적응형 계층적 공정 경쟁 기반 병렬유전자 알고리즘의 구현 및 비선형 시스템 모델링으로의 적용

Implementation of Adaptive Hierarchical Fair Competion-based Genetic Algorithms and Its Application to Nonlinear System Modeling

최정내*, 오성권**, 김현기***
Jeoung-Nae Choi, Sung-Kwun Oh, Hyun-Ki Kim

Abstract - The paper concerns the hybrid optimization of fuzzy inference systems that is based on Hierarchical Fair Competition-based Parallel Genetic Algorithms (HFCGA) and information data granulation. The granulation is realized with the aid of the Hard C-means clustering and HFCGA is a kind of multi-populations of Parallel Genetic Algorithms (PGA), and it is used for structure optimization and parameter identification of fuzzy model. It concerns the fuzzy model-related parameters such as the number of input variables to be used, a collection of specific subset of input variables, the number of membership functions, the order of polynomial, and the apexes of the membership function. In the hybrid optimization process, two general optimization mechanisms are explored. Thestructural optimization is realized via HFCGA and HCM 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.

Key Words : Fuzzy Set-based Fuzzy Model, Information Granulation(IG), Hard C-Means(HCM), Genetic Algorithms(GAs), Adaptive Hierarchical Fair Competition Genetic Algorithms (AHFCGA)

1. 서 론

165년 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 적응형 계층적 공정 경쟁 기반 병렬유전자 알고리즘(AHFCGA)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.

* 正 會 員 : 水原大學校 電氣工學科
** 正 會 員 : 水原大學校 電氣工學科 正敎授
*** 正 會 員 : 水原大學校 電氣工學科 正敎授

조기 수렴을 억제하고 전역해를 찾기 위한 해결방안으로써 병렬유전자 알고리즘이 개발되었으며[6], 특히 병렬유전자 알고리즘의 한 구조인 계층적 정당 경쟁 구조는 큰 탐색 공간을 갖는 문제에 효과적이다[7].

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

2. 퍼지 모델

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 일률적으로 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_i^*는 식 (2)과 같다.

$$R^j: IF\ x_1\ is\ A_{1c}\ and \cdots and\ x_k is A_{kc}\ then\ y_j = a_{j0} \quad (1)$$

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^{n} w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^{n} w_{ji}} = \sum_{j=1}^{n} \widehat{w_{ji}} a_{j0} \quad (2)$$

후반부 파라미터 a_{j0}은 최소자승법에 의해 결정된다.

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

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_i^*는 식(6)과 같다.

$$R^j\ IF\ x_1\ is A_{1c}\ and \cdots and\ x_{kc}\ is\ A_{kc}\ then\ y_j = f_j(x_1, \cdots, x_k) \quad (4)$$

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

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^{n} w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^{n} w_{ji}} = \sum_{j=1}^{n} \widehat{w_{ji}} f_i(x_1, \cdots, x_k) \quad (6)$$

iii) Type 3(2차식 퍼지추론)

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

$$R^j\ IF\ x_1\ is A_{1c}\ and \cdots and\ x_{kc}\ is\ A_{kc}\ then\ y_j = f_j(x_1, \cdots, x_k) \quad (7)$$

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

모델의 추론된 값 y_j^*는 식 (6)과 같다.

iii) Type 4(변형된 2차식 퍼지추론)

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

$$R^j\ IF\ x_1\ is A_{1c}\ and \cdots and\ x_{kc}\ is\ A_{kc}\ then\ y_j = f_j(x_1, \cdots, x_k) \quad (9)$$

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

모델의 추론된 값 y_j^*는 식 (6)과 같다.

3. HFCGA 기반 퍼지모델의 최적화

GAs는 많은 분야에 효과적으로 사용되고 있지만 복잡한 최적해 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 인재는 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 올라올 수 있는 통로를 만들어 놓음으로써, 조기 수렴을 최대로 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.

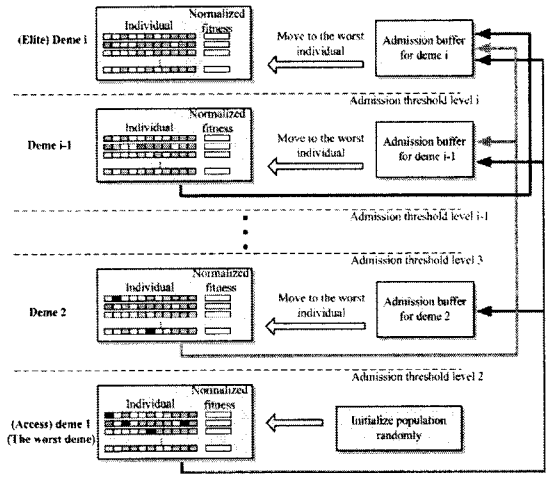


그림 1. HFCGA의 이주 구조

본 논문에서 사용된 HFCGA는 실수형 GAs를 기반으로 했으며, 5개의 집단을 사용하였다. 각각의 집단은 가장 하위수준의 집단부터 100, 80, 80, 80, 60개의 개체를 사용하였으며, 각각 집단에서 선형 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.

