

# 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 신경망의 최적화 및 혼돈 시계열 데이터 예측에의 응용

## The Optimization of Fuzzy Neural Network Using Genetic Algorithms and Its Application to the Prediction of the Chaotic Time Series Data

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

\*연세대학교 전기공학과(Tel:+82-2-361-2773;Fax:+82-2-392-4230;E-mail:jbpark@control.yonsei.ac.kr)

\*\*군산대학교 제어계측공학과(Tel:+82-654-469-4706;E-mail:yhjoo@knusun1.kunsan.ac.kr)

\*\*\*창원대학교 전기공학과(Tel:+82-551-68-7513;E-mail:tsyoon@sarim.changwon.ac.kr)

**Abstract** This paper proposes the hybrid algorithm for the optimization of the structure and parameters of the fuzzy neural networks by genetic algorithms (GA) to improve the behaviour and the design of fuzzy neural networks. Fuzzy neural networks have a distinguishing feature in that they can possess the advantage of both neural networks and fuzzy systems. In this way, we can bring the low-level learning and computational power of neural networks into fuzzy systems and also high-level, human like IF-THEN rule thinking and reasoning of fuzzy systems into neural networks. As a result, there are many research works concerning the optimization of the structure and parameters of fuzzy neural networks. In this paper, we propose the hybrid algorithm that can optimize both the structure and parameters of fuzzy neural networks. Numerical example is provided to show the advantages of the proposed method.

**Keywords** Fuzzy neural network, Genetic algorithm, Optimization, Chaotic time series data

### 1. 서 론

퍼지 신경망은 퍼지 추론 시스템과 신경망의 특성을 융합하여 신경망의 학습 및 최적화 능력과 퍼지 추론 시스템의 인간과 유사한 추론 능력을 보유한 통합 시스템이다[1-3]. 퍼지 신경망은 매개 변수의 학습 알고리즘으로써 오차 역전파 알고리즘을 주로 사용하는데 이는 많은 혼란 집합이 존재하는 경우 학습 기간이 길어지며 국부 최적해에 빠지기 쉽다. 또한 시스템의 설계자는 학습 전에 시스템의 소속 함수의 형태와 규칙을 표현하는 퍼지 신경망의 매개 변수의 초기값을 미리 정해주어야 하며 이러한 초기값은 신경망의 학습에 큰 영향을 미친다. 이러한 퍼지 신경망에 관한 연구들의 단점을 해결하기 위해서 유전 알고리즘을 사용하는 방법이 연구되고 있다[5-6]. 퍼지 신경망에 관한 연구는 구조의 결정과 매개 변수의 동정에 관한 것으로 나뉜다. Horikawa[2]는 세 가지 종류의 퍼지 추론 방법을 신경망을 통해 구현하고 이를 비선형 시스템의 모델링에 적용하였다. 일반적인 퍼지 신경망에서 규칙의 수는 각 입력의 소속 함수의 수의 곱과 같으며 이 규칙의 수는 입력의 수가 많아짐에 따라 기하 급수적으로 증가하는데, Halgamugel[9]는 계층적으로 퍼지 규칙을 구성하여 많은 입력을 갖는 퍼지 신경망의 복잡도를 낮추고자 하는 시도를 하였다. 소속 함수의 수와 퍼지 규칙의 수가 많을수록 퍼지 신경망이 표현하는 퍼지 추론 시스템은 더욱 우수한 학습 능력을 보유할 수 있으나, 이에 반해 잉여 규칙이 생성될 확률도 높아진다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 연구로서 Lin[1]은 적응 공명 이론(adaptive resonance theory; ART)과 퍼지 유사 척도(fuzzy similarity measure; FSM)를 이용하여 퍼지 신경망의 구조를 결정하고 오차 역전파 알고리즘을 사용하여 퍼지 신경망의 매개 변수를 동정하는 방법을 제시하였다. 또한, Kasabov[10]는 퍼지 신경망의 링크를 동적으로 추가/삭제하는 알고리즘을 제안하였고 Rong[11]은 최적 퍼지 규칙의 수를 오프라인으로 결정

