

퍼지 신경망 제어기의 구조 및 매개 변수 최적화

장 옥\*, 권 오국\*, 주 영훈\*\*, 윤 태성\*\*\*, 박 진배\*

\* 연세대 전기공학과, \*\* 군산대 제어계측공학과, \*\*\* 창원대 전기공학과

The Structure and Parameter Optimization of the Fuzzy-Neuro Controller

Wook Chang\*, Oh-Kook Kwon\*, Young-Hoon Joo\*\*, Tae-Sung Yoon\*\*\*, Jin-Bae Park\*

\* Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ. \*\* Dept. of Control & Instrumentation Eng., Kunsan Univ.

\*\*\* Dept. of Electrical Eng., Changwon Univ.

[Abstract]

This paper proposes the structure and parameter optimization technique of fuzzy neural networks using genetic algorithm. Fuzzy neural network has advantages of both the fuzzy inference system and neural network. The determination of the optimal parameters and structure of the fuzzy neural networks, however, requires special efforts. To solve these problems, we propose a new learning method for optimization of fuzzy neural networks using genetic algorithm. It can optimize the structure and parameters of the entire fuzzy neural network globally. Numerical example is provided to show the advantages of the proposed method.

1. 서 론

퍼지 신경망은 퍼지 추론 시스템과 신경망을 융합한 시스템으로 인간 전문가로부터 지식을 습득하고 데이터를 이용하여 이를 동조하는데 우수한 성능을 보인다고 알려져있다. 이러한 장점으로 인해 퍼지 신경망에 대한 많은 연구가 활발히 수행되어 왔으나 이들은 퍼지 신경망의 학습 알고리즘으로써 오차 역전파 알고리즘만을 사용함으로써 많은 훈련 집합이 존재하는 경우 학습 기간이 길어지며 국부 최적해에 빠지기 쉽다[1-6]. 또한, 시스템의 설계자는 학습전에 초기값을 미리 정해주어야하며 이러한 초기값은 신경망 학습의 수렴에 큰 영향을 미친다. 이와 같은 퍼지 신경망 학습 방법의 단점을 해결하기 위해서 유전 알고리즘을 사용하는 방법이 연구되고 있으나 이들은 오차 역전파 알고리즘을 유전 알고리즘 연산자로 사용함으로써 복잡한 시스템에 적용하는 경우 그 매개 변수의 동정에 많은 시간이 걸린다[7-8].

본 논문에서는 유전 알고리즘을 사용한 퍼지 신경

망의 구조 및 매개 변수 최적화 기법을 제안한다. 제안된 방법은 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 신경망의 구조와 매개 변수를 최적화하고 이를 역전파 알고리즘을 이용하여 미세 조정한다. 제안된 기법의 타당성을 보이기 위하여 이를 Chao[3]가 제안한 정규 퍼지 신경망(Normalized Fuzzy Neural Network; NFNN)에 적용하고 그 결과를 기존의 방법과 비교하여 그 우수성을 확인한다.

2. 퍼지 신경망

그림 1은 Chao[3]에 의해 제안된 NFNN으로 모두 4개의 층으로 구성된다. 그림 1에서 제 1층은 언어항층으로 각 노드는 가우시안 소속 함수를 구현하고자 하는 부분이며, 제 2층은 정규화층으로 제1층의 출력에 대한 정규화를 수행한다. 이 층에 연결된 가중치는 변경되지 않는다. 제 3층은 규칙층으로 층에서 각 노드는 개개의 퍼지 규칙에 해당하는 부분이며, 제 4층은 출력층으로 비퍼지화를 수행하는 부분이다. NFNN에서 사용하는 퍼지 추론 방법은 간략화 추론 방법이며 이 때 퍼지 규칙의 구조는 식 (1)과 같이 주어진다.

$$\text{Rule } i: \text{ If } x_1 \text{ is } A_{i1}, \dots, x_n \text{ is } A_{in}, \text{ then } y \text{ is } w_i \quad (1)$$

여기서, Rule  $i$ 는  $i$ 번째 규칙( $0 < i \leq r$ )를 나타내며,  $x_j$ 는  $j$ 번째 입력 변수( $1 \leq j \leq n$ ),  $A_{ij}$ 는 퍼지 집합,  $y$ 는 출력 변수이며  $w_j$ 는  $j$ ( $1 \leq j \leq r$ )번째 규칙의 후건부 실수치이다.  $r$ 을 퍼지 규칙의 수라 하면 간략화 추론 방법에 의한 추론 결과는 식 (2)를 사용하여 구할 수 있다.

