

정보 Granules에 의한 퍼지 관계 기반 퍼지 추론 시스템의 최적 설계

Optimal Design of Fuzzy Relation-based Fuzzy Inference Systems with Information Granulation

박건준^{*} · 안태천^{*} · 오성권^{**} · 김현기^{**}

Keon-Jun Park, Tae-Chon Ahn, Sung-kwun Oh, and Hyun-Ki Kim

* 원광대학교 전기전자 및 정보공학부

** 수원대학교 전기공학과

요 약

본 연구에서는 복잡하고 비선형 시스템을 모델 동정하기 위해 정보 granules에 기반한 퍼지 추론 시스템의 새로운 범주를 소개한다. 비공식적으로 말하면, 정보 granules는 근접성, 유사성 또는 기능성 등에 인하여 서로 결합되는 대상(특히, 수치 데이터)의 연결된 모임으로 간주된다. HCM 클러스터링에 의한 정보 granulation은 퍼지 규칙의 전반부 및 후반부에서 사용되는 멤버쉽함수의 초기 정점과 다항식함수의 초기 값과 같은 퍼지 모델의 초기 파라미터를 결정하는데 도움을 준다. 그리고 초기 파라미터는 유전자 알고리즘과 최소자승법에 의해 효과적으로 동조된다. 또한, 퍼지 모델의 성능사이의 상호균형을 얻기 위하여 하중값을 가진 합성 목적함수를 사용하여 근사화와 예측성능의 향상을 꾀한다. 제안된 모델은 수치적인 예제를 가지고 평가하고, 문헌에서 나타난 기존의 퍼지 모델의 성능과 대조된다.

Abstract

In this study, we introduce a new category of fuzzy inference systems based on information granulation to carry out the model identification of complex and nonlinear systems. Informally speaking, information granules are viewed as linked collections of objects (data, in particular) drawn together by the criteria of proximity, similarity, or functionality. Granulation of information with the aid of Hard C-Means (HCM) clustering 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 (LSM). An aggregate objective function with a weighting factor is also used in order to achieve a balance between performance of the fuzzy model. The proposed model is evaluated with using a numerical example and is contrasted with the performance of conventional fuzzy models in the literature.

Key words : 정보 granules, 퍼지 추론 시스템, HCM 클러스터링, 유전자 알고리즘

1. 서 론

많은 연구자들은 자연 현상을 이해하고 그것을 이용하기 위한 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 어려

움이 있어 동적으로 변화하는 환경에서 적응적으로 대처할 수 있는 퍼지 모델을 구축하기가 힘들다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 정보 Granules(IG)[2,3]에 대한 연구가 행해지고 있다. 비공식적으로 말하면, 정보 granules는 근접성, 유사성 또는 기능성 등에 인하여 서로 결합되는 대상(특히, 수치 데이터)의 연결된 모임으로 간주되며, 기존보다 계산적인 복잡성을 덜 하기 위해 잘 정의된 하위문제(모듈)들로 분할된다.

본 논문에서는 정보 Granules의 특성에 맞는 퍼지 모델을 구축하기 위하여 데이터들간의 거리를 기준으로 근접한 정도를 측정하여 데이터를 특성별로 분류하는 HCM 클러스터링 알고리즘[4]을 이용하여 전반부 초기 멤버십 정점을 동정하고 후반부 다항식 함수의 초기값을 결정하며, 유전자 알고리즘[5]을 이용하여 전반부 파라미터를 최적으로 동정한다. 멤버쉽함수는 삼각형 형태를 이용하며 후반부 구조로는 구조 1(간략 퍼지추론)과 구조 2(선형 퍼지추론)를 이용한다. 또한 학습 및 테스트 데이터의 성능 결과의 상호균형을 얻기 위하여 하중값을 가진 성능지수[6]를 사용하여 근사화와 예측성능의

접수일자 : 2004년 9월 30일

완료일자 : 2005년 1월 10일

감사의 글 : 이 논문은 2003년도 원광대학교의 교비 지원에 의해서 수행됨.

