

IG와 PSO기반 퍼지추론 시스템의 최적 설계

김옥동, 이동진, 오성권
수원대학교 전기공학과

Optimal Design of Fuzzy Inference System Based on Information Granulation and Particle Swarm Optimization

Wook-Dong Kim, Dong-Jin Lee, Sung-Kwun Oh
Dept. of Electrical Engineering, The Univ. of Suwon

Abstract - 본 연구에서는 복잡하고 비선형 시스템의 모델을 동정하기 위해 Information Granulation에 기반한 퍼지추론 시스템의 새로운 범주를 소개한다. Information Granulation은 근접성, 유사성 EH는 기능성 등에 인하여 서로 결합되는 대상(특히, 데이터)의 연결된 모임으로 간주된다. HCM클러스터링에 의한 Information Granulation은 퍼지 규칙의 전반부 및 후반부에서 사용되는 멤버십 함수의 초기 정점과 다항식함수의 초기 값과 같은 퍼지 모델의 초기 파라미터를 결정하는데 도움을 준다. 그리고 초기 파라미터는 PSO 알고리즘과 최소자승법에 의해 효과적으로 동조된다. 제안된 모델은 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 공정[6]을 모델링하여 기존 퍼지 모델링 방법과 비교 평가한다.

1. 서 론

많은 연구자들은 자연 현상을 이해하고 그것을 이용하기 위한 연구가 이루어지고 있다. 그중 1965년에 Zadeh[1]에 의해 창안된 “퍼지집합”이론은 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 그러나 데이터 특성에 맞는 퍼지 모델을 구축하는데 있어서는 전문가와 시행착오에 의존해야 하는 어려움이 있어 동적으로 변화하는 환경에 적응적으로 대처 할 수 있는 퍼지 모델을 구축하기가 힘들다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 IG(Information Granulation)에 대한 연구가 행해지고 있다. 본 논문에서는 IG의 특성에 맞는 퍼지 모델을 구축하기 위하여 데이터들 간의 거리를 기준으로 근접한 정도를 측정하여 데이터를 특성별로 분류하는 HCM클러스터링 알고리즘을 이용하여 전반부 초기 멤버십 정점을 동정하고 후반부 다항식 함수의 초기값을 결정하며, PSO알고리즘을 이용하여 전반부 파라미터를 최적으로 동정한다. 멤버십 함수는 삼각형 형태를 이용하며 후반부 구조로는 간략 퍼지추론, 선형 퍼지추론을 이용한다. 또한 학습 및 테스트 데이터의 성능 결과의 상호관형을 얻기 위한 하중 값을 가진 성능지수를 사용하여 근사화와 예측성능의 향상을 꾀하며, 이의 평가를 위해 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 공정을 모델링하며 기존의 퍼지모델링 방법과 비교 평가한다.

2. Information Granules

IG 은 근접성, 유사성, 또는 가능성의 기준에 의해 서로 결합된 물체(특히, 데이터 점)의 연결된 모임으로 간주된다. IG은 어떤 문제를 더 쉽게 이해하기 위해 수행되는 인간의 고유 활동이며, 특히, 어떤 문제를 다루기 쉬운 몇 개의 큰 덩어리로 나누는 것을 목적으로 한다. 이러한 방법으로 이 문제들은 기존보다 계산적인 복잡성을 위해 더 적은 양으로 잘 정의된 하위문제(모듈)들로 분할된다. IG는 클러스터링, 퍼지 클러스터링, Granular Computing 및 진화컴퓨팅(Evolutionary Computing)의 융합, 결합 및 확장을 통해 데이터의 전처리(Pre-Processing) 또는 지능모델의 초기 구조 또는 파라미터를 결정함으로써 정보 Data특성을 효과적으로 반영하게 된다. 클러스터링 알고리즘으로 HCM 클러스터링을 사용한다.

[단계1] 클러스터의 개수($2 \leq c < n$)를 결정하고, 소속행렬 U 를 $U^{(0)} \in M_c$ 으로 초기화 한다.

$$M_c = \left\{ U \mid u_{ik} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \right\} \quad (1)$$

여기서, $u_{ik} (i=1, 2, \dots, c; k=1, 2, \dots, n)$ 는 소속행렬의 파라미터.

[단계 2] 각각의 클러스터에 대한 중심벡터 v_i 를 구한다.

$$v_i^{(r)} = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}\}, v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik} \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}} \quad (2)$$

여기서, i 는 i 번째 클러스터, j 는 j 번째 입력 변수, n 은 data 수.

[단계 3] 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬 $U^{(r)}$ 을 생성한다.