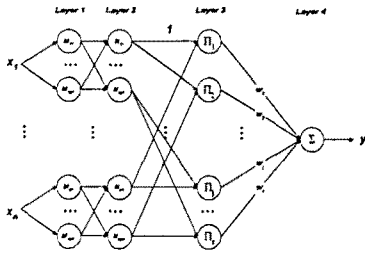


그림 1 NFNN의 구조  
Fig. 1 The structure of the NFNN

$$y = \frac{\sum_{j=1}^r \omega_j (\prod_{i=1}^n \mu_{A_{ij}}(x_i))}{\sum_{j=1}^r \prod_{i=1}^n \mu_{A_{ij}}(x_i)} \quad (2)$$

여기서,  $\mu_{A_{ij}}(\cdot)$ 는 퍼지 집합  $A_{ij}$ 에 대응하는 소속 함수이다. 본 논문의 목적은 그림 1과 같은 퍼지 신경망에서 구조와 모든 매개변수를 최적화하는 방법을 제안하고 검증하는 것이다.

### 3. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 신경망의 최적화

#### 3.1 염색체 구조

유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 신경망을 최적화하기 위하여 먼저 최적화할 매개 변수를 모두 유전 염색체의 형태로 부호화하는 과정이 필요하다. 그림 2는 본 논문에서 제안하는 d 염색체의 구조를 나타낸다. 그림에 나타나 있듯이 전체 염색체 구조는 크게 퍼지 신경망의 매개 변수 동정부와 구조 동정부로 구성되어 있다. 매개 변수 동정부는 전반부 입력 변수들의 소속 함수들의 매개 변수 동정부와 후반부의 실수값 동정부로 구성되어 있으며 구조 동정부는 퍼지 신경망의 구조중 규칙층과 출력층을 잇는 링크의 개수를 결정하는 부분이며 이 층에서는 퍼지 신경망이 표현하는 제어 규칙들의 유효성을 결정한다.

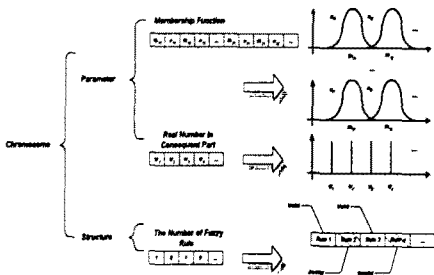


그림 2 염색체의 구조  
Fig. 2 The structure of the chromosome

#### 3.2 적합도 값

유전 알고리즘을 이용해 퍼지 신경망을 최적화하기 위해서는 퍼지 신경망을 표현하는 유전 염색체 스트링 중 문제의 해에 가장 적합한 개체를 구하는 것이다. 개체군내의 각 개체에 대해서 유전 알고리즘을 적용하기 위해서는 풀고자하는 문제에 대해 그 개체가 어느 정도 적합한가를 평가하기 위해서 적합도 함수를 사용한다. 적합도 함수는 풀고자 하는 문제에 따라 특정하게 결정되며 본 논문에서 사용한 적합도 함수  $f(x)$ 는 식 (3)과 같다. 이 적합도 함수는 모델의 정확성과 유효성을 동시에 추구하기 위한 것이다.

$$x = \sum_{d=1}^N (y - y_d)^2 / N$$

$$f(x) = \begin{cases} \text{if null set exists} & : 0 \\ \text{otherwise} & : \exp(-0.1x) \end{cases} \quad (3)$$

#### 3.3 미세 조정

퍼지 신경망의 매개 변수 최적화에 유전 알고리즘을 적용함으로써 유전 알고리즘의 전역 탐색의 이점을 이용할 수는 있으나 유전 알고리즘의 본질적인 약점인 근사 최적해(near optimum) 수렴의 보안을 필요로 하게 된다. 또한, 역전파 알고리즘은 선정된 초기 매개 변수에 대단히 민감하여 초기 매개 변수가 잘못 선정하였을 경우 국부 최적해(local optimum)에 수렴할 가능성이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 유전 알고리즘 탐색에 의해 결정된 매개 변수를 역전파 알고리즘의 초기 매개 변수로 이용함으로써 전역 최적해(global optimum)의 획득을 모색한다. 본 논문에서 제안한 퍼지 신경망의 학습 알고리즘은 다음과 같다.

