

계층적 경쟁기반 병렬 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지집합 퍼지모델의 최적화

최정내¹, 오성권², 황형수³
^{1,3}원광대학교, ²수원대학교

Optimization of Fuzzy Set Fuzzy Model by Means of Hierarchical Fair Competition-based Parallel Genetic Algorithms

Jeoung-Nae Choi¹, Sung-Kwon Oh², Hyung-Soo Hwang³
^{1,3}Wonkwang University, ²The University of Suwon

Abstract - In this study, we introduce the hybrid optimization of fuzzy inference systems that is based on Hierarchical Fair Competition-based Parallel Genetic Algorithms (HFCGA). HFCGA is a kind of multi-populations of Parallel Genetic Algorithms(PGA), and it is used for structure optimization and parameter identification of fuzzy set model. It concerns the fuzzy model-related parameters as the number of input variables, a collection of specific subset of input variables, the number of membership functions, and the apexes of the membership function. In the hybrid optimization process, two general optimization mechanisms are explored. The structural optimization is realized via HFCGA method whereas in case of the parametric optimization we proceed with a standard least square method as well as HFCGA method as well. A comparative analysis demonstrates that the proposed algorithm is superior to the conventional methods.

1. 서 론

1965년 Zadeh[1]에 의해 창안된 "퍼지집합" 이론을 계기로 하여 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 퍼지 모델링 기법의 유용성은 이미 잘 알려져 있으며 이들은 퍼지추론 시스템에 기초하고 있다. 퍼지 모델의 성능은 퍼지규칙의 구성 방법에 의존하며 보다 좋은 성능을 위해서는 퍼지규칙의 동정이 필연적이다. 1980년대 초에 언어적 접근 방식과 퍼지 관계식에 기초한 접근 방식이 제안되었다. 후반부에 선형식을 사용하는 Sugeno-Takagi 모델은 정교한 규칙 기반 모델의 초석이 되었으며, 콤플렉스법과 최소자승법에 의해 동정하는 방법이 제안되었다[2]. Pedrycz 와 Oh는 진보된 퍼지모델들을 제안하고, 유전자 알고리즘을 이용하여 구조와 전반부 파라미터를 최적화 하는 방법을 제시하였다[3-6]. 많은 연구에도 불구하고 퍼지 모델의 동정에 관한 문제는 여전히 큰 관심 대상으로 남아있다.

본 논문은 퍼지집합 퍼지모델의 최적화에 중점을 두었으며, 최적화를 위해서 계층적 경쟁 기반 병렬유전자 알고리즘(HFCGA)을 개발하고 적용하였다. 일반적으로 유전자 알고리즘은 전역해를 찾을 수 있는 최적화 알고리즘으로 잘 알려져 있으며, 많은 응용에 성공적으로 사용되고 있다. 그렇지만 탐색공간이 크거나, 파라미터 수가 많은 경우 세대가 증가해도 더 좋은 최적해를 찾지 못하고 지역해에 빠지는 조기수렴 문제를 내재하고 있다. 조기 수렴을 억제하고 전역해를 찾기 위한 해결방안으로써 병렬유전자 알고리즘이 개발되었으며[6], 특히 병렬유전자 알고리즘의 한 구조인 계층적 경쟁 구조는 큰 탐색 공간을 갖는 문제에 효과적이다[7].

퍼지모델의 설계는 구조와 파라미터의 최적화 두 부분으로 수행된다. 먼저 HFCGA에 기반하여 퍼지집합 기반 모델의 입력력변수, 출력력 변수에 대한 멤버쉽함수의 수, 후반부의 구조 등을 선택 및 멤버쉽함수의 초기정점이 구해지며, 파라미터 최적화에서는 최소자승법에 의하여 후반부 파라미터와 HFCGA에 의하여 전반부 파라미터가 최적화된다.

2. 퍼지집합 퍼지모델

2.1 전반부 동정

퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 본 논문에서는 멤버쉽 함수를 입력 변수의 최소값과 최대값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 임률적으로 정의는 Min-Max 방법을 사용하여 멤버쉽함수의 초기 정점을 동정한다.