향상을 피하며, 이의 평가를 위해 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 공정[7]을 모델링하여 기존 퍼지 모델링 방법과 비교 평가한다.

2. 정보 Granules

정보 granules[2,3]는 근접성, 유사성 또는 기능성의 기준에 의해 서로 결합된 물체(특히, 데이터 점)의 연결된 모임으로 간주된다. 정보 granulation은 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. 정보 Granule (Information Granulation)은 클러스터링, 퍼지클러스터링, Granular Computing(특히 퍼지집합) 및 진화컴퓨팅(Evolutionary Computing)의 융합, 결합 및 확장을 통해 데이터의 전처리(Pre-processing) 또는 지능모델의 초기 구조(Structure) 또는 파라미터(Parameters)를 결정함으로써 정보 Data 특성을 효과적으로 반영하게 된다.

클러스터링 알고리즘이란 데이터 내부의 비슷한 패턴, 속성, 형태 등의 기준을 통해 데이터를 분류하여 내부의 구조를 찾아내는 것이다. 본 논문에서는 데이터들간의 거리를 기준으로 하여 근접한 정도를 측정하고, 이를 바탕으로 데이터를 분류하는 HCM 클러스터링[4]을 사용한다. HCM 방법은 n개의 데이터를 c개의 그룹으로 분류하고 데이터의 거리가 최소인 각 그룹의 중심을 찾는다. 또한 클러스터의 소속을 "0", "1"로 나타내는 이치논리를 사용한다. 클러스터링 기법에서 가장 먼저 결정해야 될 것이 클러스터의 개수이다. 일반적으로 n개의 데이터로 구성된 집합 안의 클러스터 개수는 클러스터가 2개 이상 n개 미만이어야 한다. 만약 클러스터가 1개라면 모든 데이터가 하나의 클러스터에 포함되기 때문에 결국 주어진 데이터 자체가 되고, 클러스터의 개수가 n개라면 주어진 데이터 개수만큼 클러스터 개수가 정의되는 것이기 때문에 데이터 하나 하나가 하나의 클러스터를 형성하는 것과 같게되므로 클러스터링을 하는 의미가 없다. 클러스터의 개수는 데이터에 따라 적절한 개수를 선택해 주어야한다. HCM 클러스터링의 수행과정은 다음과 같다.

[단계 1] 클러스터의 개수 ($2 \leq c < n$)를 결정하고, 소속행렬 U 를 $U^{(0)} \in M_c$ 으로 초기화한다.

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

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.

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

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.

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

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

여기서, d_{ik} 는 k 번째 데이터 sample \mathbf{x}_k 와 i 번째 클러스터 중심 \mathbf{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 동정하고, 후반부 입출력 데이터의 중심값을 적용하여 퍼지 모델을 구축한다.

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

$$[x_1, y] \rightarrow [c_{1i}, m_{1i}], \dots, [x_k, y] \rightarrow [c_{ki}, m_{ki}] \quad (6)$$

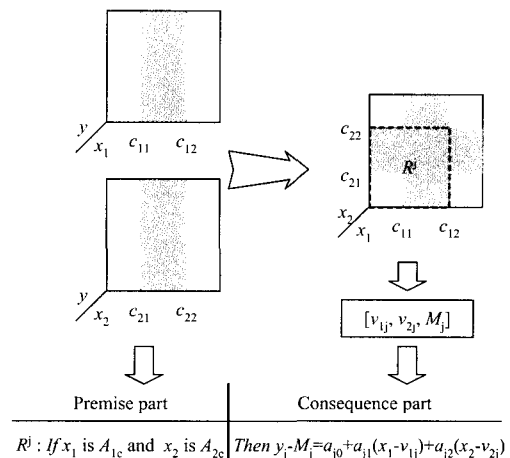
[단계 2] 모든 입력 변수에 대해 퍼지 공간이 서로 관계되는 공간을 구한다. 이는 퍼지 규칙에 맞게 형성되고, 중심값은 전반부 초기 멤버쉽 함수의 정점이 된다.