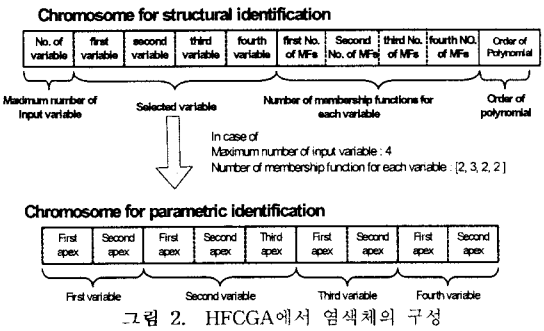


그림 2. HFCGA에서 염색체의 구성

4. 시뮬레이션

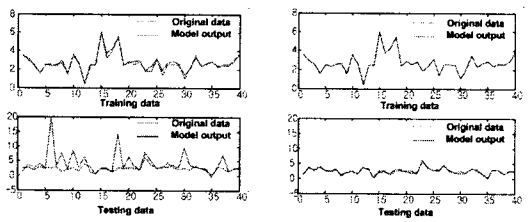
다음과 같은 2개의 입력변수를 갖는 비선형 시스템을 고려한다.

$$y = 1.9(1.35 + e^{x_1}e^{-x_2}sin(13(x_1 - 0.6)^2 sin(7x_2))$$

퍼지모델을 구축하기 위하여 등간격으로 80개의 데이터를 취득하였으며, 40개의 데이터를 모델을 구축하기 위한 Training data로 사용하였고, 나머지 40개의 데이터는 모델을 평가하기 위한 Testing data로 사용하였다. 본 논문에서 제시한 모델 구축은 구조동정과 파라메터 동정 두부분에 대하여 HFCGA를 사용하지만 본 예제에서는 입력변수의 수가 적기 때문에 구조 동정에는 유전자 알고리즘을 적용할 필요가 없이 쉽게 구해질수 있다. 구해진 모델의 구조는 입력변수는 x_1, x_2를 사용하고, 각각에 대한 멤버쉽함수는 3개씩이며, 후반부 모델식은 Type 3이 최적의 구조임을 알수 있고, 이 구조에 대하여 HFCGA를 적용하여 파라미터 최적화를 수행한다. 본 논문에서는 실수코딩 기반 유전자 알고리즘 (rGA)과 HFCGA와의 비교를 보인다. 표 1.에서는 rGA와 HFCGA와의 성능을 비교한다. PI는 training data에 대한 최소자승에러이고, EPI는 Testing data에 대한 최소자승에러이다. 그림 3에서는 구해진 구조에 대한 실제데이터와의 모델의 출력을 비교한것과 HFCGA를 통하여 파라메터 동정을 한후 모델출력을 비교하였다. 구조만 동정했을 경우에 구축시 사용된 데이터와는 오차가 적지만 평가데이터에 대하여 많을 오차를 갖게되며 파라메터 최적화를 통하여 평가데이터에 대하여도 오차를 줄일수 있음을 볼수 있다. 그림 4에서는 실제시스템과 최종적으로 구축된 퍼지모델과의 입출력 평명을 비교하였다. 구해진 퍼지모델의 실제시스템과 매우 유사한 형태을 가짐을 알수가 있다.

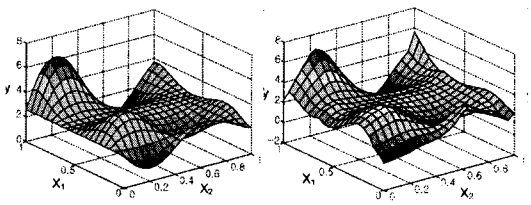
표 1. HFCGA와 rGA와 성능지수비교

진화알고리즘	PI	EPI
rGA	1.72E-26	0.1230
HFCGA	1.04E-25	0.1126



(a) 구조동정 (b) 파라메터동정

그림 3. 실제데이터와 퍼지모델의 비교



(a) 실제 시스템 입출력 (b) 퍼지모델의 입출력

그림 4. 실제 시스템과 퍼지모델의 입출력평면

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

이 논문은 2006년도 교육인적자원부의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2006-311-D00194)

참 고 문 헌

[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. Pderyca 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.