

비선형 공정에서의 입력 공간 분할에 의한 퍼지 추론 시스템의 특성 분석

Characteristics of Fuzzy Inference Systems by Means of Partition of Input Spaces in Nonlinear Process

박건준*, 이동윤**

수원대학교 전기공학과*, 중부대학교 전기전자공학과**

Keon-Jun Park(birds@suwon.ac.kr)*, Dong-Yoon Lee(dylee@joongbu.ac.kr)**

요약

본 논문은 비선형 공정의 퍼지 모델을 동정하기 위해 전체 입력의 공간 분할 및 퍼지 추론 방법에 따른 퍼지 추론 시스템의 입출력 특성을 분석하며, 퍼지 모델의 입력 변수와 퍼지 입력 공간 분할 및 후반부 다항식 함수에 의한 구조 동정과 파라미터 동정을 통해 비선형 공정을 표현한다. 퍼지 규칙에서 전반부 파라미터의 동정에는 입출력 데이터의 최소 값과 최대 값을 이용하는 최소-최대 방법 및 입출력 데이터를 군집으로 형성하는 C-Means 클러스터링 알고리즘을 사용하여 입력 공간을 분할한다. 또한 전반부 멤버쉽 함수는 삼각형 멤버쉽 함수를 사용하여 입력 공간을 형성한다. 후반부 동정에서 퍼지 추론 방법은 간략 추론 및 선형 추론에 의해 시스템을 표현한다. 또한, 각 규칙의 후반부 파라미터들, 즉 후반부 다항식의 계수를 동정하기 위해 표준 최소자승법을 사용한다. 마지막으로, 비선형 공정으로는 널리 이용되는 가스 로 데이터를 사용하며 이 공정에 대해 성능을 평가한다.

■ 중심어 : | 퍼지 추론 시스템 | 입력 공간 분할 | 최소-최대 방법 | C-Means 클러스터링 | 비선형 공정 특성 |

Abstract

In this paper, we analyze the input-output characteristics of fuzzy inference systems according to the division of entire input spaces and the fuzzy reasoning methods to identify the fuzzy model for nonlinear process. And fuzzy model is expressed by identifying the structure and parameters of the system by means of input variables, fuzzy partition of input spaces, and consequence polynomial functions. In the premise part of the rules Min-Max method using the minimum and maximum values of input data set and C-Means clustering algorithm forming input data into the hard clusters are used for identification of fuzzy model and membership function is used as a series of triangular membership function. In the consequence part of the rules fuzzy reasoning is conducted by two types of inferences. The identification of the consequence parameters, namely polynomial coefficients, of the rules are carried out by the standard least square method. And lastly, we use gas furnace process which is widely used in nonlinear process and we evaluate the performance for this nonlinear process.

■ keyword : | Fuzzy Inference Systems | Partition of Input Space | Min-Max Method | C-Means Clustering | Characteristics of Nonlinear Process |