[단계 3] 각각의 퍼지 공간에 속한 입출력 데이터쌍을 구하여 새로운 입출력 데이터의 중심값을 구한다. 이는 후반부 다항식 함수의 초기값이 된다.

$$[x_1, \dots, x_k; y] \rightarrow [v_{1j}, \dots, v_{kj}; M_j] \quad (7)$$

3. 정보 Granules 기반 퍼지 추론 시스템

퍼지 동정이란 if-then 형식으로 플랜트를 기술하는 것으로, 구체적으로 입출력 데이터의 상호 관계에 의해 설정된 입출력 변수로부터 확립되는 것이다. 퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 규칙의 구조동정 및 파라미터의 동정은 비선형



$$R: \text{If } x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2c} \text{ Then } y \cdot M_j = a_{j0} + a_{j1}(x_1 - v_{1j}) + a_{j2}(x_2 - v_{2j})$$

그림 1. 정보 Granules 기반 퍼지 추론 시스템

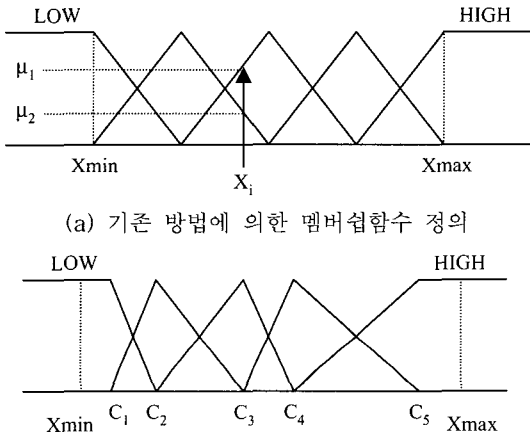
Fig. 1. Fuzzy inference systems based on information granulation

시스템을 표현하는데 있어서 중요하다(후반부의 동정은 보통 선형 시스템 동정문제와 본질적으로 같다).

본 논문에서 제안된 모델은 입출력 변수에 대하여 클러스터에 의한 입출력 데이터의 중심값을 구하고 퍼지 공간을 분할하여 입력 변수 사이에서 분할된 퍼지 공간이 상호 관계되어 퍼지 규칙을 형성한다. 그리고 각각의 퍼지 공간(규칙수)에 속한 입출력 데이터 쌍으로부터 후반부 입출력 중심값을 결정하게 된다.

3.1 전반부 동정

퍼지모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 왜냐하면 전반부 입력 변수의 선택과 선택된 입력 변수의 공간 퍼지 분할 그리고 파라미터 동정은 비선형 시스템의 성능을 결정하는데 많은 영향을 미치기 때문이다. 본 논문에서 전반부 멤버쉽함수로 삼각형 형태를 이용한다. 기존의 방법은 멤버쉽함수를 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 알고리즘에 의해 초기 멤버쉽함수의 정점을 동정한다.



(a) 기존 방법에 의한 멤버쉽함수 정의
(b) HCM 클러스터링에 의한 멤버쉽함수 정의

그림 2. 멤버쉽함수의 정의

Fig. 2. Definition of membership functions

3.2 후반부 동정

후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 구조 1(간략 퍼지추론)과 구조 2(선형 퍼지추론)을 사용한다. 입출력 데이터간의 중심값을 이용하여 전반부뿐만 아니라 후반부에도 입출력 데이터 관계의 특성을 고려한다. 후반부 다항식 함수에 입출력 데이터의 중심값을 적용하여 정보 Granule에 의한 퍼지 관계 기반 퍼지 모델을 구축한다.

i) 구조 1(간략 퍼지추론)

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

$$R^j: IF x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ Then } y_j - M_j = a_{j0} \quad (8)$$

여기서 R^j 는 j 번째 규칙, x_k 는 입력변수, A_{kc} 는 퍼지집합의 멤

버쉽함수, M_j 는 출력 데이터의 중심값 그리고 a_{j0} 는 상수이다. 모델의 추론된 값 y^* 는 다음과 같이 수행된다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{ji} (a_{j0} + M_j) \quad (9)$$

