

# 유전자 알고리즘에 의한 IG기반 퍼지 모델의 최적 동정

## Optimal Identification of IG-based Fuzzy Model by Means of Genetic Algorithms

박건준\*, 이동윤\*\*, 오성권\*\*\*

(Keon-Jun Park, Dong-Yoon Lee, Sung-Kwun Oh)

**Abstract** - We propose a optimal identification of information granulation(IG)-based fuzzy model to carry out the model identification of complex and nonlinear systems. To optimally identify we use genetic algorithm (GAs) and Hard C-Means (HCM) clustering. An initial structure of fuzzy model is identified by determining the number of input, the selected input variables, the number of membership function, and the conclusion inference type by means of GAs. Granulation of information data with the aid of Hard C-Means(HCM) clustering algorithm help determine the initial parameters of fuzzy model such as the initial apexes of the membership functions and the initial values of polynomial functions being used in the premise and consequence part of the fuzzy rules. And the initial parameters are tuned effectively with the aid of the genetic algorithms(GAs) and the least square method. Numerical example is included to evaluate the performance of the proposed model.

**Key Words** : Information Granulation, Fuzzy Model, Optimal Identification, HCM Clustering, Genetic Algorithms

### 1. 서론

많은 연구자들은 자연 현상을 이해하고, 복잡하고 비선형 시스템을 모델링 하기 위해 여러 분야에서 다양한 형태로 연구가 이루어지고 있다. 그 중 1965년에 Zadeh[1]에 의해 창안된 “퍼지집합” 이론은 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 설계할 시스템의 성능 및 기능의 요구조건에 따라 퍼지 모델은 애매 모호한 언어적 변수를 수치적으로 표시할 수 있어서 융통성 있는 시스템 설계를 가능하게 하고 시스템의 기능을 향상시키며 설계를 간단하게 해주는 장점이 있다. 그러나 데이터 특성에 맞는 퍼지 모델을 구축하는데 있어서는 전문가와 시행착오에 의존해야 하는 어려움이 있으며 동적으로 변화하는 환경에서 적용적으로 대처할 수 있는 퍼지 모델을 구축하기가 힘들다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 정보 입자(Information Granulation:IG)[2,3]에 대한 연구가 행해지고 있다.

본 논문에서는 정보 입자의 특성에 맞는 퍼지 모델을 설계하고 최적의 퍼지 모델을 동정하기 위하여 유전자 알고리즘에 의하여 시스템의 입력 수, 선택된 입력 변수, 멤버십함수의 수, 후반부 추론 형태를 동정하여 초기 퍼지 모델을 동정한다. 또한, 데이터들간의 근접성을 기준으로 한 HCM 클러스터링 알고리즘[4]을 이용하여 초기 멤버십 정점을 동정하고

유전자 알고리즘[5]을 이용하여 최적으로 동정한다. 제안된 모델은 수치적인 데이터를 가지고 비교 평가된다.

### 2. 퍼지 모델

#### 2.1 전반부 동정

퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 기존의 방법은 멤버십 함수를 입력 변수의 최소값과 최대값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 일률적으로 정의하였으나 이는 데이터들이 가지고 있는 특성을 제대로 반영하지 못하는 단점이 있다. 그래서 전반부 파라미터 동정을 위해 HCM 클러스터링에 의한 클러스터 중심을 이용하여 초기 멤버십함수의 정점을 동정한다.

#### 2.2 후반부 동정

입출력 데이터간의 중심값을 이용하여 전반부뿐만 아니라 후반부에도 입출력 데이터 관계의 특성을 고려한다. 후반부 다항식 함수에 입출력 데이터의 중심값을 적용하여 데이터 입자에 의한 퍼지 모델을 구축한다.

후반부 구조로는 구조 1(간략 퍼지추론), 구조 2(선형 퍼지추론)와 구조 3(2차식 퍼지추론), 그리고 구조 4(변형된 2차식 퍼지추론)를 이용하였다. 본 연구에서는 유전자 알고리즘에 의해 선택된 구조 3만을 설명한다.

