

## Optimization of Fuzzy Inference Systems Based on Data Information Granulation

吳 聖 權\* · 朴 建 俊\*\* · 李 東 潤\*\*\*

(Sung-Kwun Oh · Keon-Jun Park · Dong-Yoon Lee)

**Abstract** - In this paper, we introduce and investigate a new category of rule-based fuzzy inference system based on Information Granulation(IG). The proposed rule-based fuzzy modeling implements system structure and parameter identification in the efficient form of "If..., then..." statements, and exploits the theory of system optimization and fuzzy implication rules. The form of the fuzzy rules comes with three types of fuzzy inferences: a simplified one that involves conclusions that are fixed numeric values, a linear one where the conclusion part is viewed as a linear function of inputs, and a regression polynomial one as the extended type of the linear one. By the nature of the rule-based fuzzy systems, these fuzzy models are geared toward capturing relationships between information granules. The form of the information granules themselves becomes an important design features of the fuzzy model. Information granulation with the aid of HCM(Hard C-Means) clustering algorithm helps determine the initial parameters of rule-based fuzzy model such as the initial apexes of the membership functions and the initial values of polynomial function being used in the premise and consequence part of the fuzzy rules. And then the initial parameters are tuned (adjusted) effectively with the aid of the improved complex method(ICM) and the standard least square method(LSM). In the sequel, the ICM and LSM lead to fine-tuning of the parameters of premise membership functions and consequent polynomial functions in the rules of fuzzy model. An aggregate objective function with a weighting factor is proposed in order to achieve a balance between performance of the fuzzy model. Numerical examples are included to evaluate the performance of the proposed model. They are also contrasted with the performance of the fuzzy models existing in the literature.

**Key Words** : Fuzzy Inference Systems, Information Granulation, Clustering Algorithm, Improved Complex Method, Optimization

### 1. 서 론

많은 연구자들은 자연 현상을 이해하고, 그것을 이용하기 위해 연구가 이루어지고 있다. 그 중 1965년에 Zadeh에 의해 창안된 "퍼지집합" 이론은 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 퍼지 알고리즘과 복잡한 시스템의 언어 모델링을 이용하여 1974년 Mamdani가 제어에 응용 한 것이 퍼지제어의 시초이며, 퍼지제어를 발달시킨 것은 퍼지 알고리즘과 언어 모델링이다. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로한 퍼지 제어기와 퍼지 모델링 기법의 유용성은 이미 알려진 사실이며 이들은 퍼지 추론 시스템에 기초하고 있다. 퍼지 제어기와 퍼지 모델의 성능은 퍼지 규칙의 구성 방법에 의존하며 보다 좋은 성능을 위해서는 퍼지 규칙의 동정이 필연적이다. 초기 퍼지 모델의 동정연구로는 언어적 접근 방식[1,2]과 퍼지 관계 방정식에 기초한 접근방

식[3,4]이 제안되었다. 언어적 접근방식에서, Tong은 논리적 조사 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였고[6], B.Li는 이 방법을 수정하여 더 좋은 결과를 얻는 방법[5]과 결정 테이블에 기초한 자기 학습 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 필요한 컴퓨터 용량 및 계산시간 때문에 고계다변수 시스템의 적용에 문제점을 발생시켰다[7]. Pedrycz는 언어적 모델링에서 기존 퍼지집합 개념에 의해 해석하였다[2]. 또한 퍼지관계 방정식에 기초한 접근방식에서, Pedrycz는 퍼지관계 방정식에 의해 새로운 합성규칙인 기존 퍼지집합과 Zadeh의 제한적 가능성 분포의 개념에 기초해서 동정하였고[3], Xu는 이 두가지 방법에 기초한 기존 퍼지집합 이론과 자기학습 알고리즘에 의해 퍼지관계 모델을 구성하여 동정하였으나[5,7], 직접추론방식을 사용했기 때문에 혼합(선형) 추론방식 보다 그 성능이 떨어지는 단점이 있다. Sugeno는 자신이 제안한 선형 퍼지추론식에 경험적 방법을 통한 구조 동정으로 컴플렉스 방법과 최소사승법에 의해 시스템을 동정하였으나[8], 전반부 구조동정에서 반복적인 퍼지분할에 의한 경험에 의존하는 문제점이 있다. 또한 퍼지 클러스터링 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였으나[9], 직접 추론법에 의한 것으로 동정성능이 떨어진다. 이러한 모든 동정 알고리즘은 주어진 공정의 학습 데이터에 기초함으로써 보다 좋은 성능을 얻기 위한 근사화 능력에 초점이 맞추어졌

\* 正 會 員 : 圓光大學 電氣電子工學部 副教授 · 工博

\*\* 正 會 員 : 圓光大學 電氣電子工學部 博士課程

\*\*\* 正 會 員 : 中 部 大 學 情 報 通 信 工 學 部 助 教 授 · 工 博

接 受 日 字 : 2003年 10月 2日

最 終 完 了 : 2004年 4月 29日

다. 최근에는 학습 데이터와 테스트 데이터에 대하여 하중 값을 가지는 합성 목적함수를 이용하여 근사화 능력뿐만 아니라 예측 능력 모두를 고려한 연구가 수행되었으나[19], 정보 데이터의 입출력 특성이 전체 시스템에 고려되어 있지 않다. 일반적으로, 정보 granules[22-23]는 근접성, 유사성 또는 기능성 등에 인하여 서로 결합되는 요소(특히, 수치 데이터)의 실체이다. 정보 granulation은 어떤 문제를 더 쉽게 이해하기 위해 수행되는 인간의 고유 활동이다. 특히, 정보 granulation은 어떤 문제를 다루기 쉬운 몇 개의 큰 덩어리로 나누는 것을 목적으로 한다. 이러한 방법으로 이 문제들은 기존보다 더 적은 양의 계산적인 복잡성을 위해 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.

