

# 메시 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 규칙 동정

## Fuzzy Rule Identification Using Messy Genetic Algorithm

권오국\*, 장 옥\*, 주영훈\*\*, 박진배\*

Oh Kook Kwon, Wook Chang, Young Hoon Joo, Jin Bae Park

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

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

### Abstract

The success of a fuzzy neural network(FNN) control system solving any given problem critically depends on the architecture of the network. Various attempts have been made in optimizing its structure using genetic algorithm automated designs. This paper presents a new approach to structurally optimized designs of FNN models. A messy genetic algorithm is used to obtain structurally optimized FNN models. Structural optimization is regarded important before neural network based learning is switched into. We have applied the method to the problem of a numerical approximation.

**Keyword** : Fuzzy neural network, Messy genetic algorithm, Structural optimization

### 1. 서 론

퍼지 논리는 지금까지 시스템 동정과 제어 등의 응용에 있어서 매우 성공적이었다. 특히, 퍼지 논리 제어기는 수학적으로 모델링하기 어렵거나 비선형성을 지닌 경우 또한 외부의 환경이 불확실하게 변하는 경우에도 매우 효과적이며 강인하다. 최근 들어 이러한 퍼지 논리 제어기를 향상하는데 유전 알고리즘을 사용하는 방법들이 많이 연구되고 있다. 유전 알고리즘은 생물학적 유전학과 자연 선택설을 바탕으로 한 탐색 알고리즘이다. 퍼지 논리는 전문가 지식을 언어적인 표현인 IF-THEN 규칙 형식으로 표현하기 때문에 제어 대상 플랜트의 정확한 수학적 모델을 알지 못하거나 사전 지식이 부족하더라도 좋은 결과를 얻을 수 있고 강인한 성질을 지니며 구현하기도 쉽다. 퍼지 제어기의 구조가 결정되면, 퍼지 제어기의 성능에 영향을 주는 것은 퍼지 추론 규칙, 소속함수의 모양,

환산 계수 등이다[1]. 기존의 제어기 설계 방법은 전문가 지식, 특히 제어기의 구조에 매우 영향을 받는다. 그러므로 시행 착오적이며 적용적이지 못하다는 약점을 갖는다. 신경 회로망이나 유전 알고리즘과 같은 많은 혼합 기술이 지난 10 여년간 이러한 문제를 다루는데 적용되어 왔다. 기존의 유전 알고리즘에서는 암호화된 염색체가 고정된 길이에서 적합한 대립 유전자(allele)가 전역 최적해에 수렴하도록 얻어진다. 그러나 암호화할 문제의 구조를 정확히 알지 못하므로 암호화된 스트링을 무작위로 발생시켜서 적합한 연계(linkage)를 얻기는 어렵다. 또한 빈약한 연계는 유전 알고리즘에 의한 빌딩 블록이 붕괴될 확률이 매우 높아지는 것을 의미한다[2]. 역위(inverse)나 재배열(reordering) 방법이 유전 인자 순서를 탐색하는데 사용될 수 있을지라도 느려서 유용하게 사용되지 못한다[3].

본 논문에서는 메시 유전 알고리즘(messy

genetic algorithm, mGA)을 사용한 퍼지 신경망 모델의 최적화 방법을 제안한다. 메시 유전 알고리즘의 유동적인 암호화 표현을 사용하여 구조적인 퍼지 규칙을 최적화하고, 신경 회로망을 사용하여 소속 함수의 파라미터를 조정하게 된다. 본 논문에서는 수치적 예제를 통해 제안된 최적화 방법의 효용성과 정확성을 보인다.