**Step 1 :** 유전 알고리즘의 각종 매개 변수들을 초기 설정한다. 즉, 최대 세대 수와 개체군 수(population number), 교차율(crossover rate)과 돌연변이율(mutation rate)등을 초기 설정한다.

**Step 2 :** 임의로 스트링들을 초기화하여 초기 세대를 위한 유전 개체들을 발생시킨다. 이 과정에서 문제에 대한 지식을 활용하여 초기 개체군을 구성하면 임의로 개체군을 발생시키는 것에 비해 탐색 시간을 줄일 수 있다.

**Step 3 :** 각 개체의 염색체를 해독하여 퍼지 신경망을 구성하고 식 (3)에 의해 적합도 함수 값을 각 개체에 부여한다.

**Step 4 :** 적합도 함수 값에 비례하여 재생산이 이루어지고 교차와 돌연변이를 거쳐 새로운 세대를 구성한다. 이 과정에서 최고의 적합도 함수 값을 갖는 개체는 보존된다.

**Step 5 :** 최대 세대 수가 지날 때까지 또는 오차가

미리 규정한 값보다 작을 때까지 Step 3에서 Step 5를 반복한다. 위의 과정을 거쳐 퍼지 신경망의 각 근사 전역 최적 매개 변수가 결정되고 불필요한 잉여 규칙에 해당하는 링크들이 삭제되어 퍼지 신경망의 최적 구조가 결정된다.

**Step 6 :** 유전 알고리즘을 이용하여 동정된 퍼지 신경망을 오차 역전파 알고리즘을 이용하여 미세 조정한다. 이 과정을 통하여 유전 알고리즘에 의해 동정된 근사 전역 최적 매개 변수는 전역 최적점으로 수렴할 수 있다.

#### 4. 모의 실험

본 논문에서 제안한 퍼지 신경망의 구조 및 매개 변수 최적화 기법의 타당성을 증명하기 위하여 식 (4)와 같은 비선형 함수를 사용한다. 그림 3는 식 (4)의 비선형 함수를 도시한 것이다.

$$f(x_1, x_2) = \frac{\sin(\pi x_2)}{2 + \sin(\pi x_1)} \quad (4)$$

$-1 \leq x_1 \leq 1$  and  $0 \leq x_2 \leq 1$

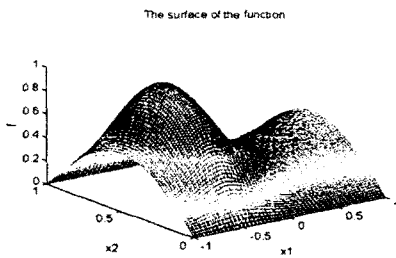


그림 3 함수 평면

Fig. 3 The surface of the function

표 1 퍼지 신경망과 유전 알고리즘 초기 매개 변수

Table 1 Initial parameters of NFNN and GA

Number of partitions of $x_1$	5
Number of partitions of $x_2$	7
Initial number of rules	35
Learning rate $\eta$	0.1
momentum $\alpha$	0.9
Maximum generation	1000
Population size	100
Crossover probability	0.9
Mutation probability	0.05

모의 실험은 C++언어를 이용하여 수행된다. 표 1은 유전 알고리즘 및 퍼지 신경망의 학습을 위한 초기 매개 변수를 나타낸다. 그리고, 퍼지 신경망의 입력 변수  $x_1, x_2$ 는 각각 7개와 5개의 소속 함수로 초기에 균등 분할하였으며 후반부의 실수값은 모두 -1에서 1사이의 임의의 실수값으로 초기화하였다.