본 논문에서 제안된 퍼지 모델은 HCM(Hard C-Means) 클러스터링 알고리즘[24]에 의한 퍼지 정보 Granule의 효과와 개선된 컴플렉스 방법 및 세 가지 형태의 퍼지 추론 규칙을 이용함으로써 시스템 구조와 파라미터 동정을 시행한다. 또한 기존의 학습 데이터뿐만 아니라 테스트 데이터를 고려한 퍼지모델 성능, 즉 근사화 능력과 예측능력 모두를 고려하여 실 공정 적용의 유용성에 그 방향을 맞추었고, 특히 하중값을 가진 성능지수에 의한 성능 결과의 상호균형 및 시스템의 비선형 정도 등에 따른 최적 모델 동정을 시도하였다. 세 형태의 퍼지모델 방법은 간략 퍼지추론, 선형 퍼지추론 및 회귀다항식 퍼지추론에 의해 시행되며, 멤버쉽함수의 형태로는 삼각형 형태의 멤버쉽함수를 사용한다. 규칙 전반부 멤버쉽함수의 초기 파라미터는 HCM 클러스터링 알고리즘을 사용하여 퍼지 입력공간을 정의한다. 퍼지추론 시스템의 전반부 파라미터의 동정은 개선된 컴플렉스 방법을 통해 앞서 정의된 퍼지 입력공간의 초기 파라미터를 튜닝함으로써 비선형 시스템을 보다 최적화하였고, 후반부는 HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 입출력 데이터간의 초기 중심값을 이용한 표준 최소자승법으로 동정한다. 따라서 HCM 클러스터링 방법에 의한 퍼지 정보 Granule에 기초하여 개선된 컴플렉스 방법 및 최소자승법에 의해 최적 파라미터 값을 얻음으로써 제안된 모델 구조를 최적화한다. 이의 평가를 위해 표준모델로서 널리 이용되는 비선형 함수와 Box 와 Jenkins가 사용한 가스로 공정 데이터[10]를 모델링하여 기존 퍼지모델링 방법의 성능지수와 비교함으로써 정보 Granule 기반 퍼지 추론 시스템 구조의 우수성을 보인다.

2. 퍼지 시스템의 동정

퍼지동정이란 if-then 형식으로 플랜트를 기술하는 것으로, 구체적으로 입출력 데이터의 상호관계에 의해 설정된 입출력 변수로부터 확립되는 것이다. 퍼지모델의 동정은 전반부와 후반부의 동정으로 나누어진다. 전반부 동정은 입력 정보, 즉 퍼지규칙의 전반부 변수의 선택과 입력변수 공간의 퍼지분할 결정, 그리고 입력공간의 파라미터 결정이 필요하

다. 후반부 동정은 후반부 변수의 선택과 후반부 변수의 파라미터를 결정하는 것이다. 전반부의 입력변수와 퍼지집합의 멤버쉽함수는 입력변수의 공간을 규칙 수만큼의 퍼지 분할된 부분공간으로 나누는 것과 관련되고, 후반부의 파라미터는 각각 퍼지 분할된 부분공간에서 입출력 관계를 묘사한다. 퍼지규칙 베이스 시스템동정의 전체 구조가 그림 1에서 설명된다.

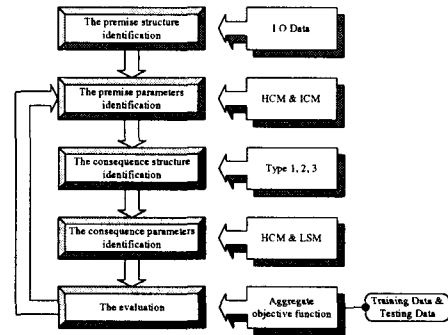
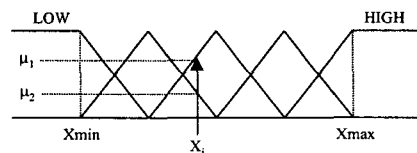


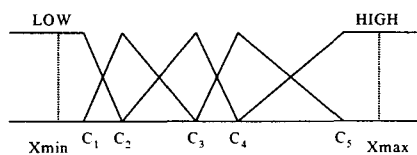
그림 1 퍼지규칙 베이스 시스템동정의 전체 구조  
Fig. 1 Overall scheme of fuzzy rule-based system identification

2.1 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 알고리즘과 개선된 컴플렉스 방법을 이용한다. HCM 클러스터링 알고리즘과 개선된 컴플렉스 방법을 이용함으로써 위에서 언급한 문제점을 해결할 수 있고 멤버쉽함수의 정점과 같은 파라미터들을 최적으로 동정할 수 있다.



(a) 기존 방법에 의한 멤버쉽함수 정의



(b) HCM 클러스터링에 의한 멤버쉽함수 정의

그림 2 멤버쉽 함수의 정의  
Fig. 2 Definition of membership functions

2.2 후반부 동정

퍼지 모델의 후반부 동정도 전반부와 마찬가지로 구조 동정과 파라미터 동정으로 나뉘어진다. 후반부 구조로는 퍼지 추론에 의해 구별되는 구조 1(간략 추론)과 구조 2(선형 추론) 그리고 구조 3(회귀다항식 추론)을 사용한다, 구조 1은 후반부가 단일 상수항만을 가지고, 구조 2는 후반부가 일차 선형식 형태를 가지며, 구조 3은 일차 선형식 및 각 입력의 곱의 다항식 형태를 가진다. 각각의 후반부 구조로부터 시스템 입력력 데이터를 가지고 각 구조에 대한 정보 Granule에 기반하여 HCM 클러스터링 알고리즘을 사용함으로써 입출력 데이터간의 중심값을 이용하여 전반부뿐만 아니라 후반부에도 입출력 데이터 관계의 특성을 고려한다. 또한, 최대 피벗팅(maximal pivoting) 알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준 최소자승법을 이용하여 후반부 파라미터를 동정한다.

구조 1 (간략 추론)

후반부가 단일 상수항만을 가지는 것으로, 이와 같은 추론법을 간략추론법이라 한다. 퍼지모델은 아래와 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j : \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} \text{ then } y_j = a_{j0} \quad (1-1)$$

여기서,  $j = 1, 2, \dots, n$

본 논문에서 제안한 정보 Granule에 기반한 퍼지모델은 아래와 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j : \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} \text{ then } y_j - M_j = a_{j0} \quad (1-2)$$

2입력 1출력인 퍼지 추론 시스템인 경우,  $v_{ji}$  및  $M_j$ 는 다음과 같다.

$$M_1 = \frac{m_{11} + m_{21}}{2}, M_2 = \frac{m_{11} + m_{22}}{2}, M_3 = \frac{m_{12} + m_{21}}{2}, M_4 = \frac{m_{12} + m_{22}}{2} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} [x_1, Y] &\rightarrow [v_{11}, m_{11}], [v_{12}, m_{12}], \\ [x_2, Y] &\rightarrow [v_{21}, m_{21}], [v_{22}, m_{22}] \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $R^j$ 는  $j(j=1, \dots, n)$ 번째 규칙,  $x_l(l=1, \dots, k)$ 는 입력변수,  $A_{jl}(j=1, \dots, n; l=1, \dots, k)$ 는 퍼지집합의 멤버쉽함수,  $v_{jl}(j=1, \dots, n; l=1, \dots, k)$ 는 입력 데이터의 중심값,  $M_j(j=1, \dots, n)$ 는 출력 데이터의 평균 중심값,  $a_{j0}$ 는 상수이고  $n$ 은 규칙 수이다. 추론된 값  $y^*$ 는 다음과 같다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} a_{j0}}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \quad (4-1)$$

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} (a_{j0} + M_j)}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \quad (4-2)$$

$$w_{ji} = A_{j1}(x_{1i}) \times \dots \times A_{jk}(x_{ki}) \quad (5)$$

여기서, 식(4-1)은 식(1-1)에 대한 추론된 값  $y^*$ 이며, 식(4-2)는 식(1-2)에 대한 추론된 값  $y^*$ 이다.