2차식 퍼지추론은 후반부가 2차식 함수의 다항식 형태를 가지며, 퍼지 집합 퍼지 모델은 다음과 같은 구형 규칙으로 구성된다.

$$R^j : \text{If } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j - M_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (1)$$

\* 準會員 : 水原大學 電氣工學科 博士課程

\*\* 正會員 : 中部大學 情報通信工學部 助教授 · 工博

\*\*\* 正會員 : 水原大學 電氣工學科 教授 · 工博

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}(x_1 - V_{1j}) + \dots + a_{jk}(x_k - V_{kj}) + a_{j(k+1)}(x_1 - V_{1j})^2 + \dots + a_{j(2k)}(x_k - V_{kj})^2 + a_{j(2k+1)}(x_1 - V_{1j})(x_2 - V_{2j}) + \dots + a_{j(k+2)(k+1)/2}(x_{k-1} - V_{(k-1)j})(x_k - V_{kj}) \quad (2)$$

퍼지 추론에 의해 추론된 값  $y^*$ 은 식 (6)과 같다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{\#j} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{\#j}} = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{\#j} (f_j(x_1, \dots, x_k) + M_j) \quad (3)$$

후반부 파라미터는 최소자승법에 의해 결정된다.

### 3. 퍼지 모델의 최적화

제안된 퍼지 모델은 유전자 알고리즘을 이용하여 초기 구조를 동정한다. HCM 클러스터링 알고리즘을 통해 데이터를 특성별로 분류하고, 분류된 클러스터들의 중심을 사용하여 초기 멤버십 파라미터를 동정한다. 그런 다음, 유전자 알고리즘을 사용하여 최적의 파라미터를 동정하게 된다.

#### 3.1 HCM 클러스터링

본 논문에서는 데이터들간의 거리를 기준으로 근접한 정도를 측정하여 데이터를 특성별로 분류하는 HCM 클러스터링 알고리즘[4]을 이용하였다. HCM 클러스터링에 의한 데이터 분류는 다음과 같다.

[단계 1] 클러스터 개수 ( $2 \leq c \leq n$ )를 결정하고, 소속행렬  $U$ 를 초기화한다.

[단계 2] 각각의 클러스터에 대한 중심벡터를 구한다.

[단계 3] 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬을 생성한다.

[단계 4] 만일 종료 조건을 만족한다면 종료하고, 그렇지 않으면 [단계 2]로 간다.

본 논문에서는 HCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 퍼지 모델의 전반부 초기 파라미터를 동정하고, 후반부 입출력 데이터의 중심값을 적용하여 퍼지 모델을 구축한다.

[단계 1] 클러스터링 알고리즘을 이용하여, 각 입력 데이터의 중심값을 구한다.

$$[x_1, y] \rightarrow [c_{1i}, m_{1i}], \dots, [x_k, y] \rightarrow [c_{ki}, m_{ki}] \quad (4)$$

[단계 2] 모든 입력 변수에 대해 퍼지 공간을 구한다. 이는 퍼지 규칙에 맞게 형성되고, 중심값은 전반부 초기 멤버십 함수의 정점이 된다.

[단계 3] 각각의 퍼지 공간에 속한 입출력 데이터쌍  $(x_1, \dots, x_k, y)$ 을 구하여 새로운 입출력 데이터의 중심값  $(v_{\#j}, M_j)$ 을 구한다. 이는 후반부 다항식 함수의 초기값이 된다.

$$[x_1, \dots, x_k, y] \rightarrow [V_{1j}, \dots, V_{kj}, M_j] \quad (5)$$

#### 3.2 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 자연 선택과 유전학에 기반으로 하는 확률적인 탐색방법으로써 탐색과 해의 가능영역들을 균형 있게 이용하기 위하여 생산, 교배, 돌연변이의 과정을 수행하는 일반성 있는 탐색방법으로 비선형 최적화 이론에 탁월한 성능을 발휘하고 있다[5]. 기존의 다른 탐색방법들과 달리 유전자 알고리즘은 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지하면서 그들 모두가 동시에 최적값을 찾아나가기 때문에 지역 극소에 빠질 위험을 어느 정도 해결할 수 있다는 점과 더불어 모델의 성능

지수가 최소가 되는 전역 극소 영역을 찾는 능력을 갖고 있으며, 또한 기존의 방법들과는 달리 선형, 연속, 미분가능 등의 제한이 없기 때문에 다양한 분야에 별다른 제한 없이 적용할 수 있다는 장점을 가진다는 것이 중요한 특징이다.

