

유전자적 최적 정보 입자 기반 퍼지 추론 시스템

Genetically Optimized Information Granules-based FIS

박건준*, 오성권**, 이영일***

(Keon-Jun Park, Sung-Kwun Oh, Young-Il, Lee)

Abstract - In this paper, we propose a genetically optimized identification of information granulation(IG)-based fuzzy model. To optimally design the IG-based fuzzy model we exploit a hybrid identification through genetic algorithms(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 and the least square method. And also, we exploit consecutive identification of fuzzy model in case of identification of structure and parameters. Numerical example is included to evaluate the performance of the proposed model.

Key Words : Information Granulation, Hybrid Identification, HCM Clustering, Genetic Algorithms, FIS

1. 서론

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 있으며 진화 알고리즘을 이용한 지능 모델의 최적화에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

본 논문에서는 정보 입자의 특성에 맞는 퍼지 모델을 설계하고 유전자 알고리즘[4]을 이용하여 퍼지 모델의 전반부 및 후반부의 최적의 구조 및 파라미터를 동정한다. 구조 동정 및 파라미터 동정에 있어서 개별적이 아닌 동시에 시행함으로써 유전자적 최적 정보 입자 기반 퍼지 모델을 구축하며, 초기 퍼지 모델을 설계하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하

여 입력 변수의 수, 선택될 입력 변수, 멤버쉽함수의 수, 그리고 후반부 형태를 결정한다. 구축된 퍼지 모델은 유전자 알고리즘에 의해 전반부 파라미터를 자동 동조함으로써 최적의 퍼지 모델을 설계한다. 제안된 퍼지 모델은 표준 모델로서 널리 사용되는 수치적인 예를 통하여 평가한다.

2. 정보 입자 기반 퍼지 모델

정보 입자는 근접성, 유사성 또는 기능성 등의 기준에 의해 서로 결합된 물체(특히, 데이터 점)의 연결된 모임으로 간주되며, 기존보다 더 적은 계산적인 복잡성을 위해 잘 정의된 하위문제(모듈)들로 분할된다. 본 논문에서는 입력력 관계의 특성을 이용하여 모델링을 수행한다. 따라서 데이터의 특성을 파악하는 것이 매우 중요하다. 입력력 데이터의 특성을 찾아내기 위해 HCM 클러스터링 알고리즘[5]을 이용한다.

2.1 전반부 동정

퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 기존의 방법은 멤버쉽 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 클러스터링[5]에 의한 클러스터 중심을 이용하여 초기 멤버쉽 함수의 정점을 동정한다.

2.2 후반부 동정

입출력 데이터간의 중심값을 이용하여 전반부뿐만 아니라

* 正會員 : 水原大學 電氣工學科 博士課程
 ** 正會員 : 水原大學 電氣工學科 教授·工博
 *** 正會員 : 水原大學 電氣工學科 教授·工博

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 이용한다. 본 연구에서는 구조 3만을 설명한다.

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

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

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_0 + a_1(x_1 - V_{1j}) + \dots + a_{jk}(x_k - V_{kj}) + a_{j(k+1)}(x_1 - V_{1j})^2 + \dots + a_{j(2k)}(x_k - V_{kj})^2 + a_{j(2k+1)}(x_1 - V_{1j})(x_2 - V_{2j}) + \dots + a_{j(k+2)(k+1)/2}(x_{k-1} - V_{(k-1)j})(x_k - V_{kj}) \quad (2)$$

퍼지 추론에 의해 추론된 값 y^* 은 식 (3)과 같다.

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

후반부 파라미터는 최소사승법에 의해 결정된다.

3. 퍼지 모델의 최적화

유전자 알고리즘[4]은 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. 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 논문에서 제안된 퍼지 모델의 설계를 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 구조 및 파라미터를 최적으로 동정한다. 퍼지 규칙의 전반부에서, 구조 동정은 입력 변수의 수와 선택되는 입력 변수 그리고 멤버쉽함수의 수를 결정하고, 퍼지 규칙의 후반부에서, 구조 동정은 다항식 함수의 구조를 결정하여 초기 모델을 설계한다. 또한 정보 입자 기반 퍼지 모델의 초기 구조에서 전반부 파라미터를 동정하여 최적의 퍼지 모델을 설계한다. 구조 동정 및 파라미터 동정에 있어서 개별적이 아닌 동시에 시행함으로써 유전자적 최적 정보 입자 기반 퍼지 모델을 구축한다.

4. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

제안된 퍼지 모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널리 사용된 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스공정[6]을 사용한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 가스공정에 대해서 MSE(Mean Squared Error), 식 (4)를 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

가스로 시계열 데이터는 입출력 데이터인 가스 흐름을 $u(t)$ 와 연소된 이산화탄소 농도 $y(t)$ 의 가스로 공정으로부터 추출된다. 시스템의 입력 변수를 동정하기 위해서 $u(t-3)$, $u(t-2)$, $u(t-1)$, $y(t-3)$, $y(t-2)$, $y(t-1)$ 의 6입력을 적용한다. 출력은 $y(t)$ 이다. 또한 전체 시스템 입출력 데이터 쌍 296개 중 처음 148개의 데이터는 학습 데이터로 이용하고, 나머지 148개의 데이터는 테스트 데이터로 나누어 모델의 근사화와 일반화 능력을 평가한다

입력데이터의 Min_Max값을 이용한 퍼지 모델과 제안된 정보 입자 기반 퍼지 모델을 설계하기 위해 두 가지 퍼지 모델에 대해 6입력 시스템을 2입력 시스템으로 설정하였다. 주어진 시스템으로부터 입력 변수와 멤버쉽함수의 수 그리고 후반부 구조를 유전자 알고리즘을 이용하여 결정하였다.

Max_Min 기반 퍼지 모델의 경우 입력 변수는 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 이 선택되었고, 멤버쉽함수의 수는 각 입력 변수에 대해 3개, 2개이고, 후반부 구조는 구조 3이 결정되었으며, 정보 입자 기반 퍼지 모델 경우에는 입력 변수가 Max_Min 기반 퍼지 모델과 같은 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 이 선택되었고, 멤버쉽함수의 수는 각 입력 변수에 대해 2개, 3개이고, 후반부 구조는 구조 3이 결정되었다. 구조 동정된 퍼지 모델에 대해 전반부 멤버쉽 파라미터를 최적으로 동정하였다. 표 1은 Max_Min 기반 퍼지 모델과 정보 입자 기반 퍼지 모델의 성능지수를 보여준다.

표 1. Max_Min 기반 퍼지 모델과 정보 입자 기반 퍼지 모델의 성능지수 ($\theta=0.5$)

Model	input variable	No. of MFs	Type	M_PI	PI	E_PI
Max/Min_FIS	$u(t-3)$ $y(t-1)$	3x2	Type 3	0.142	0.016	0.268
IG_FIS	$u(t-3)$ $y(t-1)$	2x3	Type 3	0.140	0.014	0.266

표 1을 보면 Max_Min 기반 퍼지 모델의 성능보다 정보 입자 기반 퍼지 모델의 성능이 향상된 것을 알 수 있다.

그림 1은 입력 변수가 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 에 대해 정보 입자 기반 퍼지 모델의 전반부 멤버쉽 파라미터가 최적으로 동정된 것을 보여준다.

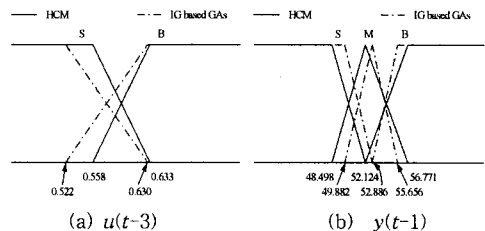
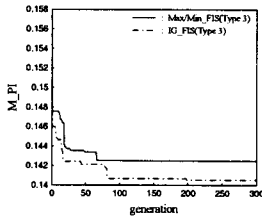


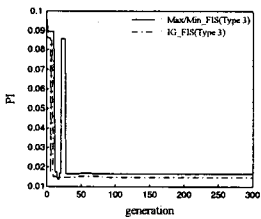
그림 1. 정보 입자 기반 퍼지 모델의 동정된 멤버쉽 파라미터($\theta=0.5$)

그림 2는 입력 변수가 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 에 대해 Max_Min 기반 퍼지 모델과 정보 입자 기반 퍼지 모델의 최적화 탐색과정을 보여주고 있다. 정보 입자 기반 퍼지 모델의 경우 입출력

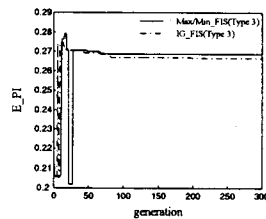
데이터의 초기 중심값에 의한 영향으로 세대 초기부터 좋은 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.