후반부 파라미터 동정에서 전반부 입력변수 및 파라미터가 주어지면, PI(Performance Index)를 최소화하는 최적 후반부 파라미터를 결정할 수 있다. PI는 원 시스템의 출력 데이터와 모델의 데이터간의 차이를 의미하는 성능지수로 정의된다.

후반부의 파라미터는  $a_{j0}$ 로써 입출력 데이터가 주어졌을 때 최소자승법에 의해 구해진다. 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 식(6)에 의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (6)$$

$$\begin{aligned} x_i^T &= [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni}], & a^T &= [a_{10} \dots a_{n0}], \\ Y &= [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T, \\ E &= [\epsilon_1 \ \dots \ \epsilon_m]^T, & X &= [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T \end{aligned} \quad (7-1)$$

$$\begin{aligned} x_i^T &= [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni}], & a^T &= [a_{10} \dots a_{n0}], \\ Y &= [y_1 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j1}) \ y_2 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j2}) \ \dots \\ &\quad y_m - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{jm})]^T, \\ E &= [\epsilon_1 \ \dots \ \epsilon_m]^T, & X &= [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T \end{aligned} \quad (7-2)$$

여기서, 식(7-1)은 식(1-1)에 대한 동정식이며, 식(7-2)는 식(1-2)에 대한 동정식이 된다.

구조 2 (선형 추론)

후반부가 일차 선형식으로 표현된 것으로 선형추론법 또는 혼합추론법이라 한다. 이 퍼지 모델은 식(8-1)의 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j : \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} \text{ then } y_j = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k \quad (8-1)$$

여기서,  $j = 1, 2, \dots, n$

본 논문에서 제안한 정보 Granule에 기반한 퍼지모델은 아래와 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j : \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} \text{ then } y_j - M_j = a_{j0} + a_{j1}(x_1 - v_{j1}) + \dots + a_{jk}(x_k - v_{jk}) \quad (8-2)$$

2입력 1출력인 퍼지 추론 시스템인 경우,  $v_{ji}$  및  $M_j$ 는 식 (2)와 식(3)과 같다.

여기서  $R^j$ 는  $j$ 번째 규칙,  $x_l$ 는 입력변수,  $A_{jl}$ 는 퍼지집합의 멤버쉽함수,  $v_{jl}(j=1, \dots, n; l=1, \dots, k)$ 는 입력 데이터의 중심값,

$M_j(j=1, \dots, n)$ 는 출력 데이터의 평균 중심값,  $a_{jl}(j=1, \dots, n; l=0, \dots, k)$ 는 후반부의 파라미터이고,  $n$ 은 규칙 수이다. 추론된 값  $y^*$ 는 다음과 같다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} (a_{j0} + a_{j1} x_{1i} + \dots + a_{jk} x_{ki})}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \quad (9-1)$$

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \quad (9-2)$$

$$= \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} (a_{j0} + a_{j1} (x_{1i} - v_{j1}) + \dots + a_{jk} (x_{ki} - v_{jk}) + M_j)}{\sum_{j=1}^n w_{ji}}$$

여기서, 식(9-1)은 식(8-1)에 대한 추론된 값  $y^*$ 이며, 식(9-2)는 식(8-2)에 대한 추론된 값  $y^*$ 이다.  $i$ 는  $i(i=1, \dots, m)$  번째 데이터이고  $w_{ji}$ 는 식(5)와 같다. 최소자승법에 의한 후부 파라미터의 동정은 구조 1과 같이 식(10)에 의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (10)$$

$$x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni} \ x_{1i} \hat{w}_{1i} \dots x_{1i} \hat{w}_{ni} \dots x_{ki} \hat{w}_{1i} \dots x_{ki} \hat{w}_{ni}],$$

$$a^T = [a_{10} \dots a_{n0} \ a_{11} \dots a_{n1} \dots a_{1k} \dots a_{nk}],$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T, \quad X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T \quad (11-1)$$

$$x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni} \ (x_{1i} - v_{11}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{1i} - v_{n1}) \hat{w}_{ni} \dots (x_{ki} - v_{1k}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{ki} - v_{nk}) \hat{w}_{ni}],$$

$$a^T = [a_{10} \dots a_{n0} \ a_{11} \dots a_{n1} \dots a_{1k} \dots a_{nk},$$

$$a_{1(k+1)} \dots a_{n(k+1)} \dots a_{1(k+k(k-1)/2)} \dots a_{n(k+k(k-1)/2)},$$

$$Y = [y_1 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j1}) \ y_2 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j2}) \ \dots$$

$$y_m - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{jm})]^T,$$

$$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T \quad (11-2)$$

여기서, 식(11-1)은 식(8-1)에 대한 동정식이며, 식(11-2)는 식(8-2)에 대한 동정식이 된다.

### 구조 3 (회귀다항식 추론)

후반부가 일차 선형식 및 각 입력의 곱의 다항식 형태를 가지는 것으로, 이와 같은 추론법을 회귀다항식 추론법이라 한다. 이 퍼지 모델은 식(12-1)의 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk}$$

$$\text{then } y_j = a_{j0} + a_{j1} x_1 + \dots + a_{jk} x_k$$

$$+ a_{j(k+1)} x_1 x_2 + \dots + a_{j(k+k(k-1)/2)} x_{k-1} x_k \quad (12-1)$$

여기서,  $j = 1, 2, \dots, n$

본 논문에서 제안한 정보 Granule에 기반한 퍼지 모델은 아래와 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk}$$

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

$$+ a_{j(k+1)} (x_1 - v_{j1}) (x_2 - v_{j2}) + \dots$$

$$+ a_{j(k+k(k-1)/2)} (x_{k-1} - v_{j(k-1)}) (x_k - v_{jk}) \quad (12-2)$$

2입력 1출력인 퍼지 추론 시스템인 경우,  $v_{ji}$  및  $M_j$ 는 식(2)와 식(3)과 같다.