I. 서론

자연 현상을 이해하고, 이를 이용하기 위한 연구가 많은 연구자들 사이에서 이루어지고 있다. 그 중 1965년에 Zadeh에 의해 창안된 “퍼지집합” 이론은 비선형적이고 복잡한 실 시스템에 적용해본 결과 시스템의 특성을 해석하는데 있어서 수학적 모델보다 더 좋은 결과를 나타냈다. 이들은 if-then 규칙, 퍼지그래픽, 퍼지보간법, 퍼지위상, 퍼지추론, 퍼지추론 시스템, 퍼지모델링 등의 계산법과 같은 다양한 응용영역을 형성하며 많은 분야로 발전되었다. 수학적인 모델 방법을 대신하여 Zadeh가 제안한 방법은 몇 가지 특징을 가지고 있다. 첫 번째, 수치가 아니라 언어적으로 애매한 변수를 이용하여 시스템을 표현하였고, 두 번째는 조건부명제에 의해 애매한 변수간의 관계를 나타냈다는 것이다. 세 번째는 시스템을 퍼지 알고리즘방식을 이용하여 표현하였다. 퍼지 알고리즘과 복잡한 시스템의 언어 모델링을 이용함으로써 1974년 Mamdani가 제어에 응용한 것이 퍼지제어의 시초이며, 퍼지제어를 발달시킨 것은 퍼지 알고리즘과 언어 모델링이다. 퍼지 알고리즘이란 crisp알고리즘을 퍼지화한 것으로 모호한 지시를 포함한다. 또한 언어 모델링이란, 복잡한 시스템의 모델링을 위해 제안된 것으로 Zadeh의 부적합성 원리에 근거를 두고 있다. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 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. 퍼지시스템 이론의 발전으로 퍼지모델 동정 알고리즘의 접근 방식도 향상되었다. 초기 퍼지 모델의 동정연구로는 언어적 접근 방식[1][2]과 퍼지 관계 방정식에 기초한 접근방식[3][4]이 제안되었다. 언어적 접근방식에서, Tong은 논리적 조사 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였고[6], B.Li는 이러한 방법들을 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 기준 퍼지집합 개념에 의해 해석하였다[2]. 퍼지관계 방정식에 기초한 접근방식에서, Pedrycz는 퍼지관계 방정식에 의해 새로운 합성규칙인 기준 퍼지집합과 Zadeh의 제한적 가능성 분포의 개념에 기초해서 동정하였고[3], Xu는 이 두가지 방법에 기초한 기준 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 최소자승법에 의해 시스템을 동정하였다[9]. 그러나, 전반부 구조 동정에서 반복적인 퍼지분할에 의한 경험에 의존하는 문제점이 있다. 또한 퍼지 클러스터링 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였으나[10], 직접 추론법에 의한 것으로 동정 성능이 떨어졌다. 이러한 동정알고리즘들은 주어진 공정의 학습 데이터에 기초함으로써 보다 좋은 성능 즉 근사화 능력에 초점이 맞추어졌다.

본 논문에서는 비선형 공정의 퍼지 모델을 동정하기 위해 입력 공간 분할 및 퍼지 추론 방법에 따른 퍼지 추론 시스템의 입출력 특성을 분석한다. 퍼지모델의 입력 변수와 퍼지 입력 공간 분할 및 후반부 다항식함수에 의한 구조 동정과 파라미터 동정을 통해 비선형 공정을 표현한다. 전반부 파라미터의 동정에는 입출력 데이터의 최대, 최소값을 이용하는 최소-최대 방법 및 클러스터 중심을 이용하는 C-Means 클러스터링 알고리즘[11]을 사용하며 전반부 멤버쉽 함수는 삼각형 멤버쉽 함수를 사용하여 입력 공간을 분할한다. 후반부 동정에서 퍼지 추론 방법은 간략추론 및 선형추론에 의해 수행되며, 표준 최소자승법을 사용하여 후반부 파라미터를 동정한다. 비선형 공정으로 적용하기 위해 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 공정 데이터[8]를 모델링함으로써 입출력 공간 특성 및 성능 지수를 비교 분석한다.

II. 퍼지 모델

퍼지 모델링이란 if-then 형식으로 플랜트를 기술하

는 것으로, 구체적으로 입출력 데이터의 상호관계에 의해 설정된 입출력 변수로부터 확립되는 것이다. 퍼지 모델의 동정은 전반부와 후반부의 동정으로 나누어진다. 전반부 동정은 입력 정보, 즉 퍼지규칙의 전반부 변수의 선택과 입력변수 공간의 퍼지분할 결정, 그리고 입력공간의 파라미터 결정이 필요하다. 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. 퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 규칙의 구조 동정 및 파라미터의 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 중요하다(후반부의 동정은 보통 선형 시스템 동정문제와 본질적으로 같다). 본 논문에서는 전반부 구조로 결정된 입력 변수와 규칙을 가지고, 최소-최대 방법과 C-Means 클러스터링 알고리즘을 이용하여 전반부 파라미터를 동정한다. 후반부 구조는 두 가지 형태의 구조로 표현하며, 후반부 파라미터 동정으로는 최대 퍼팅알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준 최소자승법을 사용한다.