여기서, 전반부 적합도 w_{ji} 와 정규화된 적합도 \hat{w}_{ji} 는 다음과 같다.

$$w_{ji} = A_{1c}(x_{1i}) \times \dots \times A_{kc}(x_{ki}) \quad (10)$$

$$\hat{w}_{ji} = \frac{w_{ji}}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \quad (11)$$

후반부의 파라미터 a_{j0} 는 앞서 최소자승법에 의해 결정된다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (12)$$

여기서,

$$x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni}], \quad a^T = [a_{10} \dots a_{n0}], \\ Y = [y_1 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j1}) \quad y_2 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j2}) \dots \\ y_m - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{jm})]^T, \\ E = [\epsilon_1 \dots \epsilon_m]^T, \quad X = [x_1 \quad x_2 \dots x_m]^T$$

ii) 구조 2(선형 퍼지추론)

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

$$R^j: IF x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \quad (13)$$

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

여기서, v_{kj} 는 입력 데이터의 중심값이다. 모델의 출력 y^* 는 구조 1에서 설명한 규칙의 형태와 같은 방법으로 결정된다.

$$y_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \\ = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{ji} (a_{j0} + a_{j1}(x_{1i} - v_{1j}) + \dots + a_{jk}(x_{ki} - v_{kj}) + M_j) \quad (14)$$

후반부 파라미터는 앞에서 설명한 것처럼 최소자승법에 의해 결정된다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (15)$$

여기서,

$$x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni} (x_{1i} - v_{11}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{1i} - v_{1n}) \hat{w}_{ni} \dots \\ (x_{ki} - v_{k1}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{ki} - v_{kn}) \hat{w}_{ni}], \\ \hat{a} = [a_{10} \dots a_{n0} \quad a_{11} \dots a_{n1} \dots a_{1k} \dots a_{nk}]^T, \\ x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni} (x_{1i} - v_{11}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{1i} - v_{1n}) \hat{w}_{ni} \\ \dots (x_{ki} - v_{k1}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{ki} - v_{kn}) \hat{w}_{ni}], \\ a = [a_{10} \dots a_{n0} \quad a_{11} \dots a_{n1} \dots a_{1k} \dots a_{nk}]^T, \\ Y = [y_1 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j1}) \quad y_2 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j2}) \dots \\ y_m - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{jm})]^T, \\ E = [\epsilon_1 \dots \epsilon_m]^T, \quad X = [x_1 \quad x_2 \dots x_m]^T$$

4. 퍼지 추론 시스템의 최적 설계

본 논문에서 제안된 퍼지 모델의 최적 설계를 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 구조 및 파라미터를 최적으로 동정하고, 하중값을 갖는 합성 목적 함수를 사용하여 근사화와 일반화 사이의 균형을 도모한다.

4.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘(Genetic Algorithms; GAs)이란 적자생존의 생물학 원리에 바탕을 둔 최적화 기법중의 하나로 환경에 잘 적응한 개체가 좀더 많은 자손을 남길 수 있다는 자연선택 과정과 유전자의 변화를 통해서 좋은 방향으로 발전해 나간다는 자연진화의 과정인 자연계의 유전자 메커니즘에 바탕을 둔 탐색 알고리즘이다. 즉, 자연계에 있어서 생물의 유전과 진화의 메커니즘을 공학적으로 모델화하는 것에 의해 생물의 환경 적응력과 자연도태의 원리를 기반으로 만들어진 계산 모델로, 실제계의 문제를 풀기 위해 잠재적인 해들을 컴퓨터 상에서 코딩된 개체로 나타내고, 여러 개의 개체들은 모아 군집을 형성한 뒤, 세대를 거듭하면서 이들의 유전 정보를 서로 교환하거나 새로운 유전 정보를 부여하면서 적자 생존의 법칙에 따라 모의 진화를 시킴으로써, 주어진 문제에 대한 최적의 해를 찾는 계산 모델이다. 이는 잠재적으로 좋은 결과를 가져다주는 과정을 추적하고, 반면에 지역 극소에 빠질 가능성을 제거하기 위해 임의의 지점을 검사함으로써, 해 공간 전체를 탐색할 수 있는 능력을 가진다.