여기서  $R^j$ 는  $j$ 번째 규칙,  $x_l$ 는 입력변수,  $A_{jl}$ 는 퍼지집합의 멤버쉽함수,  $v_{jl}(j=1, \dots, n; l=1, \dots, k)$ 는 입력 데이터의 중심값,  $M_j(j=1, \dots, n)$ 는 출력 데이터의 평균 중심값,  $a_{jl}(j=1, \dots, n; l=0, \dots, k)$ 는 후반부의 파라미터이고,  $n$ 은 규칙 수이다.

최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 구조 1 및 구조 2와 같이 식(13)에 의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (13)$$

$$x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni} \ x_{1i} \hat{w}_{1i} \dots x_{1i} \hat{w}_{ni} \dots x_{ki} \hat{w}_{1i} \dots x_{ki} \hat{w}_{ni}],$$

$$a^T = [a_{10} \dots a_{n0} \ a_{11} \dots a_{n1} \dots a_{1k} \dots a_{nk}$$

$$a_{1(k+1)} \dots a_{n(k+1)} \dots a_{1(k+k(k-1)/2)} \dots a_{n(k+k(k-1)/2)}],$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T, \quad X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T \quad (14-1)$$

$$x_i^T = [\hat{w}_{1i} \dots \hat{w}_{ni} \ (x_{1i} - v_{11}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{1i} - v_{n1}) \hat{w}_{ni} \dots (x_{ki} - v_{1k}) \hat{w}_{1i} \dots (x_{ki} - v_{nk}) \hat{w}_{ni} \dots (x_{k-1i} - v_{nk-1}) (x_{ki} - v_{nk}) \hat{w}_{ni}],$$

$$a^T = [a_{10} \dots a_{n0} \ a_{11} \dots a_{n1} \dots a_{1k} \dots a_{nk}$$

$$a_{1(k+1)} \dots a_{n(k+1)} \dots a_{1(k+k(k-1)/2)} \dots a_{n(k+k(k-1)/2)},$$

$$Y = [y_1 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j1}) \ y_2 - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{j2}) \ \dots$$

$$y_m - (\sum_{j=1}^n M_j \hat{w}_{jm})]^T, \quad (14-2)$$

$$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T$$

여기서, 식(14-1)은 식(12-1)에 대한 동정식이며, 식(14-2)는 식(12-2)에 대한 동정식이 된다.

### 3. 정보 Granule 기반 퍼지 추론 시스템의 최적화

본 논문에서 제안한 퍼지 추론 시스템의 최적화를 위해 전반부 구조 및 파라미터를 동정을 시행한다. 우선 전반부 파라미터를 동정하기 위해 HCM 클러스터링 알고리즘을 통해 데이터를 특성별로 분류하고, 분류된 클러스터들의 중심을 사용하여 초기 멤버쉽 파라미터를 동정한다. 그런 다음, 개선된 컴플렉스 방법을 사용하여 최적의 파라미터를 동정하게 된다. 후반부 구조 및 파라미터를 동정하기 위해서는 각 입출력 데이터의 특성을 고려하기 위해 입출력 데이터의 중심값을 후반부 다항식 함수에 정보 Granule 기반 퍼지 모델을 구축한 후 표준 최소자승법을 사용하여 동정한다. 그림 3은 제안한 퍼지모델링의 최적화 과정을 보여준다.

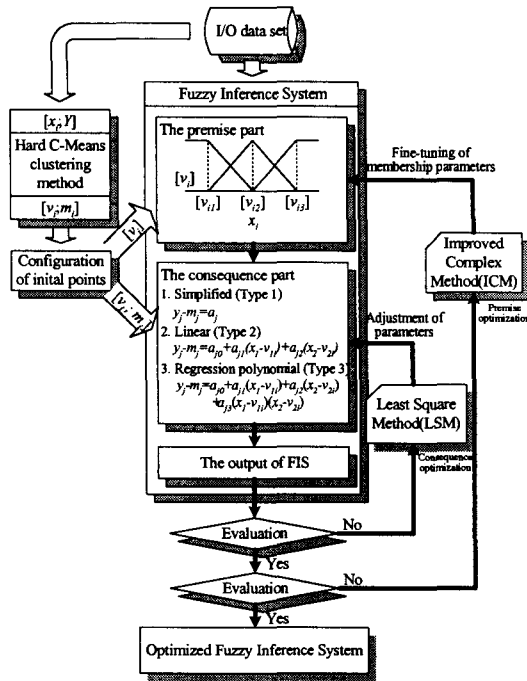


그림 3 정보 Granule 기반 퍼지 추론 시스템의 최적화 과정  
 Fig. 3 Optimization process for IG(Information Granulation) based FIS

3.1 HCM 클러스터링

본 논문에서는 입출력 관계의 특성을 이용하여 모델링을 수행한다. 따라서 데이터의 특성을 파악하는 것이 매우 중요하다. 입출력 데이터의 특성을 찾아내기 위해 논문에서는 정보 Granule에 기반하여 HCM 클러스터링 알고리즘[24]을 이용한다. HCM 클러스터링 기법을 통해 데이터를 특성별로 분류하고, 분류된 클러스터들의 중심을 사용하여 그림 2의 (b)처럼 멤버쉽함수를 정의한다.

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 방법을 사용한다. HCM 클러스터링 알고리즘의 수행과정은 다음과 같다.

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

$$M_c = \left\{ U \mid u_{ik} \in \{0, 1\}, \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^m u_{ik} < m \right\} \quad (15)$$

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

[단계 2] 각각의 클러스터에 대한 중심벡터  $V_i$ 를 구한다.

$$V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{im}\}, \quad v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m u_{ik} \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^m u_{ik}} \quad (16)$$

여기서,  $i$ 는  $i$ 번째 클러스터,  $j$ 는  $j$ 번째 입력 변수( $j=1, \dots, m$ ),  $n$ 은 data 수.

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

$$d_{ik} = d(x_k - V_i) = \|x_k - V_i\| = \left[ \sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (17)$$

$$u_{ik}^{(r+1)} = \begin{cases} 1 & d_{ik}^{(r)} = \min\{d_{jk}^{(r)}\} \text{ for all } j \in c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

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

[단계 4] 만일 식 (19)을 만족한다면 종료하고, 그렇지 않으면  $r = r+1$ 로 놓고 [단계 2]로 간다.

$$\|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| \leq \epsilon (\text{tolerance level}) \quad (19)$$

본 논문에서는 정보 Granule 기반 퍼지 모델의 전반부 초기 파라미터를 동정하고, 후반부 입출력 데이터의 중심값을 적용하여 각 입출력 데이터의 특성을 고려한다.

$$[x_1, Y] \rightarrow [v_{1i}, m_{1i}], [x_2, Y] \rightarrow [v_{2i}, m_{2i}] \quad (20)$$

여기서,  $i$ 는 멤버쉽 함수의 수 = 클러스터 수이고,  $v_{1i}$ 는  $x_1$  입력에 대한 멤버쉽 함수의 정점이며,  $v_{2i}$ 는  $x_2$  입력에 대한 멤버쉽 함수의 정점이 된다.