본 논문에서는 유전자 알고리즘에 의하여 시스템의 입력 수, 선택된 입력 변수, 멤버십함수의 수, 후반부 추론 형태를 동정하여 퍼지 모델의 초기 구조를 동정한다. 또한 정보 입자 기반 퍼지 모델의 초기 구조에서 전반부 파라미터 동정하여 최적의 퍼지 모델을 설계한다.

### 4. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

제안된 모델의 적용 및 타당성을 평가하기 위해 다음과 같이 표현되는 2입력 1출력 비선형 함수를 이용한다.

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1.5})^2, \quad 1 \leq x_1, x_2 \leq 5 \quad (6)$$

비선형 특징을 가진 시스템 방정식으로부터 얻어진 50개의 입출력 데이터 쌍을 제안된 모델에 적용함으로써 모델의 타당성 및 정확도를 기존 모델과 비교 검토한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 MSE, 식 (7)을 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

각 입력 변수의 개별적인 퍼지 공간을 이용한 퍼지 집합 기반 퍼지 모델을 설계하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 구조 및 파라미터 동정을 시행하였다. 비선형 함수는 2입력이므로 구조 동정에서 입력 변수는 선택하지 않고 멤버십함수의 수와 후반부 구조만을 고려하였다. Max\_Min 기반 퍼지 모델과 IG 기반 퍼지 모델의 구조는 입력 변수에 대해 멤버십함수의 수가 각 3개이고, 후반부 구조는 구조 3이 결정되었으며, 구조 동정된 퍼지 모델에 대해 전반부 멤버십 파라미터를 최적으로 동정하였다. 표 1은 Max\_Min 기반 퍼지 모델과 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 성능지수를 보여준다.

표 1. Max\_Min 기반 퍼지 모델과 IG 기반 퍼지 모델의 성능지수

Model	동정 파라미터	MP	구조	PI
Max_Min FIS	구조	3x3	구조 3	0.015093
	파라미터			6.538e-6
IG FIS	구조	3x3	구조 3	0.000024
	파라미터			1.278e-7

표 1을 보면 구조 동정에서 Max\_Min 기반 퍼지 모델의 성능보다 IG 기반 퍼지 모델의 성능이 좋은 것을 알 수 있으며, 전반부 파라미터를 최적으로 동정한 후에도 더욱 향상된 것을 알 수 있다.

그림 1은 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 전반부 멤버십 파라미터가 최적으로 동정된 것을 나타낸다.

그림 2는 Max\_Min 기반 퍼지 모델과 IG 기반 퍼지 모델의 최적화 탐색과정을 보여주고 있다. Max\_Min 기반 퍼지 모델은 200세대 근처에서 수렴하였고, IG 기반 퍼지 모델은 130세대 근처에서 수렴하였다. IG 기반 퍼지 모델의 경우 입출력 데이터의 초기 중심값에 의한 영향으로 세대 초기부터 상당히 좋은 성능을 나타낼 수 있다.

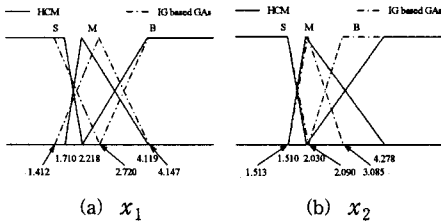


그림 1 IG 기반 퍼지 모델의 동정된 멤버십 파라미터

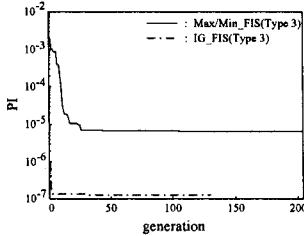


그림 2 Max\_Min 기반 퍼지 모델과 IG 기반 퍼지 모델의 최적화 탐색과정

표 2는 기존의 퍼지 모델과 제안된 IG 기반 퍼지 모델과의 동정 오차를 비교하여 보여준다. 본 논문에서 제안된 퍼지 모델은 표에서 보는 바와 같이 기존의 퍼지 모델보다 월등히 우수하다는 것을 알 수 있다.