## 2. 퍼지 신경망

Horikawa[4]는 퍼지 신경망의 구조를 길꾼부의 형태에 따라 세 가지로 구분하였다. 길꾼부가 실수, 입력의 선형적 결과, 퍼지 소속 함수일 때, 각각 타입 I, II, III라고 한다. 퍼지 신경망은 퍼지 논리의 고차원적인 추론 과정과 신경 회로망의 저차원적인 계산 과정의 장점을 혼합한 구조이다. 신경 회로망은 입출력 사영을 통해 실세계에 적용하며 표현한다는 점에서 퍼지 추론 과정과 공통점이 된다[5]. 그러므로 퍼지 신경망 제어기를 형성하고 추론되는 동안 적용 능력을 사용하는데 신경 회로망 위에 퍼지 논리 제어기를 사영하는 것은 매우 효과적이며 편리하다. 퍼지 신경망의 구조는 다층 신경 회로망의 형태와 유사한 다층 구조를 지닌다. 그림 1은 Horikawa가 제안한 타입 III의 형태로 퍼지 논리를 표현한 것이다. 1층은 입력, 2층은 입력의 퍼지 분할, 3층은 규칙층으로 퍼

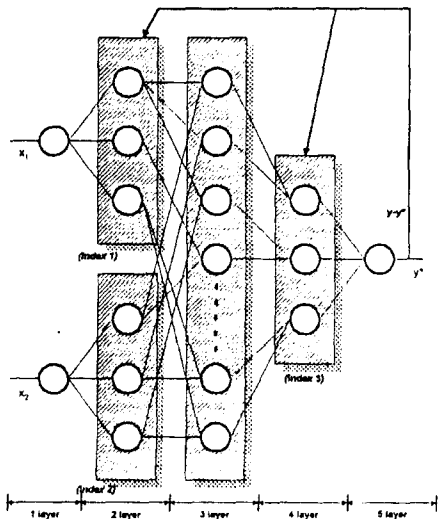


그림 1 퍼지 신경망의 구조

Fig. 1 Structure of fuzzy neural network

지 추론을 하고 4층은 후반부의 퍼지 분할 공간 그리고 5층은 비퍼지화한 출력이다. 출력과 기준 신호와의 오차를 가지고 각 파라미터를 조정한다.

## 3. 메시 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 선택, 재결합, 돌연변이와 같은 유전 연산자를 사용하여 개체군의 스트링을 처리하는 최적화 방법이다. 최적 공간의 헤들은 각 위치에서 선택이 알파벳처럼 정의된 고정된 길이, 고정된 위치에 맞게 스트링을 암호화한다. 특히 유전 알고리즘은 많은 국소 최적해를 갖는 비선형 시스템에 적합하다.

본 논문에서는 기존의 유전 알고리즘의 변형된 형태인 메시 유전 알고리즘(mGA)을 사용한 동조 방법을 제안한다. mGA는 기존 유전 알고리즘과 달리 가변 길이 스트링을 사용한다. 대립 유전 인자는 의미를 나타내는 인덱스(index)와 이에 해당하는 값(value)으로 이루어진다. 교차 연산자는 자르기와 붙이기(cut and splice, Fig. 3)의 두 새로운 연산자로 대체된다. 그리고 원시상(primordial phase)과 병치상(juxtapositional phase) 두 상을 가진다.

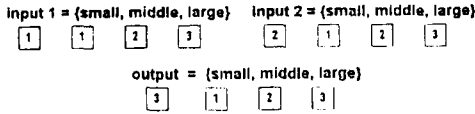
### 3.1. mGA 암호화

본 논문의 mGA는 정수를 사용하여 효율적으로 암호화하였다. 이는 스트링의 길이를 최소로 유지하고 진화 연산 속도를 증가시키게 해주는 반면 또한 교차 연산자와 돌연변이 연산자에 의해 발생하는 내부 파라미터의 파열을 줄일 수 있다[3].

mGA의 유전 인자는 그림 2와 같이 유전 인자의 인덱스와 값을 가리키는 쌍으로 구성된다. 그림 2는 퍼지 구문용 mGA의 스트링으로 표현한 것이다. 유전 인자 (2,1)은 1을 갖는 두 번째 유전 인자로 그림 2에서 입력 2는 작다라는 뜻이다. mGA의 스트링은 의미가 바뀌지 않는 한 순서를 바꿀 수도 있다. 즉, ((1,3)(2,1)(3,2))와 ((2,1)(1,3)(3,2))는 의미상 같은 스트링이다. 메시 스트링에서는 모든 유전 인자를 포함하도록 제한되지 않으며 같은 유전 인자가 한 스트링에서 한번 이상 일어날 수도 있다. 스트링 ((1,3)(2,1))과 ((1,3)(2,1)(3,2)(1,1))은 모두 유효하다. 앞의 경우는 (3,2)에 해당하는 유전 인자