3.2 개선된 컴플렉스 방법을 이용한 최적화

개선된 컴플렉스 알고리즘[11,19]은 기존의 최적화 이론인 심플렉스 개념을 확장, 융합함으로써 목적함수를 최소화시키는 심플렉스 방법에 제약조건이 주어지는 경우로 식 (21)의 형태의 수식을 풀기 위한 방법이다. 본 논문에서는 HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 퍼지 정보 Granule에 기반한 퍼지 모델의 초기 멤버쉽함수 정점에 대한 파라미터들을 다시 정교하게 자동 동조한다.

최적의 파라미터를 동조하기 위해 실행횟수를 500번, 표준편차를 0.000001로 설정하고 반사를 1, 확장을 2, 그리고 축소를 0.5로 사용하였다.

개선된 컴플렉스 알고리즘의 수행은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } f(X) \\ & \text{Subject to } g_j(X) \leq 0, \quad j=1, 2, \dots, m \\ & \quad \quad \quad x_i^{(l)} \leq x_i \leq x_i^{(u)} \quad i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (21)$$

여기서,  $l$ 은 하한,  $u$ 는 상한을 나타낸다.

3.3 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 데이터

에 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 본 연구에서는 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 제시한다.

학습 데이터와 테스트 데이터에 대해 하중값을 가진 목적함수를 다음과 같이 정의한다.

$$f(PI, E\_PI) = \theta \times PI + (1 - \theta) \times E\_PI \quad (22)$$

$\theta$ 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 멤버쉽함수, 즉 삼각형 멤버쉽함수의 모든 파라미터들은 개선된 컴플렉스 방법에 의해 변화한다.

#### 4. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

제안된 퍼지모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널리 사용된 두 종류의 수치 데이터를 이용한다. 첫 번째는 간단한 수치 예제인 비선형 함수를, 두 번째는 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정을 사용한다. 이들은 입력과 출력의 관계를 나타내는 다수 데이터의 집합으로 나타내어진다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 비선형 함수와 가스로 공정에 대해서  $MSE$ (Mean Squared Error), 식 (23)을 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (23)$$

여기서  $N$ 은 데이터의 총수,  $y_i$ 는 실 공정출력,  $\hat{y}_i$ 는 제안된 퍼지모델의 출력을 나타낸다.

##### 4.1 비선형 공정

본 논문에는 제안된 모델의 적용 및 타당성을 평가하기 위해 식(24)로 표현되는 2입력 1출력 비선형 함수를 이용한다.

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1.5})^2, \quad 1 \leq x_1, x_2 \leq 5 \quad (24)$$

비선형 특징을 가진 시스템 방정식으로부터 얻어진 50개의 입출력 데이터 쌍을 제안된 모델에 적용함으로써 모델의 타당성 및 정확도를 기존 모델과 비교 검토한다.

제안된 퍼지모델의 전반부 구조의 멤버쉽함수의 수를 조

절하여 설계자가 원하는 모델을 설계할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 각 입력에 대해 2개 또는 3개인 멤버쉽함수를 고려한다. 표 1은 입력데이터의 Min-Max 값을 이용하여 전반부 초기 파라미터 값을 동정한 후 개선된 컴플렉스 방법에 의해 파라미터 값을 자동 동조한 성능지수를 보여주며, 표 2에서는 입출력 데이터의 특성을 고려하기 위해 HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 정보 Granule 기반 퍼지 모델을 구축한 후 개선된 컴플렉스 방법을 이용하여 파라미터 값을 다시 동조한 성능지수를 보여주고 있다.

표 1 개선된 컴플렉스 방법을 사용한 성능지수

Table 1 Performance index using ICM

No. of MFs	구조	PI	No. of MFs	구조	PI
2x2	구조 1	0.07706	3x2	구조 1	0.06761
	구조 2	0.02197		구조 2	0.01074
	구조 3	0.01851		구조 3	0.01023
2x3	구조 1	0.05391	3x3	구조 1	0.03235
	구조 2	0.01608		구조 2	0.00234
	구조 3	0.01474		구조 3	0.00235

표 2 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법을 사용한 성능지수

Table 2 Performance index using IG based ICM

No. of MFs	구조	PI	No. of MFs	구조	PI
2x2	구조 1	0.07706	3x2	구조 1	0.05339
	구조 2	0.02114		구조 2	0.01051
	구조 3	0.01106		구조 3	0.00529
2x3	구조 1	0.04601	3x3	구조 1	0.02394
	구조 2	0.00392		구조 2	0.00046
	구조 3	0.00137		구조 3	0.00036

표 1과 표 2에서 볼 수 있듯이 기존의 Min-Max 값을 초기 멤버쉽함수 파라미터로 설정한 후, 개선된 컴플렉스 방법을 이용하여 퍼지모델을 구축한 경우보다 본 논문에서 제안한 정보 Granule에 기반하여 개선된 컴플렉스 방법을 적용한 퍼지모델에 있어서 뚜렷한 성능향상을 볼 수 있으며 보다 선택된 모델구조를 구축할 수 있었다.

그림 4와 그림 6은 표 2에서 각 입력변수에 대한 멤버쉽함수의 수가 3개이고 구조 3인 회귀다항식 퍼지추론 구조의 경우에, 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법을 이용하여 최적 파라미터를 탐색하는 과정과 동정된 파라미터를 보여준다.

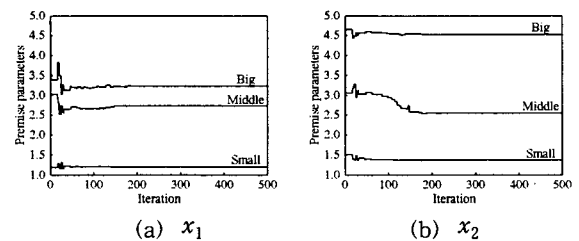


그림 4 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 파라미터 탐색과정

Fig. 4 Search process of parameters by IG based ICM

그림 5는 표 1에서 각 입력에 대한 멤버쉽함수의 수가 3개이고 회귀다항식 퍼지추론 구조인 구조 3의 경우에, 정보 Granule를 고려하지 않은 개선된 컴플렉스 방법만에 의한 동정된 파라미터를 보여준다.