표 2 기존 퍼지모델과 동정 에러 비교

Model	규칙수	PI
Sugeno and Yasukawa[6]	6	0.079
Gomez-Skarmeta et al.[7]	5	0.070
Kim et al.[8]	3	0.019
Kim et al.[9]	3	0.0089
Oh et al.[10]	Basic PNN	0.0212
	Modified PNN	0.0041
Park et al.[11]	BFPNN	0.0033
	MFPNN	0.0023
<b>Our Model</b>	9	1.278e-7

### 5. 결론

본 논문에서는 비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델을 얻기 위하여 IG 기반 퍼지 시스템의 최적 구조를 제안하였다. 퍼지 모델의 초기 구조를 동정하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하였고, 각 입력에 대해 퍼지 공간을 분할하여 퍼지 모델을 구축하였으며, HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 데이터 입자는 퍼지규칙의 전,후반부에 각각 사용될 멤버십함수의 초기 점 및 다항식 함수의 초기값과 같은 그러한 퍼지모델의 초기 파라미터를 결정하였다. 그리고 그 초기 파라미터는 유전자 알고리즘 및 표준최소사승법에 의해 효과적으로 동정되었다. 결과적으로 제안된 퍼지 모델은 입출력 데이터의 특징을 모델에 반영하기 위해 클러스터링 알고리즘을 사용하여 퍼지 입력 공간을 정의하였고, 또한 후반부 다항식 함수에 의한 정보 입자 기반 구조 동정 및 파라미터 동정

을 수행하였다. 제안된 모델은 데이터 입자를 이용함으로써 최적화된 퍼지 모델을 설계할 수 있었다.

### 감사의 글

이 논문은 2004년도 학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었습(KRF-2004-002-D00257).

### 참 고 문 헌

- [1] L. A Zadeh, "Fuzzy sets," Inf. Control 8, pp.338-353, 1965.
- [2] \_\_\_\_\_, "Fuzzy logic = Computing with words," IEEE Trans. Fuzzy Syst., Vol. 4, No. 2, pp. 103-111, 1996.
- [3] W. Pedryca and G. Vukovich, "Granular neural networks," Neurocomputing, Vol. 36, pp. 205-224, 2001.
- [4] P. R. Krishnaiah and L. N. Kanal, editors. Classification, pattern recognition, and reduction of dimensionality, volume 2 of Handbook of Statistics. North-Holland, Amsterdam, 1982.
- [5] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithm in search, Optimization & Machine Learning," Addison wesley, 1989.
- [6] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," IEEE Trans. on Fuzzy systems, Vol. 1, No. 1, pp. 7-13, 1993.
- [7] A.-F. Gomez-Skarmeta, M. Delgado and M. A. Vila, "About the use of fuzzy clustering techniques for fuzzy model identification," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 106, pp. 179-188, 1999.
- [8] E.-T. Kim, M.-K. Park, S.-H. Ji, M.-N. Park, "A new approach to fuzzy modeling," IEEE Trans. on Fuzzy systems, Vol. 5, No. 3, pp. 328-337, 1997.
- [9] E.-T Kim, H.-J. Lee, M.-K. Park, M.-N. Park, "a simply identified Sugeno-type fuzzy model via double clustering," Information Sciences, Vol. 110, pp. 25-39, 1998.
- [10] S.-K. Oh, W. Pedrycz and B.-J. Park, "Polynomial Neural Networks Architecture: Analysis and Design," Computers and Electrical Engineering, Vol. 29, Issue 6, pp. 703-725, 2003.
- [11] B.-J. Park, W. Pedrycz and S.-K. Oh, "Fuzzy Polynomial Neural Networks: Hybrid Architectures of Fuzzy Modeling," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 5, pp 607-621, Oct. 2002.