### Messy Coding Scheme for Fuzzy Rules

#### ④ Enumeration of linguistic input-output variables and terms



#### ○ Formation of fuzzy clauses

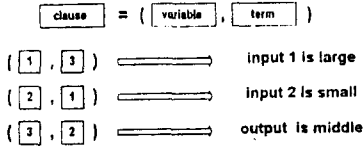


그림 2 mGA에서 퍼지 구문의 암호화  
Fig. 2 Coding of a fuzzy clause by a mGA

가 없고 뒤에 있는 경우는 두 번 중복된 경우이다. 같은 인덱스를 갖는 유전 인자가 중복된 경우는 먼저 나온 유전 인자를 선택하고 뒤에 있는 유전 인자는 무시한다.

### 3.2. mGA 연산자

가변 길이 스트링을 다루기 위해 더 이상 교차 연산자는 적합하지 못하다. mGA에서는 교차 연산자를 대신하여 자르기와 붙이기(cut and splice)라고 불리는 두 연산자를 사용한다. 자르기 연산자는  $p_c$ 의 확률을 가지고 무작위로 선택된 위치에서 스트링을 자른다. 붙이기 연산자는 고정된 확률  $p_s$ 에 따라 무작위로 선택된 순서로 두 개의 스트링을 잇는다. 교차 연산자는 두 부모에 대해 같은 위치에 교차점을 갖지만 자르기와 붙이기 연산자는 그렇지 않다는 것 이들의 차이점이다.

## 4. 퍼지 신경망 구조의 최적화

퍼지 신경망 제어기는 이의 구조에 따라 모델의 성능과 길이 영향을 받는다. 직진하지 않은 구조를 선택할 경우 속도가 느리거나 수렴을 하지 않을 수도 있다[1].

암호화 방법은 유전 스트링에서 퍼지 규칙 기반을 표현하는 것이다. Karr[3]는 규칙의 출력을 정수로 암호화하는 방법을 제안하였고, 이를 도입진자 문제에 대한 퍼지 제어를 설계

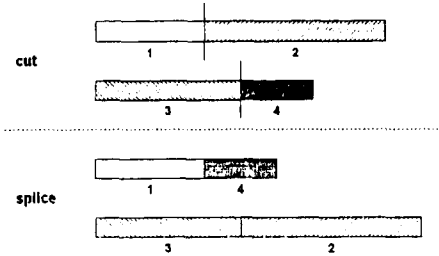


그림 3 자르기와 붙이기 연산자  
Fig. 3 Schematic of cut and splice operators

하는데 성공적으로 적용하였다. mGA에서는 가변 구조와 길이를 정보를 암호화한다. 암호화의 기본 요소는 정수 쌍으로 표현되는 퍼지 구문(clause)이다(그림 2). 두 개의 입력( $x_1, x_2$ )과 한 개의 출력( $y$ )을 가지는 퍼지 규칙은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\text{If } x_1 = A_1 \text{ and } x_2 = A_2 \text{ then } y = B \quad (1)$$

퍼지 신경망의 최적화를 필요로 하는 부분은 2, 3, 4층의 연결관계이다. mGA에서 각 유전 인자는 입력 인덱스와 인접된 층의 연결된 뉴런을 가리키는 수로 이루어진다. 여기서 뉴런은 퍼지 변수의 집합이 되고 뉴런 내의 활성화 함수는 퍼지 소속 함수이다. 그림 4과 같이 암호화된 스트링을 생각해 볼 때, 스트링{(1,1)(3,2)(3,1)(2,3)}은 차례로 입력 1은 2층의 첫 번째 뉴런과 연결되고, 입력 2는 2층의 세 번째 뉴런과 연결되고, 출력 1은 4층의 두 번째 뉴런과 연결된다. 이 스트링은 중복된 유전 인자를 갖는데 선택순의 원리에 따라 먼저 나온 (3,2)이 선택되고 (3,1)은 버린다. 스트링 내에 유전