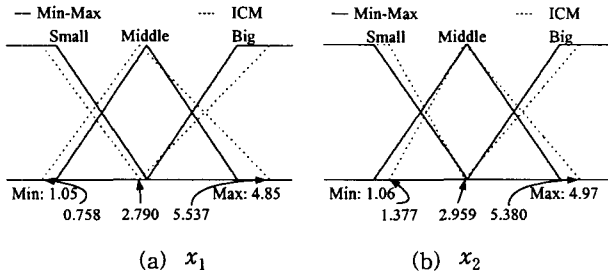


그림 5 개선된 컴플렉스 방법에 의한 튜닝된 파라미터  
Fig. 5 Auto-tuned parameters by ICM

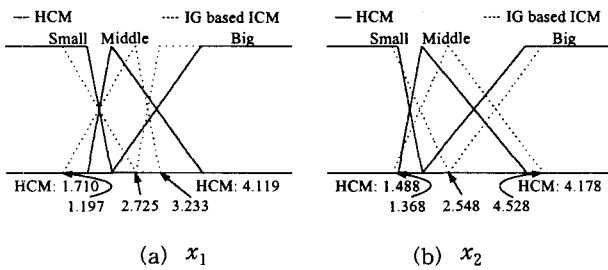


그림 6 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 튜닝된 파라미터  
Fig. 6 Auto-tuned parameters by IG based ICM

각 입력에 대하여 3개의 멤버쉽함수와 회귀다항식 퍼지추론 구조일 때 기존의 개선된 컴플렉스 방법에 의한 퍼지 모델(FIS)과 같은 조건에서 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 퍼지 모델(IG based FIS)에 대한 각각의 최적화 탐색과정을 그림 7에서 보여준다. 이 때의 성능지수는 각각 0.00235와 0.00003이다. 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 퍼지 모델이 빠르고 우수한 수렴특성과 향상된 성능을 가짐을 보여준다.

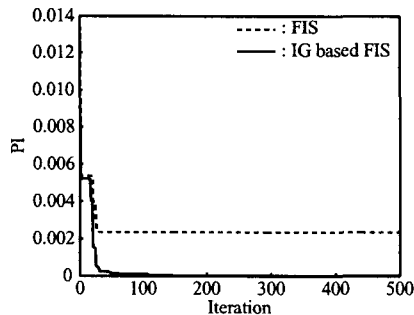


그림 7 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 모델의 최적화 탐색과정  
Fig. 7 Optimal search process of model by IG based ICM

표 3은 기존의 퍼지모델과 본 논문에서 제안한 모델과의

동정오차를 비교하여 보여준다. Gomez-Skarmeta et al.[13]의 모델은 퍼지 클러스터링 알고리즘(FCM-like)을 사용하였고, Kim et al.[14]의 모델은 FCRM 클러스터링과 경사하강법을 사용하여 각각 제안한 모델의 성능을 평가하였다. Kim et al.[15]의 모델은 Kim et al.[14]의 모델을 수정하여 FCRM 알고리즘 대신에 double clustering 알고리즘을 사용한 성능지수를 보여준다. 기존의 퍼지모델[12-17]에서 제안된 모델들은 모두 50개의 입출력 데이터 쌍을 가지고 모델의 타당성 및 정확도를 평가하였다. 본 논문에서 제안한 모델은 규칙수가 4개일 때 Kim et al.[15]의 모델보다 다소 낮은 성능지수를 보이나 그 외의 규칙수를 가질 경우에는 월등히 우수한 성능을 나타낸다.

표 3 기존 퍼지모델과 동정 오차 비교  
Table 3 Comparison of identification error with previous fuzzy models

Model	규칙수	PI	
Sugeno and Yasukawa[12]	6	0.079	
Gomez-Skarmeta et al.[13]	5	0.070	
Kim et al.[14]	3	0.019	
Kim et al.[15]	3	0.0089	
Oh et al.[16]	Basic PNN	0.0212	
	Modified PNN	0.0041	
Park et al.[17]	BFPNN	9	0.0033
	MFPNN	9	0.0023
Our Model	6(2x3)	0.00137	
	9(3x3)	0.00003	

#### 4.2 가스로 공정

제안된 퍼지모델링을 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 시계열 데이터[10]를 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 (30)에 의해 0.5에서 0.7로 변한다[10].

$$X_m(t) = 0.060 - 0.048 \times X(t) \quad (25)$$

입력이 가스 흐름율이고 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 하고, 정보 Granule에 기반하여 개선된 컴플렉스 방법으로 모델을 최적화한다.

제안된 퍼지모델의 전반부 구조의 멤버쉽함수의 수를 조절하여 설계자가 원하는 모델을 설계할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 각 입력에 대해 2개 또는 3개인 멤버쉽함수를 고려한다. 표 4와 표 5는 각각 표 1과 표 2의 방법과 같이 전반부 파라미터 값을 자동 동조한 후, 하중계수를 가진 목적함수를 이용하여 그에 따른 성능지수를 보여준다.

표 4 개선된 컴플렉스 방법을 사용한 하중값을 가진 성능지수

Table 4 Performance index with weighting factor using ICM

No. of MFs	구조	$\theta$	PI	E_PI	No. of MFs	구조	$\theta$	PI	E_PI
2x2	구조 1	0.0	0.115	0.306	3x2	구조 1	0.0	0.022	0.332
		0.25	0.056	0.316			0.25	0.022	0.333
		0.5	0.024	0.328			0.5	0.022	0.333
		0.75	0.023	0.331			0.75	0.022	0.333
	1.0	0.022	0.335	1.0		0.022	0.337		
	구조 2	0.0	0.029	0.268		구조 2	0.0	0.023	0.308
		0.25	0.026	0.296			0.25	0.027	0.286
		0.5	0.024	0.298			0.5	0.023	0.305
		0.75	0.024	0.296			0.75	0.023	0.299
	1.0	0.022	0.339	1.0		0.020	0.363		
	구조 3	0.0	0.029	0.314		구조 3	0.0	0.032	0.310
		0.25	0.026	0.305			0.25	0.029	0.288
0.5		0.022	0.324	0.5	0.022		0.283		
0.75		0.022	0.329	0.75					
1.0	0.021	0.335	1.0	0.020	0.357				