유전자 알고리즘은 Michigan 대학의 John Holland에 의해 개발되었으며, 이것은 이진수의 형태로 표현된 유전자와 적합도들로 이루어진 개체들의 집합을 이용해서 최적화 과정을 수행하는 알고리즘[5]이다. 기존의 최적화 알고리즘은 최적화 하고자 하는 목적 함수를 미분해서 탐색을 수행하는 반면, 유전자 알고리즘은 선택 연산자, 교배 연산자, 돌연변이 연산자와 적합도를 이용해서 탐색을 수행한다. 이러한 방법은 목적 함수의 미분과정이나 특별한 수학적 연산을 필요로 하지 않는다. 또한 유전자 알고리즘은 점에 의한 탐색이 아니라 개체들이 모여 이루는 군집에 의한 병렬적인 탐색이라는 점에서 기존의 최적화 알고리즘과 다르다. 한 세대의 군집에 속한 개체들은 진화를 거듭하면서, 이전 세대까지 축적된 정보를 서로 교환하고 새로운 영역으로의 탐색을 시도한다. 탐색의 방향이나 영역이 초기값에 의해서 결정되지 않고 세대마다 확률적으로 결정되므로 지역 최소점에 빠질 가능성이 적어 전역 최적화가 가능한 알고리즘으로 알려져 있다.

4.2 하중값을 가지는 합성 목적 함수

입출력 데이터로 시스템을 모델링할 때 가장 문제가 되는 것은 구축된 모델이 학습용 데이터에만 적합한 모델이 되고 시스템을 올바르게 표현하지 않는 경우이다. 즉 학습 데이터만을 사용하여 대상 공정의 모델을 구축하여 주어진 데이터에 의해서만 성능향상을 꾀하였기 때문에 실 공정에 적용하면 많은 오차를 발생시키고 정확한 예측능력을 가지지 못하였다. 이러한 현상은 비선형 공정인 경우 더욱 문제가 된다. 그것을 해결하기 위하여 여러 방법이 제안되고 있는데 가장 간단한 방법은 테스트 데이터를 만들어 그 데이터에 모델을 적용시켜보는 것이다. 그러나 이것 또한 테스트 데이터에 대한 평가를 반영하지 못하기 때문에 기존의 방법과 다를 바가 없다. 따라서 주어진 데이터를 이용하여 퍼지모델링하고 퍼지 규칙을 추출한 다음, 그 생성된 모델에 평가용으로 사용될

테스트 데이터를 사용하여 모델을 평가하고 최적모델을 추출한다. 즉 성능 지수에 하중값을 가지는 목적함수를 이용한다. 학습 데이터와 테스트 데이터에 대해 하중값을 가진 목적함수를 다음과 같이 정의한다.

$$f(PI, E_PI) = \theta \times PI + (1 - \theta) \times E_PI \quad (16)$$

θ 는 PI 와 E_PI 에 대한 하중값이다. PI 는 학습데이터에 대한 성능지수를, E_PI 는 테스트 데이터에 대한 성능지수이다. 이 목적함수가 최소값이 되도록 하기 위해 전반부 멤버쉽함수의 파라미터들은 유전자 알고리즘에 의해 최적화한다. 위에서 정의한 목적함수는 하중값의 설정에 따라 다음과 같은 특징을 가진다.

첫째, 만약 $\theta = 1$ 이면 목적함수는 $f(PI, E_PI) = PI$ 와 같고, 그 모델은 학습을 바탕으로 최적화된다. 테스트는 고려하지 않는다. 모델의 근사화 능력은 뛰어나나, 일반화 능력(예측 능력)은 떨어진다.