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \|x_k - v_i\| = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

$$u_{ik}^{(r+1)} = \begin{cases} 1 & d_{ik}^{(r)} = \min\{d_{ik}^{(r)}\} \text{ for all } j \in c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

여기서, d_{ik} 는 k 번째 데이터 sample x_k 와 i 번째 클러스터 중심 v_i 의 기하학적 거리

[단계 4] 만일 식 (5)를 만족한다면 종료하고, 그렇지 않으면 $r=r+1$ 로 놓고 [단계 2]로 간다.

$$\|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| \leq \epsilon \text{ (tolerance level)} \quad (5)$$

본 논문에서는 HCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 퍼지 규칙의 전반부 초기 파라미터를 동정한다.

3. PSO 알고리즘

Kennedy and Eberhart[2]에 의해 처음 소개된 PSO는 사회 심리학 특징과 진화연산의 결합에 의한 기술이다. PSO는 물고기, 새 떼와 같은 생물의 행동양식을 바탕으로 이루어진다.

PSO는 위에서 언급한 연산자와 아래 알고리즘으로 최적해를 찾아낸다.

[Step1] Initialization

n 개의 particle을 탐색공간 내에서 랜덤하게 생성한다. 이 초기 particle들을 $pbest$ 로 설정하고 이들이 초기 swarm을 구성한다. 각 particle의 velocity를 $[-vmax, vmax]$ 내에서 랜덤하게 생성한다. 초기 particle중 최적의 적합도를 갖는 particle을 $gbest$ 로 선정한다.

[Step2] Inertia weight & velocity updating

$$v_{jk}(t+1) = w(t) \cdot v_{jk}(t) + c_1 \cdot r_1(pbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)) + c_2 \cdot r_2(gbest_k(t) - x_{jk}(t)) \quad (6)$$

$$w(t) = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times t \quad (7)$$

(7)에 의하여 관성하중 값을 계산하고, (6)에 의하여 j 번째 particle velocity를 계산한다. 제한조건 $[-vmax, vmax]$ 을 확인 한다.

[Step3] Position updating

다음 (8)식에 의해 particle의 위치 정보는 조절된다.

$$x_{jk}(t) = v_{jk}(t) + x_{jk}(t-1) \quad (8)$$

여기서 $x_k^{\min} \leq x_{jk}(t) \leq x_k^{\max}$ 이다.

[Step4] Individual & global best updating

새로운 particle들의 적합도를 계산한다. 이전 $pbest$ 와 비교되며 $pbest$ 를 재설정한다. $gbest$ 를 재설정한다.

[Step5] Stopping criteria

종료 조건을 만족하면 탐색과정을 종료하고, 그렇지 않으면 [Step2]부터 반복한다.

[Step6] Optimal parameter

최종적으로 생성된 *gbest*는 최적의 위치정보를 가진다.

4. IG기반 퍼지 추론 시스템

4.1 전반부 동정

퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 그 이유는 전반부 입력 변수의 선택과 선택된 입력 변수의 공간 퍼지 분할 그리고 파라미터 동정은 비선형 시스템의 성능을 결정하는데 많은 영향을 미치기 때문이다. 본 논문에서는 전반부 멤버십 함수로 삼각형 형태를 이용한다. 전반부 파라미터 동정은 HCM클러스터링 알고리즘에 의해 초기 멤버십 함수의 정점을 동정하여 데이터들이 가지고 있는 특성을 반영하여 정점을 튜닝한다.

4.2 후반부 동정

후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 구조1(간략 퍼지추론), 구조2(선형 퍼지추론)를 사용한다. 입출력 데이터간의 중심값을 이용하여 전반부뿐만 아니라 후반부에도 입출력 데이터 관계의 특성을 고려한다. 후반부다항식함수에 입출력 데이터의 중심값을 적용하여 IG(Information Granulation)에 의한 퍼지 관계 기반 퍼지 모델을 구축한다.

1) 구조 1(간략 퍼지추론)

후반부가 단일 상수항만을 가지는 것으로, 이와 같은 추론법을 간략 퍼지추론법이라 한다. 제안된 퍼지 모델은 다음과 같은 형태를 가지는 구형 규칙들로 구성된다.

$$R^j: IF \ x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \quad (9)$$

$$Then \ y_i - M_j = a_{j0}$$

여기서 R_j 는 j 번째 규칙, X_k 는 입력변수, A_{kc} 는 퍼지집합의 멤버십함수, M_j 는 출력 데이터의 중심값 그리고 a_{j0} 는 상수다.