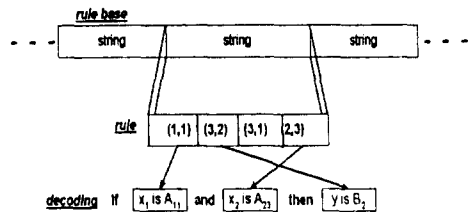


그림 4 염색체 내의 규칙 기반  
Fig. 4 fuzzy rule base in chromosome

인자가 부족한 경우에는 틀을 만들어 부족한 유전 인자를 채워주거나 또는 이에 관한 스트링을 버린다.

## 5. 모의 실험 및 결과

공학 분야에 있어 비선형적인 모델은 많이 있다. 본 논문에서는 제안된 퍼지 모델링 방법의 우수함을 증명하기 위해 두 개의 입력과 하나의 출력을 갖는 비선형 데이터 쌍을 가지고 모의 실험을 한다. 이 수치적 예제는 식 (2)와 같이 쓸 수 있다.

$$y = (1 + x_1^{-1} + x_2^{-1.5})^2 \quad (2)$$

$$1 \leq x_1, x_2 \leq 5$$

수치적 근사화를 측정하기 위해 식 (2)에서 50개의 데이터를 추출하여 퍼지 모델이 얼마나 수치적으로 근사하였는지를 평가하게 된다. 추출 데이터를 사용하여 학습하기 위해 0과 1사이로 모든 데이터를 정규화하여 사용한다. 비용함수로는 평균 제곱 오차(mean square error, mse)를 사용한다.

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_d - y_e)^2 \quad (3)$$

여기서 N은 학습데이터의 수이고,  $y_d$ 는 원하는 출력값,  $y_e$ 는 퍼지 모델의 추론된 출력이다. 유전 알고리즘에서는 염색체의 성능을 평가하기 위해 적합도 함수를 사용하는데 적합도 함수는 비용함수의 역이나 음의 지수 형태로 표현할 수 있다. 모의 실험에서 사용한 적합도 함수는 식 (4)과 같다.

$$F_{fitness}(x) = \begin{cases} 0 & \text{null set exists} \\ 1/x & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

여기서 염색체의 성능은 단지 오차가 작은 것을 의미한다. 표 1은 mGA를 사용하기 위한 매개 변수들의 초기 설정값들이다. mGA를 통한 규칙을 탐색할 때는 파라미터를 동조하지 않았으며 퍼지 입력은 균등하게 분할하였다. 소

속함수는 식 (5)와 같이 가우시안 형태이다.

$$MF = e^{-a^2(x-c)^2} \quad (5)$$

표 1 mGA를 위한 매개변수의 초기 설정값  
Table 1 initial parameters for mGA

Parameters	Values
Population size	50
Generation number	5000
Crossover rate	0.8
Mutation rate	0.05

소속 함수 MF에서 a는 소속 함수의 폭을 결정하고 c는 소속 함수의 중심을 결정한다. mGA를 사용하여 최적의 규칙을 찾아줄 때는 소속 함수의 파라미터는 고정된 값에서 선택하도록 하였다. 출력값을 구하는 비퍼지화 방법은 무게 중심법으로 구하며 이는 식 (6)로 표현된다.

$$y_e = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot c_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (6)$$

여기서  $y_e$ 는 추론 출력이며, N은 규칙의 수이고  $w_i$ 는 입력들 간의 곱으로 연산되어지는 출력값이고  $c_i$ 는 후반부 실수값이며 이는 계산하기 쉽게 하기 위해서 이다.