하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 다양한 퍼지 신경망의 최적화 기법들에 대한 기존 연구들을 수용 및 확장하여 최근에 비선형 최적화 이론으로 각광을 받고 있는 유전 알고리즘을 사용하여 퍼지 신경망의 구조 및 매개 변수 최적화를 위한 혼잡 알고리즘을 제안하고 이를 Jang[3]이 제안한 ANFIS(Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)에 적용하고 혼돈 시계열 데이터 예측에 응용하여 그 우수성을 입증하고자 한다.

### 2. 퍼지 신경망

퍼지 신경망은 4-5개의 층을 통하여 퍼지화, 규칙 구성, 비퍼지화를 수행한다. 예를 들어 그림 1은 Chao[4]에 의해 제안된 정규화 퍼지 신경망(Normalized Fuzzy Neural Network; NFNN)이며 이는 4층 구조이다. 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.

$$\begin{aligned} j\text{th rule: } & \text{IF } x_1 \text{ is } A_{1j}, \dots, \text{ and } x_n \text{ is } A_{nj} \\ & \text{THEN } y = \omega_j \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $A_{1j}$ 와  $\omega_j$  는 퍼지 집합이며  $\omega_j$ 는  $j$ 번째 규칙의 후건부 실수값이다.  $m$ 을 퍼지 규칙의 수라 하면 NFNN에 의해 구현된

퍼지 추론 시스템은 0차 Sugeno 퍼지 모델이며 그 추론 결과는 식 (2)를 사용하여 구할 수 있다.

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

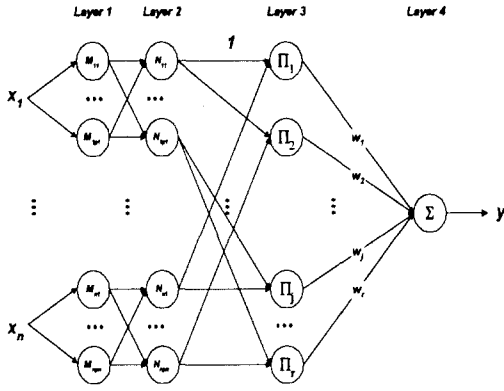


그림 1 NFNN의 구조  
Fig. 1 The structure of the NFNN

### 3. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지신경망의 최적화

#### 3.1 염색체 부호화

유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 신경망을 최적화하기 위하여 먼저 퍼지 신경망의 여러 매개 변수를 유전 염색체의 형태로 부호화하는 과정이 필요하다. 그림 2에 나타나 있듯이 전체 염색체 구조는 크게 퍼지 신경망의 매개 변수 동정부와 구조 동정부로 구성되어 있다.

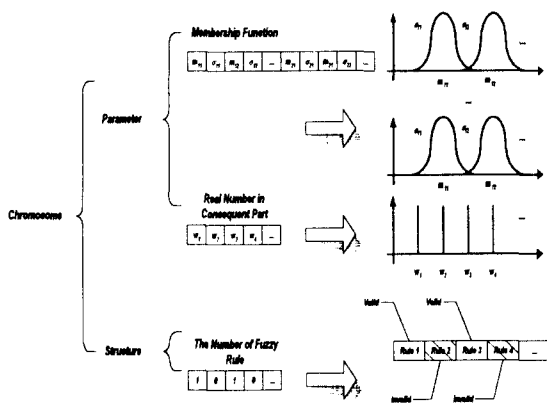


그림 2 염색체 구조  
Fig. 2 The structure of the chromosome

매개 변수 동정부는 전반부 입력 변수들의 소속 함수들의 매개 변수 동정부와 후반부의 실수값 동정부로 구성되어 있다. 구조 동정부는 퍼지 신경망의 구조중 규칙층과 출력층을 잇는 링크의

개수를 결정하는 부분이며 이 층에서는 퍼지 신경망이 표현하는 제어 규칙들의 유효성을 결정한다. 매개 변수 동정부는 소속 함수의 매개 변수를 나타내는 부스트링과 퍼지 규칙 후반부 실수 값을 나타내는 부스트링으로 이루어진다.