표 5 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법을 사용한 하중값을 가진 성능지수

Table 5 Performance index with weighting factor using IG based ICM

No. of MFs	구조	$\theta$	PI	E_PI	No. of MFs	구조	$\theta$	PI	E_PI
2x2	구조 1	0.0	0.116	0.306	3x2	구조 1	0.0	0.185	0.294
		0.25	0.056	0.316			0.25	0.024	0.332
		0.5	0.024	0.328			0.5	0.022	0.333
		0.75	0.023	0.331			0.75	0.022	0.333
	1.0	0.022	0.335	1.0		0.022	0.337		
	구조 2	0.0	0.021	0.265		구조 2	0.0	0.017	0.267
		0.25	0.020	0.266			0.25	0.018	0.267
		0.5	0.019	0.265			0.5	0.017	0.267
		0.75	0.019	0.265			0.75	0.017	0.267
	1.0	0.017	0.301	1.0		0.016	0.294		
	구조 3	0.0	0.019	0.267		구조 3	0.0	0.024	0.267
		0.25	0.018	0.272			0.25	0.017	0.268
0.5		0.017	0.275	0.5					
0.75		0.017	0.273	0.75	0.016		0.273		
1.0	0.016	0.285	1.0	0.015	0.290				

표 4와 표 5에서 보는 바와 같이 클러스터 개수를 결정하여 HCM 클러스터링으로 입출력 데이터를 분류하고, 분류된 데이터를 기반으로 데이터 특성에 맞게 정보 Granule 기반 퍼지 모델을 구축한 후 개선된 컴플렉스 방법과 하중계수를 가진 목적함수를 통해 얻은 퍼지 모델의 최적화된 결과가 학습 성능 및 테스트 성능이 향상됨을 알 수 있었다.

그림 8과 그림 10은 표 5에서  $u(t-3)$  입력에 대한 멤버십함수의 수가 3개이고,  $y(t-1)$  입력에 대한 멤버십함수의 수가 2개이며, 구조 3( $\theta=0.5$ )의 경우에 있어서 각 입력변수에 대한 HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 초기 파라미터를 개선된 컴플렉스 방법을 이용하여 최적 파라미터를 탐색하는 과정과 동정된 파라미터를 보여준다.

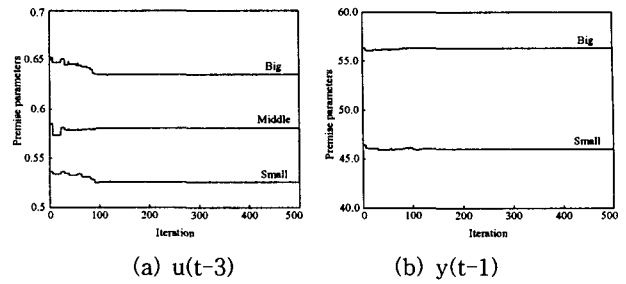


그림 8 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 파라미터 탐색과정( $\theta=0.5$ )

Fig. 8 Search process of parameters by IG based ICM

그림 9는 표 4에서  $u(t-3)$  입력에 대한 멤버십함수의 수가 3개이고,  $y(t-1)$  입력에 대한 멤버십함수의 수가 2개이며, 구조 3( $\theta=0.75$ )의 경우에 있어서 각 입력변수에 대한 Min-Max 값에 의한 초기 파라미터를 개선된 컴플렉스 방법을 이용하여 최적으로 동정된 파라미터를 보여준다. 그리고 그림 10은 표 5에서 규칙수 6, 구조 3( $\theta=0.5$ )의 경우에 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 최적 동정 파라미터를 보여준다.

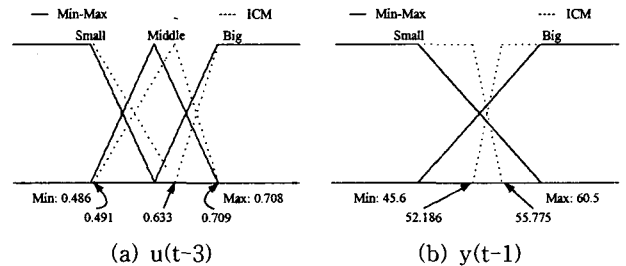


그림 9 개선된 컴플렉스 방법에 의한 동정된 파라미터( $\theta=0.75$ )

Fig. 9 Identified parameters by ICM

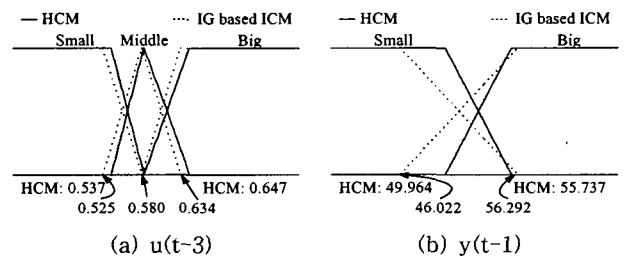


그림 10 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 동정된 파라미터( $\theta=0.5$ )

Fig. 10 Identified parameters by IG based ICM

그림 11은 표 4-5에서 나타난 것 같이, 개선된 컴플렉스 방법에 의한 퍼지 모델(FIS;  $\theta=0.75$ )과 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 퍼지 모델(IG based FIS;  $\theta=0.5$ )에 대한 규칙수 6, 구조 3인 경우에 각각의 최적화 과정을 보여준다.



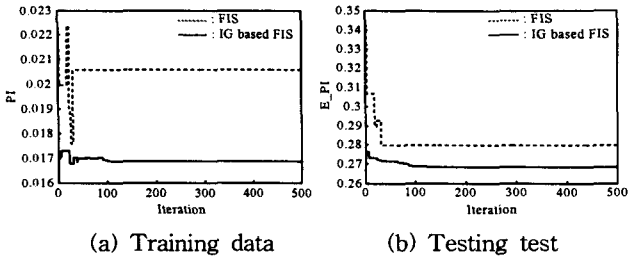


그림 11 정보 Granule 기반 개선된 컴플렉스 방법에 의한 모델의 최적화 탐색과정

Fig. 11 Optimal search process of model by IG based ICM

표 6은 기존의 퍼지모델과 동정 오차를 비교하여 보여준다. Tong[6], Pedrycz[2], Xu[7], Sugeno[18]의 모델은 학습 데이터에 대한 성능지수 결과만을 보여주며, Oh의 모델 [19,20]은 최적화 알고리즘인 개선된 컴플렉스만을 이용하였다. 여기서 성능지수는  $PI = (PARA1 \times PI + PARA2 \times E\_PI) / 2$ 을 사용하였고 PARA1과 PARA2는 각각 1일 때의 성능지수를 보여준다. HCM+GA[21]의 모델은  $\theta=0.5$ 일때의 성능지수를 나타낸다. 표 6에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안된 정보 Granule 기반 퍼지 모델이 기존의 퍼지모델보다 우수함을 알 수 있다. 여기서,  $PI_t$ 는 전체 데이터에 대한 성능지수를,  $PI$ 와  $E\_PI$ 는 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능지수를 각각 나타낸다.