둘째, 반대로, $\theta = 0$ 일 경우에 목적함수는 $f(PI, E_PI) = E_PI$ 이며, 퍼지 모델은 테스트를 바탕으로 전반부 파라미터는 최적화된다. 이것은 근사화 능력이 첫 번째보다 떨어지나 일반화 능력은 더욱 향상된다.

셋째, $\theta = 0.5$ 는 학습과 테스트 모두가 같은 비중을 가지고 평가되는 경우이다. 이 퍼지 모델은 첫 번째의 특징보다 퍼지 모델 자체의 근사화 능력은 떨어질지 모르나, 일반화 능력은 향상된다. 또한 두 번째 특징보다 근사화 능력은 높으나 일반화 능력은 떨어진다.

넷째, $\alpha \in [0, 1]$ 에 대해서 $\theta = \alpha$ 이면 학습과 테스트 모두를 포함하고, α 의 선택은 퍼지 모델의 근사화와 일반화 사이에서 최적화에 대한 방향을 설정한다. 이것의 의미는 학습 데이터에 의한 퍼지 모델의 성능지수 PI 를 구하고, 이 학습 데이터에 의해 생성된 퍼지 모델에 테스트 데이터를 가하여 평가용 성능지수 E_PI 를 구한다. 구해진 PI 와 E_PI 에 하중값 θ , $1 - \theta$ 를 곱한 다음 합에 의한 목적함수 $f(\cdot)$ 를 최적화시키는 방향으로 모델의 전반부 및 후반부 파라미터를 자동 동정함으로써 최적 퍼지 모델을 구축한다. 이것은 모델 자체의 근사화 능력과 일반화 능력 양쪽을 다 고려한 목적함수의 형태로 적절한 하중값 설정에 따라 최적 퍼지 모델을 구축할 수 있다.

5. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

제안된 퍼지모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널리 사용된 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정[7]을 사용한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 가스로 공정에 대해서 MSE(Mean Squared Error), 식 (17)을 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (17)$$

Box와 Jenkins가 사용한 가스로 시계열 데이터를 이용하여, 입출력 데이터인 가스 흐름율과 연소된 이산화탄소 농도의 가스로 공정을 퍼지모델링한다. 메탄 가스 흐름율($X(t)$)은 실험에서 -2.5에서 2.5로 변하는 것을 사용하나 실제 공정에서 메탄 가스 흐름율($X_m(t)$)은 식 (18)에 의해 0.5에서 0.7로 변한다.

$$X_m(t) = 0.060 - 0.048 \times X(t) \quad (18)$$

입력이 가스 흐름률이고 출력이 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 가스로 시계열 입출력 데이터 296쌍을 시뮬레이션을 위해 입력으로 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 을, 출력으로 $y(t)$ 를 사용하는 2입력 1출력으로 설정하여 사용한다. 또한 데이터 집합은 학습 데이터와 테스트 데이터로 나누어 퍼지추론에 의한 모델링을 한다.

표 1은 기존의 퍼지 모델에 유전자 알고리즘을 이용하여 동정한 성능지수를 보여주며 표 2는 제안된 정보 Granule에 의한 퍼지 관계 기반 퍼지 모델에 유전자 알고리즘을 이용하여 최적으로 파라미터를 동정한 성능지수를 보여준다.

그림 3은 표 2에서 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 입력에 대한 멤버십함수의 수가 각각 3개와 2개이고 구조 2($\theta = 0.5$)의 경우에 대하여 최적으로 동정된 파라미터를 보여주며, 그림 4는 같은 경우에 대해 제안된 퍼지 모델의 최적화 탐색과정을 보여준다.