(a) M_PI



(b) PI



(c) E_PI

그림 2. Max_Min 기반 퍼지 모델과 정보 입자 기반 퍼지 모델의 최적화 탐색과정($\theta=0.5$)

표 2는 기존의 퍼지모델과 제안된 퍼지 모델과의 동정 오차를 보여준다. 본 논문에서 제안된 퍼지 모델은 표에서 보는 바와 같이 기존의 퍼지 모델보다 향상된 것을 알 수 있다.

표 2. 기존 퍼지모델과 동정 오차 비교

Model	PIt	PI	E_PI	규칙수		
Tong's model[7]	0.469			19		
Pedrycz's model[8]	0.776			20		
Xu's model[9]	0.328			25		
Sugeno's model[10]	0.355			6		
Oh et al.'s model[11,12]	구조 1		0.024	0.328	4	
		구조 2		0.022	0.326	4
				0.021	0.364	6
HCM+GA [13]	구조 1		0.035	0.289	4	
				0.022	0.333	6
	구조 2		0.026	0.272	4	
				0.020	0.264	6
Our model		0.014	0.266	6		

5. 결론

본 논문에서는 비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델을 얻기 위하여 유전자적 최적 정보 입자 기반 퍼지 시스템을 제안하였다. 퍼지 모델의 초기 구조를 동정하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하였고, 각 입력에 대해 퍼지 공간을 분할하여 퍼지 모델을 구축하였으며, HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 정보 입자는 퍼지규칙의 전, 후반부에 각각 사용될 멤버쉽함수의 초기 정점 및 다항식 함수의 초기값과 같은 그러한 퍼지모델의 초기 파라미터를 결정하였다. 그리고 그 초기 파라미터는 유전자 알고리즘 및 표준최소사승법에 의해

효과적으로 동정되었다. 또한 구조 및 파라미터 동정에서 개별적이 아닌 동시적인 동정으로 기존보다 다양한 모델 구조를 선택할 수 있었다. 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 동정을 수행하였다. 제안된 모델은 정보 입자 및 유전자 알고리즘을 이용함으로써 최적화된 퍼지 모델을 설계할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원(R-2003-B-274) 주관으로 수행된 과제임.

참고 문헌

- [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] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithm in search, Optimization & Machine Learning," Addison wesley, 1989.
- [5] 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.
- [6] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, Time Series Analysis, Forecasting, and Control, 2nd edition Holden-Day, SanFrancisco, 1976.
- [7] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp.1-12, 1980.
- [8] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational system," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp.153-167, 1984.
- [9] C. W. Xu and Y. Zailu, "Fuzzy model identification self-learning for dynamic system," IEEE Trans. on Syst. Man, Cybern., Vol. SMC-17, No. 4, pp.683-689, 1987.
- [10] M. Sugeno, T. Yasukawa, "Linguistic modeling based on numerical data," IFSA'91 Brussels, Copmuter, Management & System Science, pp.264-267, 1991.
- [11] S.-K. Oh and W. Pedrycz, "Identification of Fuzzy Systems by means of an Auto-Tuning Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems," Fuzzy Sets and Syst., Vol. 115, No. 2, pp. 205-230, 2000.
- [12] C.-S. Park, S.-K. Oh, and W. Pedrycz, "Fuzzy Identification by means of Auto-Tuning Algorithm and Weighting Factor," The Third Asian Fuzzy Systems Symposium(AFSS), PP.701-706, 1998.
- [13] B.-J. Park, W. Pedrycz and S.-K. Oh, "Identification of Fuzzy Models with the Aid of Evolutionary Data Granulation," IEE Proc.-Control Theory and Applications, Vol. 148, Issue 05, pp. 406-418, Sept. 2001.