서론

2. 새로운 퍼지-신경망 모델

3. 퍼지-신경망의 학습방법

4. 실험 및 결과

5. 결론

참고문헌

Abstract

Recently, there have been considerable researches about the fusion of fuzzy logic and neural networks. The propose of these researches is to combine the advantage of both.

After the function of approximation using GMDP(Generalized Multi-Denderite Product) neural network for defuzzification operation of fuzzy controller, a new fuzzy-neural network is proposed. Fuzzy membership function of the proposed fuzzy-neural network can be adjusted by learning in order to be adaptive to the variations of a parameter or the external environment.

To show the applicability of the proposed fuzzy-neural network, the proposed model is applied to a speed control of DC servo motor. By the hardware implementation, we obtained the desirable results.

1. 서론

퍼지 이론(fuzzy logic)은 시스템 특성이 복잡하여 정량적인 방법으로 해석하기 어렵거나 정보가 정성적이고 부정확한 경우에 효과적인 방법론이다. 현재 로봇, 열차, 자동차 등의 제어, 패턴인식,

의사결정, 전문가 시스템 등의 분야에서 퍼지이론이 성공적으로 응용되고 있다.^[1]

신경망(neural network)은 병렬성과 학습능력을 가지고 있어서 학습 데이터로부터 시스템을 파악할 수 있다. 신경망 이론은 화상, 음성, 글자 등의 패턴인식이나 적응제어, 최적화 문제 등의 분야에서 효과적으로 쓰이고 있다.

* 진주산업대학교 전자공학과

본 논문에서는 퍼지 제어기의 비퍼지화 부분을 단층 GMDP(Generalized Multi-Dendrite Product) 신경망^{[2][3]}을 이용하여 구성한 후 새로운 퍼지-신경망 모델에 의해 퍼지소속함수를 조정하였다.

제안된 모델의 효율성과 정확성을 평가하기 위하여 실험을 통해 일반적인 퍼지-신경망 모델과 비교 분석한다.

2. 새로운 퍼지-신경망 모델

본 논문에서는 퍼지시스템의 구현을 위해 신경망의 학습방법을 이용하여 퍼지소속함수를 최적화시킬 수 있는 새로운 퍼지-신경망 모델을 제안하였다.

새로운 퍼지-신경망 모델의 구조는 그림 1과 같이 퍼지규칙의 조건부와 입력의 적합정도($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_5$)를 계산하는 퍼지추론 부분과 적합정도에 따라 결론부의 언어항을 합성하여 비퍼지화 연산을 하는 비퍼지화 연산부분으로 구성된다.

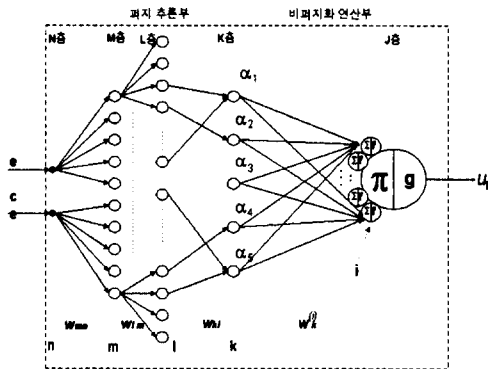


그림 1. 새로운 퍼지-신경망 모델의 구조

퍼지-신경망에서는 일반적인 신경망과는 달리 뉴런의 연산을 고정시키지 않고 그림 2와 같이 장소에 따라 다양한 연산을 정의하여 사용한다.^[4]

퍼지규칙이 주어져 있을 때, max-min 추론이나 max-product 추론을 사용할 경우 퍼지추론 결과는 입력과 퍼지규칙의 조건부와 적합정도에 의해서 결정된다. 즉, 결론부의 합성과 비퍼지화 연산은 조건부에서의 적합정도의 함수로 나타낼 수 있다. 따

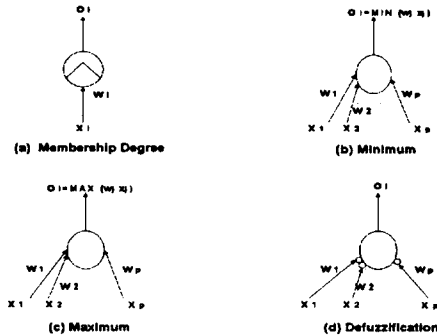


그림 2. 퍼지-신경망 뉴런의 연산

라서 신경망의 함수근사화 능력을 이용함으로써 결론부의 합성과 비퍼지화 연산에 대한 부분을 단층 GMDP 신경망 모델 구조로 구현할 수 있다.