오차역전파 알고리즘을 사용하여 학습할 때 학습수는 20000번이었고 학습률은 후반부 수정 시에는 0.15, 입력 소속 함수의 중심을 갱신할 때는 0.002 그리고 너비를 갱신할 때는 0.02로 설정하였다. 오차역전파를 사용하여 파라미터를 동조한 후 평균 제곱 오차를 구해보면 다음과 같다.

표 2 모의 실험 결과 및 비교  
Table 2 Simulation results and comparison

	Mean Square Error
Sugeno's	0.079
Son's	0.0285
Ours	0.0256

표 2은 모의 실험의 최종 결과이다. 본 논문에서 제안된 방법으로 모의 실험을 한 결과 Sugeno나 Son이 같은 데이터 쌍으로 실험한 결과보다 우수함을 알 수 있다. 그림 5는 전건부의 소속 함수를 동정한 결과를 그림으로 표현한 것이다.

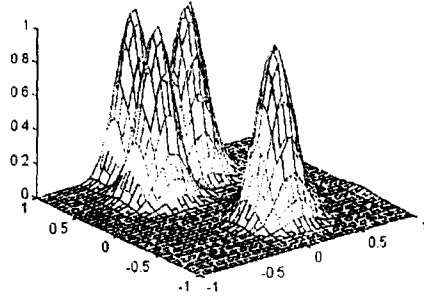


그림 5 전건부의 동정된 소속 함수  
Fig. 5 Identified membership function of premise part

그림 5는 전건부의 파라미터를 사용하여 도식한 것이고 표 3은 후반부 파라미터인 실수값을 나타낸 것이다.

표 3 후반부의 파라미터 값

Table 3 parameters of consequent part

Rule	1	2	3	4	5	6
value	4.29	0.58	0.20	0.96	-0.43	0.18

## 6. 결론

본 논문에서는 퍼지 모델의 최적 설계를 위하여 메서 유전 알고리즘(mGA)을 사용하였다. 신경망의 국소 학습 방법인 오차 역전파를 사용하기 이전에 mGA을 사용하여 퍼지 신경망의 구조적 최적화를 탐색하였다. mGA은 유동적인 암호화 표현을 사용하고 구조적인 퍼지 규칙을 최적화하는데 매우 효과적이다. 본 논문에서 제안된 방법은 새로운 플랫폼에 대해 모델을 동정할 때, 전문가의 지식이 없이 효과적이고 우수함을 보였다. 이는 모델링뿐만 아니라 도립

전자나 로봇을 조정하는 제어기나 시계열 데이터의 예측과 같은 혼돈 시스템 등에 다양하게 응용할 수 있다.

## 참고 문헌

- [1] M. Chowdhury and Y. Li, "Messy Genetic Algorithm Based New Learning Method for Structurally Optimised Neurofuzzy Controllers", IEEE Intern. Conf. on Industrial Tech., December 1996.
- [2] K. Deb and D.E. Goldberg, "mGA in C: A Messy Genetic Algorithm in C", IlliGAL Report No. 91008, September 1991.
- [3] C. Karr, "Genetic Algorithms for Fuzzy Controllers", AI EXPERT, pp. 26-35, February 1991.
- [4] S. Horikawa, T. Furuhashi and Y. Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Backpropagation algorithm", IEEE Trans. NN, Vol. 3(5), pp. 801-806, 1992.
- [5] F. Hoffmann and G. Pfister, "A New Learning Method for the Design of Hierarchical Fuzzy Controllers Using Messy Genetic Algorithms", IFSA'95, July 1995.
- [6] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 1990.
- [7] Y.H. Joo, H.S. Hwang, K.B. Kim and K.B. Woo, "Fuzzy System Modeling by Fuzzy Partition and GA Hybrid Schemes", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 86, pp. 279-288, April 1997.
- [8] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy Logic Based Approach to Qualitative Modeling", IEEE Trans. Fuzzy Sys., Vol. 1, pp. 7-31, 1993.
- [9] W. Chang, Y.S. Son, J.B. Park, Y.H. Joo, "Numerical Data-Based GA Fuzzy Modeling with Fine Tuning Method", ICSC symposium on SOCO, pp.224-230, September 1997.