표 1. 기존 퍼지 모델의 성능지수

Table 1. Performance index of the conventional fuzzy model

MFs	구조	θ	PI	E_PI	MFs	구조	θ	PI	E_PI
2x2	구조 1	0.0	0.317	0.276	3x2	구조 1	0.0	0.169	0.294
		0.25	0.056	0.316			0.25	0.085	0.299
		0.5	0.024	0.328			0.75	0.024	0.328
		0.75	0.023	0.331			1.0	0.022	0.330
		1.0	0.022	0.335			1.0	0.022	0.337
	구조 2	0.0	0.019	0.262		구조 2	0.0	0.068	0.245
		0.25	0.030	0.272			0.25	0.048	0.248
		0.5	0.018	0.262			0.5	0.020	0.266
		0.75	0.018	0.263			0.75	0.018	0.267
		1.0	0.017	0.273			1.0	0.017	0.287

표 2. 제안된 퍼지 모델의 성능지수

Table 2. Performance index of the proposed model

MFs	구조	θ	PI	E_PI	MFs	구조	θ	PI	E_PI
2x2	구조 1	0.0	0.319	0.276	3x2	구조 1	0.0	0.190	0.297
		0.25	0.098	0.309			0.25	0.079	0.306
		0.5	0.024	0.328			0.5	0.024	0.330
		0.75	0.023	0.331			0.75	0.022	0.330
		1.0	0.022	0.336			1.0	0.022	0.336
	구조 2	0.0	0.019	0.263		구조 2	0.0	0.022	0.258
		0.25	0.019	0.263			0.25	0.018	0.264
		0.5	0.019	0.263			0.5	0.019	0.259
		0.75	0.019	0.265			0.75	0.017	0.267
		1.0	0.017	0.301			1.0	0.016	0.304

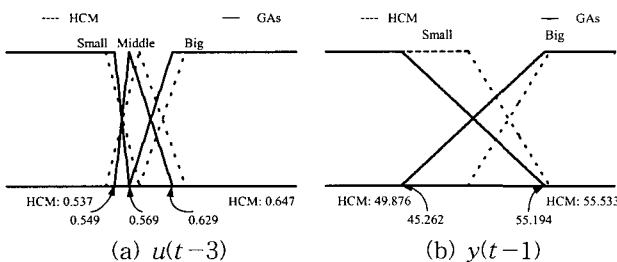
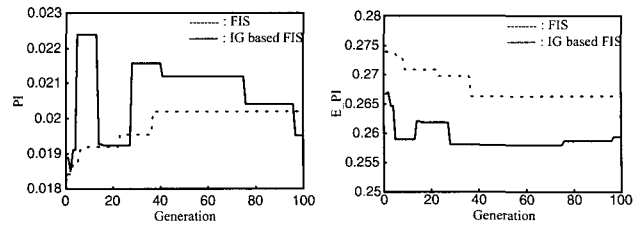


그림 3. 동정된 파라미터
Fig. 3. Identified parameters



(a) Training data (b) Testing data
그림 4. 최적화 탐색과정

Fig. 4. Optimal search process

표 3은 기존의 퍼지모델과 제안한 퍼지 모델과의 동정 에러를 보여준다. 구조 2의 경우 기존의 퍼지 모델보다 나은 성능을 보여주며 근사화 및 일반화 능력이 향상되었음을 알 수 있다.

표 3. 기존 퍼지모델과 동정 에러 비교

Model	PI ₁	PI	E_PI	규칙수
Tong's model[8]	0.469			19
Pedrycz's model[9]	0.776			20
Xu's model[10]	0.328			25
Sugeno's model[11]	0.355			6
Oh et al.'s model[12,13]	구조 1	0.024	0.328	4
	구조 2	0.022	0.326	4
HCM+GA [14]	구조 1	0.021	0.364	6
	구조 2	0.035	0.289	4
Our model	구조 1	0.022	0.333	6
	구조 2	0.026	0.272	4
(θ=0.5)	구조 1	0.020	0.264	6
	구조 1	0.024	0.328	4
	구조 2	0.024	0.330	6
	구조 2	0.019	0.263	4
(θ=0.5)	구조 2	0.019	0.259	6