2.2 후반부 동정

후반부 다항식 함수의 형태에 따라 네 가지 구조의 모델이 있다.

i) Type 1(간략 퍼지추론)

후반부가 단일 상수항만을 가지는 것으로, 이와 같은 추론법을 간략 퍼지추론법이라 한다. 퍼지모델은 식 (1)과 같은 형태를 가지는 구현

규칙들로 구성되며, 퍼지추론에 의해 추론된 값 y_j^* 는 식 (2)과 같다.

$$R^i: IF x_k \text{ is } A_{k_c} \text{ then } y_j = a_{j0} \tag{1}$$

$$y_j^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{i=1}^n w_{ji}} = \sum_{i=1}^n \hat{w}_{ji} a_{j0} \tag{2}$$

후반부 파라미터 a_{j0} 은 최소자승법에 의해 결정된다.

$$\hat{A} = (X^T X)^{-1} X^T Y \tag{3}$$

ii) Type 2(선형 퍼지추론)

후반부가 일차 선형식을 가지며, 이와 같은 추론법을 선형 퍼지추론법이라 한다. 퍼지모델은 식 (4)의 형태를 가지는 구현 규칙들로 구성되고, 추론된 값 y_j^* 는 식(6)과 같다.

$$R^i IF x_k \text{ is } A_{k_c} \text{ then } y_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \tag{4}$$

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k \tag{5}$$

$$y_j^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{i=1}^n w_{ji}} = \sum_{i=1}^n \hat{w}_{ji} f_j(x_1, \dots, x_k) \tag{6}$$

iii) Type 3(2차식 퍼지추론)

후반부가 2차식 함수의 다항식 형태를 가지며, 퍼지모델은 식 (7)과 같이 구성된다.

$$R^i IF x_k \text{ is } A_{k_c} \text{ then } y_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \tag{7}$$

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k + a_{j(k+1)}x_1^2 + \dots + a_{j(2k)}x_k^2 + a_{j(2k+1)}x_1x_2 + \dots + a_{j((k+2)(k+1)/2)}x_{k-1}x_k \tag{8}$$

모델의 추론된 값 y_j^* 는 식 (6)과 같다.

iii) Type 4(변형된 2차식 퍼지추론)

입력 변수의 2차 항이 생략된 구조 3의 변형된 형태으로써, 다음과 같은 구현 규칙으로 구성된다.

$$R^i IF x_k \text{ is } A_{k_c} \text{ then } y_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \tag{9}$$

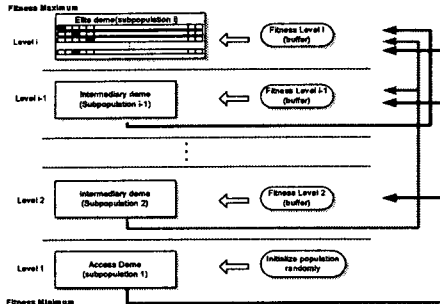
$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k + a_{j(k+1)}x_1^2 + \dots + a_{j(2k)}x_k^2 \tag{10}$$

모델의 추론된 값 y_j^* 는 식 (6)과 같다.

3. HFCGA 기반 퍼지모델의 최적화

GAs는 많은 분야에 효과적으로 사용되고 있지만 복잡한 최적화 탐색 문제에 대해서는 세대가 증가해도 최적해를 찾지 못하고 지역해에 수렴하는 조기수렴 문제가 발생하게 되며, 이것은 진화 알고리즘에서 해결해야할 문제이다. 조기수렴문제를 해결하기 위한 방법으로써 여러 개의 집단을 사용하여 집단간의 개체가 이주하는 구조를 갖는 병렬유전자 알고리즘이 있으며, 그중에서도 계층적 경쟁 방법(Hierarchical Fair Competition ; HFC)을 도입한 HFCGA가 있다. 이 방법은 사회적 교육 시스템에서 동등 수준을 가진 그룹으로 나누어 학습에 대한 경쟁을 하며, 우수한 인제는 상위그룹으로 진급하는 체계를 병렬 유전자 알고리즘에 적용한 것으로써, 유전자 알고리즘의 수행과정에서 각 개체들을 적합도별로 나누어 경쟁을 시킴으로써 공평한 경쟁을 통해 처음 생성된 낮은 수준의 개체가 개선될 기회도 없이 탈락하는 경우를 방지한다. 왜냐하면 돌연변이 연산 등에 의해 처음 임의로 생성된 개체가 상당세대를 통해 진화된 높은 수준의 개체와 유사한 성능을 갖기는 매우 희박하기 때문이다. 낮은 수준의 개체도 다음 세대에서 높은 성능을 갖는 개체로 진화하면, 그 수준에 맞는 집단으로 바로 이동할 수 있다. 이와 같은 원리를 통해서 항상 아래 수준의 집단으로부터 높은 수준의 개체가 올라갈 수 있는 통로를 만들어 놓음으로써, 조기 수렴을 최대한 방지할 수 있다.