입력과 퍼지규칙의 조건부와 적합정도를 계산하는 퍼지추론부는 그림 3과 같이 4개의 층으로 구성한다.

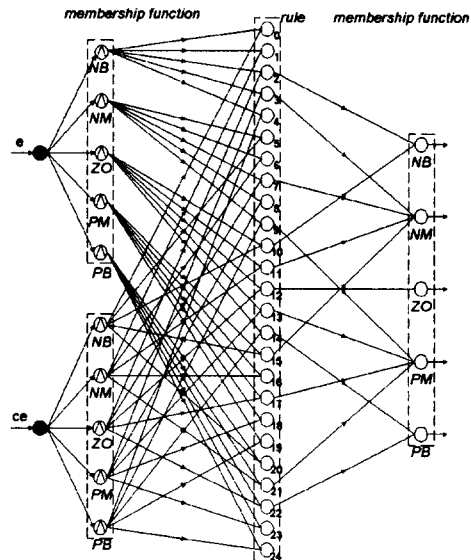


그림 3. 퍼지 추론부의 구조

그림 3에서 N층은 시스템의 입력값으로 오차(e:error), 오차의 변화량(ce:change of error)을 사

용하였고, NB, NM, ZO, PM, PB는 각 언어항을 나타낸다. M층의 뉴런은 입력의 언어항에 대한 시스템 입력값의 소속정도(membership degree)를 계산한다. 언어항에 대한 퍼지집합은 삼각형이나 가우시안 함수모양, 사다리꼴 모양의 퍼지집합들을 쓸 수 있는데, 본 논문에서는 실제 응용에서 많이 쓰는 삼각 퍼지숫자를 사용하였다. 퍼지집합 F_m 은 그림 4와 같이 삼각형의 중심과 좌우의 폭을 나타내는 세개의 파라미터인 c_m, l_m, r_m 으로 표현한다.

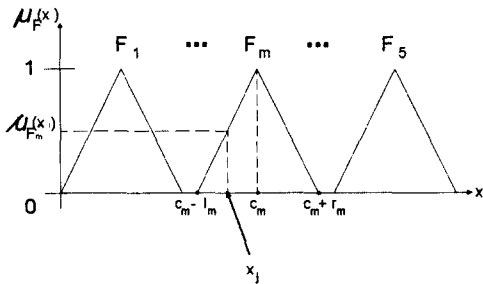


그림 4. 삼각퍼지숫자의 표현

F_m 의 소속함수 μ_{F_m} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_{F_m}(x_j) = \begin{cases} 1 - \frac{x_j - c_m}{r_m} & x_j \in [c_m, c_m + r_m] \\ 1 + \frac{x_j - c_m}{l_m} & x_j \in [c_m - l_m, c_m] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

퍼지-신경망을 이용한 퍼지추론은 L층과 K층에서 Mandani의 max-min 규칙을 사용하였다.^[5] 2개의 입력, 1개의 출력을 가지는 시스템에 대한 추론 예를 그림 5에 나타내었다.

퍼지추론부에서 유니트 개수, 인접층 간의 연결관계 등의 구조는 주어진 퍼지규칙의 분석을 통해서 구성되고, 본 논문에서 사용된 퍼지규칙은 표 1과 같다.

3. 퍼지-신경망의 학습방법

새로운 퍼지-신경망 모델을 사용한 제어 시스템을 그림 6과 같이 구성할 수 있다. 오차 e와 오차변화량 ce를 퍼지-신경망 제어기로 사용하였다.