또한, 퍼지 신경망의 구조를 나타내는 문자열은 0과 1의 값으로 임의로 초기화하였다. 그림 4는 적합도 값의 변동 추이를 도시한 것이다. 표 2는 제안된 방법과 기존의 방법을 정확도와 규칙 수면에서 비교한 것이다. 표 2에서 볼 수 있듯이 제안된 방법에 의한 퍼지 신경망의 SSE(Sum of Squared Error)는 0.018854이고 오차 역전파 방법(BP)에 의한 퍼지 신경망의 SSE는 0.850586, 유전 알고리즘만을 사용한 경우의 SSE는 1.023860이다. 또한, 제안된 방법에 의해 동정된 최종 퍼지 규칙 수는 초기의 35개에서 20개로 최적화되어 기존의 오차 역전파 방법에 의한 것보다 우수함을 알 수 있다. 상기의 결과를 Chao[3]의 결과와 비교해 볼 때 본 논문에서 제안한 방법으로 동정한 퍼지 신경망은 정확도와 규칙 수면에 있어서 더 우수함을 알 수 있다.

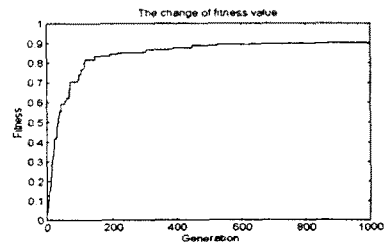


그림 4 적합도값의 변동 추이

Fig. 4 The history of fitness value

표 2 제안된 방법과 기존의 방법과의 성능 비교

Table 2 The performance of the proposed method and the conventional method

	SSE	Number of Rules
Chao.s model[3]	0.238726	19
BP	0.850586	35
GA	1.023860	20
GA-BP	0.018854	20

#### 5. 결론

본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 신경망의 구조와 매개 변수의 최적화 기법을 제안하였다. 제안된 방법은 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 신경망의 구조와 전역 근사 최적 매개 변수를 탐색하고 이를 역전파 알고리즘을 이용하여 미세 조정하여 전역 최적 매개 변수를 탐색하여 역전파 방법만을 이용한 퍼지 신경망에 비해 전역 최적해의 탐색 능력을 증가시키고 유전 알고리즘의 연산자로 오차 역전파 알고리즘을 사용하는 기법에 비해 학습 시간을 단축시킬 수 있다. 제안된 기법의 효율성 및 타당성을 보이기 위하여 이를 Chao[3]가 제안한 정규 퍼지 신경망에 적용하고 그 결과를 기존의 방법과 비교하여 그 우수성을 확인하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] Chin-Teng Lin, Cheng-Jian Lin and C. S. George Lee, "Fuzzy Adaptive Learning Control Network with On-line Neural Learning", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 71, pp. 25-45, 1995.
- [2] Chin-Teng Lin and C. S. George Lee, Neural Fuzzy System, 1995.
- [3] Chun-Tang Chao and Ching-Cheng Teng, "Implementation of a Fuzzy Inference System Using a Normalized Fuzzy Neural Network", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 74, pp. 17-31, 1995.
- [4] Lili Rong and Zhongtuo Wang, "An Algorithm of Extracting Fuzzy Rules Directly from Numerical Examples by Using FNN", IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 1067-1072, 1996.
- [5] Shin-ichi Horikawa, Takeshi Furuhashi and Yoshiki Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, pp. 193-199, 1992. 8.
- [6] Takashi Hasegawa, Shin-ichi Horikawa, Takeshi Furuhashi and Yoshiki Uchikawa, "On Design of Adaptive Fuzzy Controller Using Fuzzy Neural Networks and a Description of Its Dynamical Behaviour", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 71, pp. 3-23, 1995.
- [7] Hideyuki Ishigami and Toshio Fukuda, Takanori Shibata and Fumihito Arai, "Structure Optimization of Fuzzy Neural Network by Genetic Algorithm", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 71, pp. 257-264, 1995.
- [8] Koji Shimojima, Toshio Fukuda and Yasuhisa Hasegawa, "Self-tuning Fuzzy Modeling with Adaptive Membership Function, Rules and Hierarchical Structure Based on Genetic Algorithm", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 71, pp. 295-309, 1995.
- [9] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.