표 6 기존 퍼지모델과 동정 오차 비교

Table 6 Comparison of identification error with previous fuzzy models

Model		$PI_t$	PI	E_PI	규칙수	
Tong's model[6]		0.469			19	
Pedrycz's model[2]		0.776			20	
Xu's model[7]		0.328			25	
Sugeno's model[18]		0.355			6	
Oh et al.'s model[19,20]	Simplified		0.024	0.328	4	
	Linear		0.022	0.326	4	
HCM+GA [21]	Simplified	$\theta=0.5$		0.035	0.289	4
				0.022	0.333	6
	Linear	$\theta=0.5$		0.026	0.272	4
				0.020	0.264	6
Our model	Simplified	$\theta=0.5$		0.024	0.328	4
				0.022	0.333	6
	Linear	$\theta=0.5$		0.019	0.265	4
				0.017	0.267	6
	Regression	$\theta=0.0$		0.019	0.267	4
			$\theta=0.5$		0.016	0.268

5. 결 론

비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델을 얻기 위하여 정보 Granule 기반 퍼지 시스템의 최적구조를 제안하였고, 그것의 특성과 상세 설계 절차를 토의하였다. 그리고 이 퍼지 시스템 구조는 잘 알려진 두 공정을 모델링하기 위하여 사용하였다. HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 정보 Granule은 퍼지규칙의 전,후반부에 각각 사용될 멤버쉽함수의 초기 정점 및 다항식 함수의 초기값과 같은 그러한 퍼지

모델의 초기 파라미터를 결정하는 것을 돕는다. 그리고 그 초기 파라미터는 개선된 컴플렉스 방법 및 표준최소자승법에 의해 효과적으로 튜닝(조정)된다. 결과적으로 제안된 퍼지 모델은 입출력 데이터의 특징을 모델에 반영하기 위해 클러스터링 알고리즘을 사용하여 퍼지 입력 공간을 정의하였고, 또한 후반부 다항식 함수에 의한 정보 Granule 기반 구조 동정 및 파라미터 동정을 수행하였다. 제안한 모델은 입출력 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.

감사의 글

본 연구는 2003년도 학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음(KRF-2003-002-D00297).

참 고 문 헌

- [1] R. M. Tong, "Synthesis of fuzzy models for industrial processes," Int. J. Gen. Syst., Vol. 4, pp. 143-162, 1978.
- [2] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational system," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp. 153-167, 1984.
- [3] W. Pedrycz, "Numerical and application aspects of fuzzy relational equations," Fuzzy Sets Syst., Vol. 11, pp. 1-18, 1983.
- [4] E. Czogola and W. Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems," Fuzzy Sets Syst., Vol. 6, pp. 73-83, 1981.
- [5] C. W. Xu, "Fuzzy system identification," IEEE Proceeding Vol. 126, No. 4, pp. 146-150, 1989.
- [6] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp. 1-12, 1980.
- [7] 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.
- [8] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," IEEE Trans. Syst. Cybern., Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132, 1985.
- [9] M. A. Ismail, "Soft Clustering Algorithm and Validity of Solutions," Fuzzy Computing Theory, Hardware and Applications, edited by M.M. Gupta, North Holland, pp. 445-471, 1988.
- [10] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, Time Series Analysis: Forecasting and Control, 2nd ed.,

Holden-Day, San Francisco, CA, 1976.

[11] S.-K. Oh, "Fuzzy Identification by Means of an Auto-Tuning Algorithm and a Weighted Performance Index," *Jorunal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 8, No. 6, pp. 106-118, 1998.

[12] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy systems*, Vol. 1, No. 1, pp. 7-13, 1993.

[13] A.-F. Gomez-Skarmeta, M. Delgado and M. A. Vila, "About the use of fuzzy clustering techniques for fuzzy model identification," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 106, pp. 179-188, 1999.

[14] E.-T. Kim, M.-K. Park, S.-H. Ji, M.-N. Park, "A new approach to fuzzy modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 328-337, 1997.

[15] E.-T. Kim, H.-J. Lee, M.-K. Park, M.-N. Park, "a simply identified Sugeno-type fuzzy model via double clustering," *Information Sciences*, Vol. 110, pp. 25-39, 1998.

[16] S.-K. Oh, W. Pedrycz and B.-J. Park, "Polynomial Neural Networks Architecture: Analysis and Design," *Computers and Electrical Engineering*, Vol. 29, Issue 6, pp. 703-725, 2003.

[17] B.-J. Park, W. Pedrycz and S.-K. Oh, "Fuzzy Polynomial Neural Networks: Hybrid Architectures of Fuzzy Modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 10, No. 5, pp 607-621, Oct. 2002.

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

[19] 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.

[20] 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.

[21] 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.

[22] L. A. Zadeh, "Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic," *Fuzzy Sets and Syst.*, Vol. 90, pp. 111-117, 1997.

[23] W. Pderycz and G. Vukovich, "Granular neural networks," *Neurocomputing*, Vol. 36, pp. 205-224, 2001.

[24] 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.

[25] 오성권, "프로그래밍에 의한 컴퓨터지능(퍼지, 신경회로망 및 진화알고리즘을 중심으로)," 내하출판사, 2002.

## 저 자 소 개



### 오 성 권(吳 聖 權)

1957年 2月 13日生. 1981년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1983-89년 금성산전연구소(선임연구원). 1993년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1996-97년 캐나다 Manitoba대학 전기 및 컴퓨터공학과 Post-Doc. 1993년-현재 원광대 전기전자 및 정보공학부 부교수. 2002년-현재 대한전기학회 및 제어자동화시스템공학회 편집위원. 주관심분야는 시스템 자동화, 퍼지이론, 신경회로망 응용 및 제어, 컴퓨터 지능 등.

Tel : (063) 850-6342

E-mail : ohsk@wonkwang.ac.kr



### 박 건 준(朴 建 俊)

2003년 원광대 전기전자공학부 졸업. 2003~현재 동대학 석사과정. 관심분야는 퍼지추론시스템, 신경회로망, 유전자 알고리즘 및 최적화이론, 컴퓨터 및 인공지능, 자동화시스템 및 제어 등

Tel : (063) 850-6342

E-mail : bird75@wonkwang.ac.kr



### 이 동 운(李 東 潤)

1963년 11월 22일 생. 1987년 원광대 공대 전기공학과 졸업. 1990년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 동대학원전기전자공학과 졸업(공학박). 1990년~2000년 Intellect, J-Tek, KIST 근무. 2001년 3월~2002년 2월 원광대 전기전자 및 정보공학부 B.K. 교수. 현재 중부대학교 정보통신S/W공학과 조교수.

Tel : (041)750-6209

E-Mail : dylee@joongbu.ac.kr