#### 3.2 적합도 함수

유전 알고리즘을 이용해 퍼지 신경망을 최적화하기 위해서는 퍼지 신경망을 표현하는 유전 염색체 스트링 중 문제의 해에 가장 적합한 개체를 구하는 것이다. 본 논문에서 사용하는 유전 알고리즘은 퍼지 신경망의 구조와 매개 변수를 최적화하고자 하는 것이며 퍼지 신경망을 모델링에 적용하는 경우 목적 함수는 식 (3), 적합도 함수는 식 (4)와 같이 정의하였다.

$$J = J(E, S) = \lambda E + (1-\lambda)S \quad (3)$$

식 (3)에서  $E$ 는 퍼지 신경망의 모델링 정확도를 나타내며  $S$ 는 퍼지 신경망의 크기에 관한 항이다. 따라서 식 (3)의 목적 함수는 퍼지 신경망의 정확도와 크기를 동시에 최적화하고자 하는 목적을 갖는 다목적 함수(multi-objective function)이다.

$$f(J) = pg(J) \quad (4)$$

식 (4)에서  $p$ 는 0과 1의 값을 갖는 퍼지 신경망의 유효성을 나타내는 요소로서 전체 입력 집합 내에서 퍼지 신경망에 의해 표현된 퍼지 제어 규칙의 공집합(null set) 형성 여부이다. 식 (4)의 적합도 함수는 퍼지 신경망의 정확도, 크기 및 입력 데이터에 대한 규칙의 유효성을 모두 고려할 수 있다.

#### 3.3 알고리즘

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 기존 퍼지 신경망의 학습 방법은 퍼지 신경망의 구조를 최적화하기에는 부적절하다. 따라서 본 논문에서는 이러한 단점들을 상호 보완하기 위해 1차로 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 신경망의 구조 및 매개 변수를 최적화하고 2차로 기존 퍼지 신경망의 다양한 학습 알고리즘을 활용하여 전역 최적해(global optimum)의 획득을 모색한다. 본 논문에서 제안된 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 신경망의 학습 알고리즘 실행 순서는 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 이의 평가를 통해 적합도 함수 값을 각 개체에 부여한다. 적합도 함수 값은 목적 함수 값의 역수나 지수를 이용하여 결정한다.
- Step 4 :** 적합도 함수 값에 비례한 선택에 따라 재생산이 이루어지고 교차와 돌연변이를 거쳐 새로운 세대를 구성한다. 이 과정에서 최고의 적합도 함수 값을 갖는 개체는 보존된다.
- Step 5 :** 최대 세대 수가 지날 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 기존 퍼지 신경망 학습 알고리즘을 이용하여 미세 조정한다. 이 과정을 통하여 유전 알고리즘에 의해 동정된 근사 전역 최적 매개 변수는 전역 최적점으로 수렴할 수 있다.

#### 4. 모의 실험

이 절에서는 본 논문에서 제안된 퍼지 신경망의 최적화 방법을 퍼지 신경망을 이용한 비선형 시스템의 모델링에 적용하여 그 효용성을 보인다. 제안된 알고리즘을 Jang에 의해 제안된 ANFIS에 적용하여 식 (5)에 쓰인 Mackey-Glass 혼돈 시계열 데이터[3]의 모델링에 적용하는 예이며 그림 3은 이를 도시한 것이다.