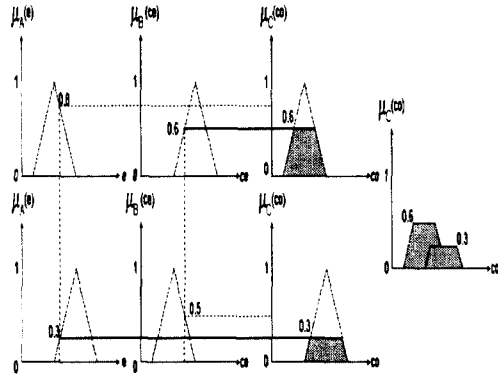


그림 5. 퍼지 추론의 예

표 1. 퍼지 규칙

e \ ce	NB	NM	ZO	PM	PB
NB	0	0	NB	NM	0
NM	0	0	NM	0	PM
ZO	NB	NM	ZO	PM	PB
PM	NM	0	PM	0	0
PB	0	PM	PB	0	0

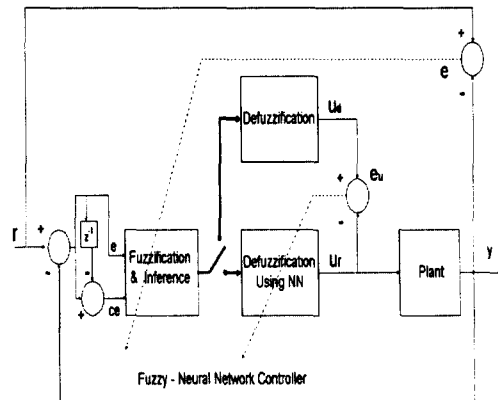


그림 6. 퍼지-신경망을 사용한 제어 시스템의 구성

퍼지추론에 의해 입력과 퍼지추론부의 적합정도를 계산한 다음 비퍼지화를 통하여 제어 입력을 출력한다. 퍼지-신경망 제어기를 이용한 제어 시스템에서는 기준입력 r과 실제 출력치 y의 오차에 의해

소속함수의 파라미터(c_m, l_m, r_m)를 조정할 수 있다. 퍼지제어기의 비퍼지화 연산을 GMDP 신경망에 의해 함수근사화를 수행하기 위해 입력(e, ce) 패턴을 다양하게 설정할 필요가 있다. 제어신호는 GMDP에 의한 비퍼지화 함수근사화를 위한 출력교사 신호로써 사용된다. 이때 GMDP 입력은 퍼지 제어기에서 비퍼지화 연산 전의 규칙에 의해 얻어지는 퍼지화 값을 사용한다. 비퍼지화 근사화를 위한 학습 알고리즘은 신경망에서 순방향부분의 연산을 수행하여 출력을 구하는 것으로부터 시작된다. i 번째 수상돌기에 있어서 국부적인 비화성화 값은 식 (2)와 같다.

$$net^{(i)} = \sum_{k=1}^5 w_k^{(i)} a_k \quad \dots\dots\dots (2)$$

여기서 $w_k^{(i)}$ 는 출력층의 i 번째 수상돌기와 입력층 K 층간의 가중치이고, a_k 는 퍼지 추론부의 출력이다. GMDP 신경망의 출력 μ 은 식 (3)와 같다.^{[2][3]}

$$u_r = g\left(\prod_{k=1}^5 f(net^{(k)})\right) \quad \dots\dots\dots (3)$$

가중치 수정을 위하여 오차 역전파(Error-Backpropagation)방법^[6]을 사용한다. n 개의 학습데이터를 가지고 학습하는 경우, 학습목표는 다음에 정의된 오차 E_u 를 줄이는것인데 여기서 u_d^i 는 기대되는 값이고, u_r^i 는 실제 출력값이다.

$$E_u = \frac{1}{2} \sum_i (u_d^i - u_r^i)^2 \quad \dots\dots\dots (4)$$

출력층 i 번째 수상돌기와 입력층 K 층간의 가중치 조정값 $\Delta w_k^{(i)}$ 는 연쇄법칙에 의해 식 (5)와 같이 계산된다.

$$\Delta w_k^{(i)}(n) = \eta \delta^{(i)} u_r + \xi \Delta w_k^{(i)}(n-1) \quad \dots\dots\dots (5)$$

여기서 η 는 학습률을 나타내고, ξ 는 관성율(Momentum rate)이다. 오차항은 다음과 같이 전개된다.

$$\delta^{(i)} = (u_d - u_r) g' \left(\prod_{k=1}^5 f(net_k^{(i)}) \right) \dots\dots\dots (6)$$

$$f'(net_k^{(i)}) \prod_{k=1}^5 f(net_k^{(i)})$$

따라서 새로운 가중치는 식 (7)과 같이 수정된다.

$$w_k^{(i)}(n) = w_k^{(i)}(n-1) + \Delta w_k^{(i)}(n) \quad \dots\dots\dots (7)$$