2) 구조 2(선형 퍼지추론)

후반부가 일차 선형식을 가지는 것으로, 이와 같은 추론법을 선형 퍼지추론법이라 한다. 퍼지 모델은 다음과 같은 형태를 가지는 구형 규칙들로 구성된다.

$$R^j: IF \ x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \quad (10)$$

$$Then \ y_j - M_j = a_{j0} + a_{j1}(x_1 - v_{1j}) + \dots + a_{jk}(x_k - v_{kj})$$

여기서, v_{jk} 는 입력 데이터의 중심값이다.

5. 시뮬레이션

비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정을 사용하여 제안된 퍼지모델의 평가를 한다. 입력 $u(t)$ 가 가스 흐름율이고 출력 $y(t)$ 가 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 가스로 공정 입출력 데이터 296쌍을 시뮬레이션을 위해 입력으로 $u(t-3)$, $y(t-1)$ 를, 출력으로 $y(t)$ 를 사용하는 2입력 1출력으로 설정하여 사용한다. 표1은 기존의 퍼지 모델과 제안된 모델의 성능지수를 보여준다.

표1. 기존 퍼지 모델과 성능지수 비교

Model	구조	PI	E_PI	규칙수
Neural Network	2	0.034	4.997	-
Oh and Pedrycz's model	2	0.022	0.326	4
		0.021	0.364	6
Min_Max	2	0.024	0.358	4
		0.020	0.362	6
HCM	2	0.018	0.286	6
HCM + GA	2	0.026	0.272	4
		0.020	0.264	6
HCM + PSO	2	0.019	0.278	4
		0.017	0.260	8

그림 1은 제안된 모델에서 성능이 우수한 모델인 선형 추론법과 규칙 수가 8개인 모델의 성능지수 탐색과정을 나타낸다.

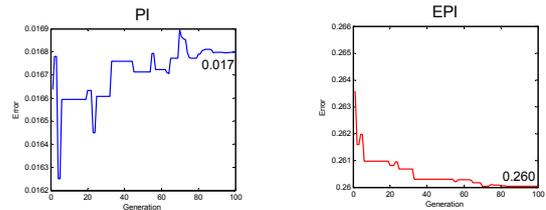


그림1. PSO에 의한 최적의 성능지수 탐색 과정

그림2는 초기 멤버십 함수 파라미터를 HCM으로 설정하고 PSO로 동정된 파라미터를 나타낸다.

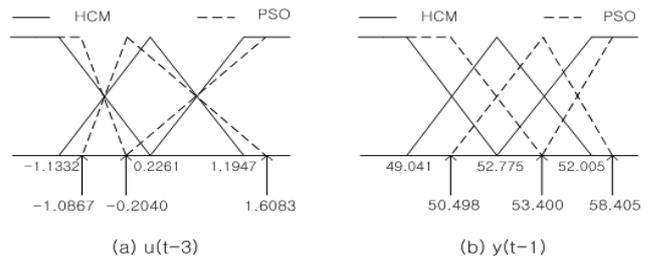


그림2. 동정된 멤버십 함수 파라미터

6. 결론

비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델의 얻기 위하여 Information Granulation 및 PSO 기반의 퍼지 추론 시스템의 최적 구조를 제안하였다. HCM 클러스터링 알고리즘에 의해 퍼지 규칙의 전반부 및 후반부의 멤버십 함수 파라미터의 초기 정점 및 후반부 다항식 구조의 초기값을 설정하였다. 그리고 멤버십 함수 파라미터는 PSO알고리즘에 의해 동정된다. 제안된 퍼지 추론 시스템은 입출력 데이터의 특징을 모델에 반영하기 위해 클러스터링 알고리즘을 사용하여 퍼지 입력 공간을 정의하였고, 또한 후반부 다항식 구조에 Information Granulation 기반 구조 동정 과 후반부 파라미터는 최소자승법으로 동정을 수행하였다.

감사의 글

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2009-0074928].

[참 고 문 헌]

[1] L. A Zadeg, " Fuzzy sets," Inf. control 8, pp.338-353, 1965
 [2] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization", Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol, IV, NO., pp. 1942-1948, 1995.
 [3] R. M. Tong, "The Evaluation of Fuzzy Models Derived from Experimental Data," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 4, pp. 1-12, 1980.
 [4] H. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control," IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern., Vol. 15, pp. 116-132, 1985.
 [5] C. w. Xu. " Fuzzy system identification", IEE Proceeding Vol. 126, No. 4, pp. 146-150, 1989.
 [6] Box and jenkins., "Time Series Analysis, Forecasting and Control", Holden Day, Sanfrancisco, CA.
 [7] 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 Application, Vol. 148, Issue 5, pp. 406-418, Sept. 2001.