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (5)$$

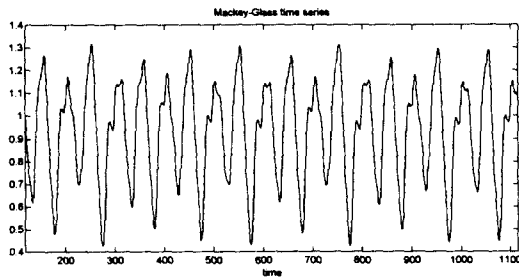


그림 3 Mackey-Glass 시계열 데이터  
Fig. 3 Mackey-Glass time series

여기서 우리는  $x=t$  까지 시계열의 알려진 값을 사용하여  $x=t+P$ 인 순간의 값을 예측하는 것이다. 이 예측의 표준적인 방법은 미래의 값인  $x(t+P)$ 를 예측하기 위해  $\Delta$ 의 간격을 가진 시계열을  $D$ 점부터 (즉,  $x(t-(D-1)\Delta), \dots, x(t-\Delta), x(t)$ )와 같은 사상을 생성하는 것이다. 본 논문에서는 Jang[3]과 비교하기 위해,  $D = 4$  그리고  $\Delta = P = 6$ 으로 사용하였다.

모의 실험을 위하여 사용된 초기 값은 다음과 같다. 모의 실험은 4차 Runge-Kutta법을 적용하였으며 time step은 0.1[sec]이고, 초기 조건  $x(0)$ 은 1.2,  $\tau$ 는 17, 그리고  $x(t)$ 는  $0 \leq t \leq 2000$ 의 범위에서 유도하였다. Mackey-Glass 시계열  $x(t)$ 로부터 본 논문에서는 식 (10)에서 1000개의 입력력 데이터 쌍을 추출하였다.

$$[x(t-24), x(t-18), x(t-12), x(t-6) : x(t)] \quad (10)$$

식 (10)에서  $t$ 는 124에서 1123까지이며 앞의 500개의 데이터 쌍은 학습 데이터쌍이고, 나머지 500개의 데이터 쌍은 동정화된 모델을 확인하기 위한 데이터쌍이다. ANFIS의 입력분할에 할당되는 소속함수의 쌍은 임의로 2개라고 결정한다. 따라서 16개의 규칙이 생기게 된다. 유전 알고리즘의 매개 변수로써 개체군의 수는 100으로 하고 초기 교차율은 0.9, 초기 돌연변이율은 0.1로 하였다. 이 모의 실험에서는 정확도와 규칙의 수를 동시에 고려하는 적합도 함수를 구성하였으며 식 (11)에 이를 보였다.

$$f(x) = (1-\lambda)\exp(-k \times \text{NDEI}) + \lambda \frac{\text{rule}_{\max} - \text{rule}_{\text{current}}}{\text{rule}_{\max}} \quad (11)$$

여기서  $\lambda$ 는 규칙과 정확도간의 중요성을 결정하는 가중치로 본

논문에서는 초기에 이를 0.1로 두었다. NDEI는 무차원 오차 인덱스(non-dimensional error index)로 학습 대상 혼돈 시계열 데이터의 표준 편차로 최소 자승 오차를 나눈 값으로 정의된다[14]. 또한  $\text{rule}_{\max}$ 는 최대 생성 가능한 규칙의 수,  $\text{rule}_{\text{current}}$ 는 유전 알고리즘으로 결정된 현재 규칙의 수로 정의된다. 초기 개체군을 구성할 때 소속 함수는 Jang[3]과 동일하게 하였으며 규칙 가중치는 모두 1로 두고 탐색을 시작하였다. 또한 탐색시 5세대에 걸쳐 적합도의 향상이 없으면 돌연변이율을 0.01 증가시키고 가중치  $\lambda$ 를 0.01 감소시켰다.