6. 결론

비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델을 얻기 위하여 정보 Granules 기반 퍼지 추론 시스템의 최적구조를 제안하였고, 그것의 특성과 상세 설계 절차를 토의하였다. HCM 클러스터링에 의한 정보 Granules은 퍼지규칙의 전반부 및 후반부에 각각 사용될 멤버십함수의 초기 정점 및 다항식 함수의 초기값과 같은 퍼지모델의 초기 파라미터를 결정하는데 도움을 준다. 그리고 그 초기 파라미터는 유전자 알고리즘 및 표준최소자승법에 의해 효과적으로 튜닝(조정)된다. 결과적으로 제안된 퍼지 모델은 입력력 데이터의 특징을 모델에 반영하기 위해 클러스터링 알고리즘을 사용하여 퍼지 입력 공간을 정의하였고, 또한 후반부 다항식 함수에 의한 정보 Granules 기반 구조 동정 및 파라미터 동정을 수행하였다. 제안한 모델은 입력력 특징을 이용함으로써 복잡하고 비선형이 강한 공정에 기존의 퍼지 모델들 보다 성능이 향상된 퍼지 모델을 설계할 수 있었다. 또한 하중값을 가지는 목적함수에 의해 퍼지모델의 근사화와 일반화 사이에서 최적화에 대한 방향을 제시함으로써 모델의 근사화와 일반화 사이에 상호 연계를 통한 최적화 향상을 도모하였다.

참고 문헌

[1] L. A Zadeh, "Fuzzy sets," Inf. Control 8, pp.338-353, 1965.

[2] _____, "Fuzzy logic = Computng with words," IEEE Trans. Fuzzy Syst., Vol. 4, No. 2, pp. 103-111, 1996.

[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] D. E. Golderg, "Genetic Algorithm in search, Optimization & Machine Learning," Addison wesley, 1989.

[6] 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.

[7] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, Time Series Analysis, Forecasting, and Control, 2nd edition Holden-Day, SanFransisco, 1976.

[8] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp.1-12, 1980.

[9] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational system," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp.153-167, 1984.

[10] 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.

[11] M. Sugeno, T. Yasukawa, "Linguistic modeling based on numerical data," IFSA'91 Brussels, Copmuter, Management & System Science, pp.264-267, 1991.

[12] 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.

[13] 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.

[14] 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.

저자 소개



박건준(Keon-Jun Park)

2003년 : 원광대 전기전자공학부 졸업.
2003년~현재 : 동 대학원 제어계측공학과 석사과정.

관심분야 : 퍼지추론시스템, 신경회로망, 유전자 알고리즘 및 최적화이론, 지능시스템 및 제어 등

E-mail : bird75@wonkwang.ac.kr



오성권(Sung-kwun Oh)

1993년 : 연세대 대학원 전기공학과 공학박사.
1983~1989년 : 금성산전연구소(선임연구원).
1996~1997년 : 캐나다 Manitoba대학 전기 및 컴퓨터공학과 Post-Doc.

1993년~2005년 : 원광대 전기전자 및 정보공학부 교수.

2005년~현재 : 수원대 전기공학과 교수.

2002년~현재 : 대한전기학회 및 제어자동화시스템공학회 편집위원.

관심분야 : 시스템 자동화, 퍼지이론, 신경회로망 응용 및 제어, 컴퓨터 지능 등.

Phone : (063) 850-6342

E-mail : ohsk@wonkwang.ac.kr



안태천 (Tae-Chon Ahn)

1980년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사
1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사
1981년~현재 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수

관심분야 : 지능형 계측 제어시스템, 지능형 패턴인식, VC 기반 SoC 설계, 디지털 제어 시스템

E-mail : tcahn@wonkwang.ac.kr



김현기(Hyun-Ki Kim)

1977년 : 연세대학교 전기공학과 졸업.
1985년 : 동 대학원 전기공학과 졸업(공학석사).

1991년 : 동 대학원 졸업(공학박사).

1997년~현재 : 경기지역 산학연 기술지원단 단장.

2000년~2003년 : 사단법인 산학연 컨소시엄 전국협의회 회장.
1989년~현재 : 수원대학교 전기전자정보통신공학부 교수.

관심분야 : 시스템자동화 및 감시제어, 지능형모델링 및 제어 등.

E-mail : hkkim@mail.suwon.ac.kr