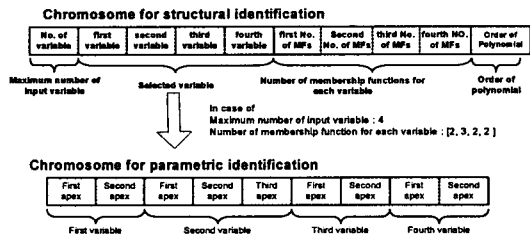
HFCGA는 여러 개의 집단이 계층적으로 구성되어있으며, 각 집단은 특정 범위의 적합도를 갖는 개체들로 구성되어 있으며, 하위수준의 집단으로부터 개체의 진입을 위한 문턱적합도를 갖고 있다. 각 집단을 독립적으로 진화하게 되며 진화과정 중 우수한 개체는 자기 수준에 맞는 상위 집단으로 이주하게 된다. 그림 1은 HFCGA에서 집단의 계층적 구조를 보여주며 화살표는 개체들의 이동 가능한 방향을 의미한다. 가장 열등한 집단(Access deme)의 개체는 모든 상위집단으로 이동할 수 있으며, 가장 우수한 집단(Elite deme)은 단지 다른 집단으로부터 개체를 받을 수 만 있다.



〈그림 1〉 HFCGA에서 집단의 계층적 구조

본 논문에서 사용된 HFCGA는 실수형 GAs를 기반으로 했으며, 5개의 집단을 사용하였다. 각각의 집단은 가장 하위 수준의 집단부터 100, 80, 80, 80, 60개의 개체를 사용하였으며, 각각 집단에서 선택 순위기반 선택, 수정된 단순교배, 동적 돌연변이 알고리즘을 사용하였다.

퍼지모델의 최적화를 위해서 구조 동정에서는 입력변수의 수, 사용될 입력의 선택, 선택된 입력변수에 대한 멤버쉽함수의 수 그리고 후반부 추론방식의 탐색에 사용되었으며, 전반부 파라미터 동정에서 멤버쉽함수의 정점의 최적화에 사용되었다. 그림 2에 염색체의 구성을 보인다.



〈그림 2〉 HFCGA에서 염색체의 구성

4. 실험데이터를 통한 결과 및 고찰

Predicting Chaotic(Mackey-Glass time series) 시계열 공정은 예측 알고리즘의 성능 평가를 위한 대표적인 예로서 사용되는 시계열이다[7]. 다음 식과 같은 비선형 동력학 방정식에 의해 생성된다.

$$\dot{x}(t) = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (11)$$

기존의 방법들과 비교를 위해 논문에서는 미래값 $x(t+6)$ 의 예측 성능을 알아본다. 제안된 모델의 학습을 위해 $x(118)$ 부터 $x(617)$ 까지 500개의 시계열 데이터를 사용하였고, 예측 성능의 평가를 위해 $x(618)$ 부터 $x(1117)$ 까지 500개의 시계열 데이터를 예측치와 비교하였다.