표 1. 제안된 방법과 기존의 알고리즘의 성능 비교  
Table 1. The performance comparison between the proposed method and other methods

Methods	NDEI	Number of rules
Ours	0.1785	5
ANFIS	0.007	16
AR Model	0.19	×

표 1은 제안된 혼합 알고리즘과 다른 알고리즘의 성능을 비교한 것이다. 비교의 정확성을 위해서 오차의 단위는 NDEI를 사용하였다. 모의 실험 결과를 비교해 볼 때 본 논문에서 제안된 방법으로 동정된 ANFIS는 Jang[3]을 제외한 다른 방법과 비교해 볼 때 정확도가 우수하다. 또한 Jang의 것과 비교해 볼 때 정확도는 떨어지나 규칙수 면에서 우수함을 알 수 있다. 만일 정확도를 더욱 우수하게 하고자 하면 가중치  $\lambda$ 를 작게하여 원하는 결과를 얻을 수도 있다. 두가지 모의 실험을 통하여 본 논문에서 제안한 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 신경망의 최적화를 위한 혼합 알고리즘의 우수성을 보였다.

#### 5. 결론

퍼지 신경망은 퍼지 추론 시스템과 신경망의 특성을 융합한 통합 시스템으로 퍼지 추론 시스템의 소속 함수의 형태와 규칙을 자동적으로 동정할 수 있으며 동정된 매개 변수들은 신경망과는 달리 인간에게 더욱 구체적인 의미를 전달할 수 있다. 본 논문에서는 다양한 퍼지 신경망의 최적화 기법들에 대한 기존 연구들의 연장성상에서 최근에 최적화 이론으로 각광을 받고 있는 유전 알고리즘을 사용하여 퍼지 신경망의 구조 및 매개 변수 최적화를 위한 통일된 방법론을 제안하였다. 제안된 방법은 2단계 최적화 방법이다. 첫 번째 단계에서는 유전 알고리즘을 사용하여 퍼지 신경망의 구조 및 매개 변수를 근사 최적화하고 두 번째 단계에서는 유전 알고리즘에 의해 동정된 퍼지 신경망에 기존의 학습 알고리즘을 적용하여 전역 최적 퍼지 신경망을 구성하며 이 단계에서 특별한 제약은 없다. 본 논문에서는 탐색 시간의 단축을 위해 Hideyuki[5]와 같이 유전 알고리즘의 연산자로서 오차 역전과 알고리즘을 사용하는 방법 대신 유전 알고리즘과 역전과 학습법과 같은 기존의 퍼지 신경망 학습 알고리즘을 순차적으로 적용하여 최적 퍼지 신경망을 최적으로 자동 동정하였으며 이를 Jang[3]의 ANFIS를 이용한 비선형 시스템 모델링에 적용하여 그 우수성을 확인하였다.

## 참고문헌

- [1] Chin-Teng Lin, Cheng-Jian Lin, 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] Shin-ichi Horikawa, Takeshi Furuhashi, and Yoshiki Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 193-199, September 1992.
- [3] J. S. Roger Jang and C. T. Sun, "Predicting Chaotic Time Series with Fuzzy If-Then Rules", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, pp. 1079-1082, 1993.
- [4] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, 1989.
- [5] Hideyuki Ishigami, Toshio Fukuda, Takanori Shibata, Fumihito Arai, "Structure Optimization of Fuzzy Neural Network by Genetic Algorithm", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 71, pp. 257-264, 1995.
- [6] 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.
- [7] Y. S. Son, W. Chang, J. B. Park and Y. H. Joo, "A Fuzzy Modeling Method with a GA Hybrid Scheme", *ASCC'97*, 1997.7
- [8] W. Chang, Y. S. Son, J. B. Park and Y. H. Joo, "Numerical Data-Based Fuzzy Modeling with Fine Tuning Method", *SOCO'97*, France, 1997. 9. (in press).
- [9] S. K. Halgamuge, M. Glesner, "Neural Networks in Designing Fuzzy Systems for Real World Applications", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 65, pp. 1-12, 1994.
- [10] Nikola K Kasabov, "Learning Strategies for Adaptive Fuzzy Neural Networks", *Proceedings of IIZUKA '96*, pp. 578-581, 1996.
- [11] Lili Rong, Zhongtuo Wang, "An Algorithm of Extracting Fuzzy Rules Directly from Numerical Examples by Using FNN", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 1067-1072, 1996.