비퍼지화 부분에서 입력층의 오차항은 일반화된 델타규칙에 의해 식(8)와 같이 구할 수 있다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = \sum_i \delta^{(i)} w_k^{(i)} \quad \dots\dots\dots (8)$$

δ_k 값을 토대로 퍼지추론부에서 언어항의 소속함수를 플랜트에 맞도록 형태를 수정하기 위해 M 층의 각 파라미터 (c_m, l_m, r_m)를 연쇄법칙에 의해 수정한다.

$$\Delta c_m = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_m} \dots\dots\dots (9)$$

$$= \eta \sum_k \delta_k \sum_r \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial c_m}$$

$$\Delta l_m = -\eta \frac{\partial E}{\partial l_m} \dots\dots\dots (10)$$

$$= \eta \sum_k \delta_k \sum_r \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial l_m}$$

$$\Delta r_m = -\eta \frac{\partial E}{\partial r_m} \dots\dots\dots (11)$$

$$= \eta \sum_k \delta_k \sum_r \frac{\partial o_k}{\partial o_l} \frac{\partial o_l}{\partial o_m} \frac{\partial o_m}{\partial r_m}$$

4. 실험 및 결과

제안된 퍼지-신경망을 이용한 제어 시스템의 성능을 평가하기 위하여 DC 서보 모터의 속도제어에 적용하였으며, 실험장치의 구성도는 그림 7과 같다. 퍼지-신경망 모델을 이용하여 PC에서 프로그램된 제어기로 구성하여 제어신호가 출력되도록 하였다. 제어 신호값은 PC 내장형 12비트 D/A 변환기(ACL-711B)에 의해 출력(0 ~ 10V)되어 레벨 전이회로에서 0[V] ~ 5[V], -5[V] ~ 0[V]의 바이폴

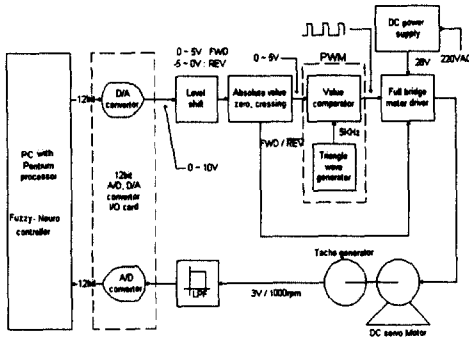
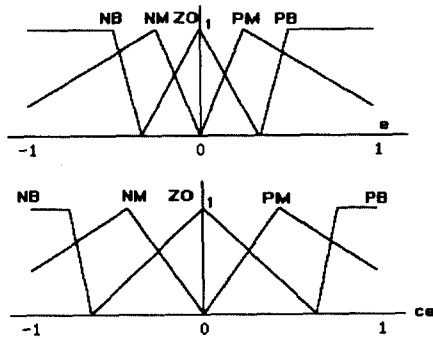
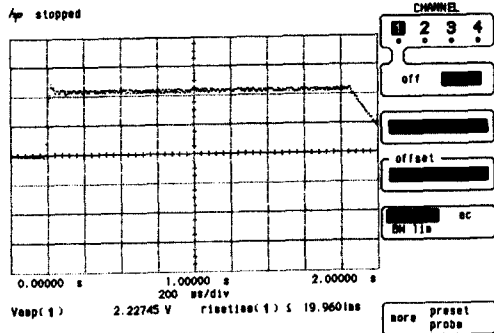


그림 7. 실험 장치 구성도

라 신호로 변화시켜 역회전일 때 (-)전압, 정회전일 때 (+)전압으로 하여 절대치 회로로 사용하였다. 모터 구동회로는 PWM 방법을 이용하였으며, 스위칭 전력소자는 IGBT인 1MBH50-100(FUJI사 제품)으



(a) 퍼지소속함수



(b) 출력파형

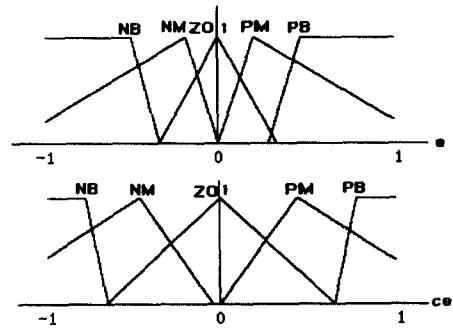
그림 8. 일반적인 퍼지-신경망을 사용했을 때의 퍼지소속함수와 출력파형

로 하여 Full Bridge로서 정·역전 구동을 할 수 있도록 하였다. 회전속도 검출은 타코 제너레이터의 전압을 LPF에서 잡음을 제거하고 12 비트 A/D 변환시켜 회전속도의 궤환 신호로 이용하였다. 설정치는 875[rpm]의 구형파로 하고, 샘플링 주기 T는 1.635[ms]로 하였다.