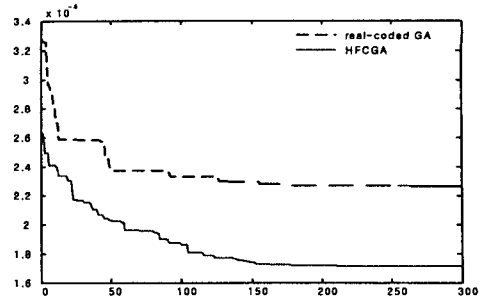
제안된 퍼지모델을 설계하는데 있어서 시스템의 입력 변수를 6입력으로 선정하였고, 4입력 시스템을 모델링 하였다. 성능 지수는 RMSE (Root Mean Square Error)를 이용한다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (12)$$

먼저 입력데이터의 Min-Max 값을 초기정점으로 한 HFCGA 기반 구조 동정에서 입력변수는 $x(t-30)$, $x(t-18)$, $x(t-12)$, $x(t)$ 이 선택되었으며, 각각에 대하여 멤버쉽함수는 4,5,5,4가 선택되었다. 표 1에 각 type에 대한 성능지수를 보인다. 그림 3에서는 HFCGA와 실수형 GAs 기반 최적화 과정을 보인다. 표 1에서는 기존의 퍼지 모델과 동정 오차를 비교하여 보여준다. 표 2에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안된 퍼지모델이 기존의 퍼지모델보다 우수함을 알 수 있다.

〈표 1〉 퍼지모델의 성능지수 및 규칙수

No. of rules	Type	PI	E.PI
18 (4+5+5+4)	Type 1	0.0128	0.0126
	Type 2	0.0015	0.0013
	Type 3	0.0002	0.0002
	Type 4	0.0004	0.0004



〈그림 3〉 세대에 따른 성능지수의 변화

〈표 2〉 기존 퍼지모델과 동정 예러 비교

Model	rules	PI	E.PI
Wang's model[8]	7	0.004	
	23	0.013	
	31	0.010	
ANFIS[9]		0.0016	0.0015
FNN model[10]		0.014	0.009
Recurrent neural network[11]		0.0138	
Our model	구조 3	18	0.0002 0.0002

5. 결 론

본 논문에서는 비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델을 얻기 위하여 새로운 최적화 알고리즘인 HFCGA를 적용하였다. 먼저 구조 동정에서는 Min-Max에 의한 초기 정점에 대하여 입력변수의 수, 입력변수의 선택, 선택된 입력변수에 대한 멤버쉽함수의 수, 후반부 구조의 선택에 적용되었고, 선택된 구조에 대하여 멤버쉽함수의 정점을 최적화 하는 전반부 파라미터 동정의 두 부분에 HFCGA가 적용되었다. 제안된 방법은 기존의 단순 유전자 알고리즘을 사용하는 방법보다 우수한 성능을 보인다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전략연구원 (I-2004-0-074-0-00) 주관으로 수행된 과제임..

참고문헌

- [1] L. A Zadeh, "Fuzzy sets," *Inf. Control* 8, pp.338-353, 1965.
- [2] T. Tagaki and M. sugeno, "Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control", *IEEE Trans. Syst. Cybern.*, Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132, 1985
- [3] W. Pderycy 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] 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.
- [6] Lin, S.C., Goodman, E., Punch, W.: Coarse-Grain Parallel Genetic Algorithms: Categorization and New Approach. *IEEE Conf. on Parallel and Distrib. Processing*. Nov. (1994)
- [7] Hu, J.J., Goodman, E.: The Hierarchical Fair Competition (HFC) Model for Parallel Evolutionary Algorithms. *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation: CEC2002. IEEE. Honolulu. Hawaii. (2002)*
- [8] L. X. Wang, J. M. Mendel, "Generating fuzzy rules from numerical data with applications," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybern.*, Vol. 22, No. 6, pp. 1414-1427, 1992.
- [9] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Trans. System, Man, and Cybern.*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
- [10] L. P. Maguire, B. Roche, T. M. McGinnity, L. J. McDaid, "Predicting a chaotic time series using a fuzzy neural network," *Information Sciences*, Vol. 112, pp. 125-136, 1998.
- [11] C. James Li, T. -Y. Huang, "Automatic structure and parameter training methods for modeling of mechanical systems by recurrent neural networks," *Applied Mathematical Modeling*, Vol. 23, pp. 933-944, 1999.