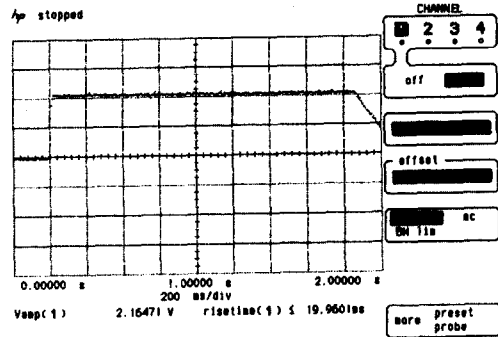
일반적인 퍼지-신경망을 사용하였을 때의 퍼지소속함수와 출력파형을 그림 8에 나타내었다. 그림 9는 제안된 퍼지-신경망을 사용하였을 때의 퍼지소속함수와 출력파형이다.

신경망에 사용된 각 파라미터는 학습율 0.4, 모멘트율 0.7, 학습수는 2,000회로 사용하였다.

실험결과에서 제안된 퍼지-신경망을 사용했을 때의 출력파형 결과가 일반적인 퍼지-신경망을 사용했을 때의 출력파형 결과보다도 오버슈트가 감소하면서 정상상태의 응답이 안정됨을 확인하였다.



(a) 퍼지소속함수



(b) 출력파형

그림 9. 제안된 퍼지-신경망을 사용했을 때의 퍼지소속함수와 출력파형

이와 같은 결과는 제안된 퍼지-신경망에 학습을 시켰을 때의 퍼지소속함수가 일반적인 퍼지-신경망에 의해 얻은 퍼지소속함수 보다 더 적합함을 확인하였다.

5. 결 론

기존의 퍼지 제어기는 정량적으로 표현하기 힘든 전문가의 경험적 지식에 의해 언어적 제어전략을 효과적으로 구현하여 여러가지 제어문제에 적용하고 있다. 그러나 제어환경의 변화에 적응하지 못한다는 문제점과 제어대상이 복잡한 경우에 제어규칙을 전문가의 경험에 의하여 구성하는데는 어려운 점이 있다. 이와 같은 퍼지 제어기의 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 새로운 퍼지-신경망 모델을 구성하여 제어대상에 적합한 퍼지소속함수를 학습하였다. 이 모델을 기초로 하여 퍼지-신경망 제어기를 구성하여 DC 서보 모터의 속도제어에 적용하여 일반적인 퍼지-신경망 제어기와 비교하였다.

제안된 제어기의 응답특성이 일반적인 퍼지-신경망 제어기보다도 정상상태 도달하는 시간, 오버슈트 감소율, 정상상태의 오차 등의 특성이 우수함을 알수 있었다.

참고문헌

- [1] C. D. Sousa, B. K. Bose, "A Fuzzy Set Theory Based Control of a phase controlled Converter DC Machine Drive", IEEE, Trans. on Industry Applications, Vol. 30, No. 1, pp. 34~44, 1994.
- [2] S. Li, Y. Chen, E. Leiss, "GMDP : a Novel Unified Neuron Model for Multilayer Feedforward Neural Networks", International Joint Conference on Neural Network, Vol. 2, pp. 107~112, 1994.
- [3] 추연규, 설재훈, 임영도, "단층 GMDP를 이용한 자기동조 PID 제어기의 구성", 한국통신학회 논문집, Vol. 20, No. 8, pp. 2183~2195, 1995.
- [4] T. Lin, G. Lee, "Neural network based fuzzy logic control and decision making", IEEE Trans. on Computers, Vol. 40, No. 12, pp. 1320~1336, 1991.
- [5] P. K. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Networks-Part 1: Classification", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 776-786, 1992.
- [6] S. Horikawa, T. Furuhashi, Y. Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 801-806, 1992.