1. 전반부 동정

퍼지 모델링에서 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 멤버쉽 함수로 삼각형 형태를 이용한다. 멤버쉽 함수를 입력 변수의 최소값과 최대값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 일률적으로 정의하는 방법과 데이터들이 가지고 있는 특성을 반영하기 위하여 전반부 파라미터 동정을 위해 C-Means 클러스터링 방법을 이용한다. [그림 1]은 첫 번째 방법을 이용하여 멤버쉽 함수를 정의하는 것을 보여주며 [그림 2]는 두 번째 방법을 이용한 멤버쉽 함수를 보여준다.

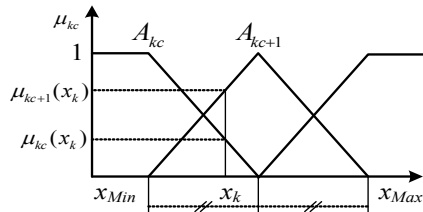


그림 1. 최소-최대 방법에 의한 멤버쉽 함수의 정의

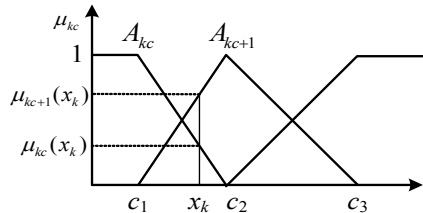


그림 2. C-Means 클러스터링에 의한 멤버쉽함수 정의

클러스터링 알고리즘이란 데이터 내부의 비슷한 패턴, 속성, 형태 등의 기준을 통해 데이터를 분류하여 내부의 구조를 찾아내는 것이다. 본 논문에서는 데이터들 간의 거리를 기준으로 하여 근접한 정도를 측정하고, 이를 바탕으로 데이터를 분류하는 C-Means 클러스터링[11]을 사용한다. C-Means 방법은 n 개의 데이터를 c 개의 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 n 개의 데이터로 구성된 집합 안의 클러스터 개수는 클러스터가 2개 이상 n 개 미만이어야 한다. 만약 클러스터가 1개라면 모든 데이터가 하나의 클러스터에 포함되기 때문에 결국 주어진 데이터 자체가 되고, 클러스터의 개수가 n 개라면 주어진 데이터 개수만큼 클러스터 개수가 정의되는 것이기 때문에 데이터 하나 하나가 하나의 클러스터를 형성하는 것과 같게 되므로 클러스터링을 하는 의미가 없다. 클러스터의 개수는 데이터에 따라 적절한 개수를 선택해 주어야한다. C-Means 클러스터링의 수행과정은 다음과 같다.

[단계 1] 클러스터의 개수 ($2 \leq c < n$)를 결정하고, 소속 행렬 U 를 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 \mathbf{v}_i 를 구한다.

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

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

$$d_{ik} = d(\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i) = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\| \quad (3)$$

$$= \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2}$$

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

여기서, d_{ik} 는 k 번째 데이터 표본 \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.

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

2. 후반부 동정

퍼지 모델의 후반부 동정도 전반부와 마찬가지로 구조 동정과 파라미터 동정으로 나뉜다. 후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 구조 1(간략 추론)과 구조 2(선형 추론)을 사용한다, 구조 1은 후반부가 단일 상수항만을 가지고, 구조 2는 후반부가 일차 선형식 형태를 가진다. 또한, 최대 피벗팅 알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준 최소자승법을 이용하여 후반부 파라미터를 동정한다.

2.1 구조 1 (간략 추론)

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

$$\begin{aligned} R^1 &: \text{If } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{1k} \text{ then } y_1 = a_{10} \\ &\quad \vdots \\ R^j &: \text{If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} \text{ then } y_j = a_{j0} \\ &\quad \vdots \\ R^n &: \text{If } x_1 \text{ is } A_{n1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{nk} \text{ then } y_n = a_{n0} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 R^j 는 $j(j=1, \dots, n)$ 번째 규칙, $x(k=1, \dots, k)$ 는 입력 변수, A_{jk} 는 퍼지집합의 멤버쉽함수, a_{j0} 는 상수이고 n 은 규칙 수이다. 추론된 값 y^* 는 다음과 같다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} a_{j0}}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \quad (7)$$

$$w_{ji} = A_{j1}(x_{1i}) \times \dots \times A_{jk}(x_{ki}) \quad (8)$$

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(9)에 의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (9)$$

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

2.2 구조 2 (선형 추론)

후반부가 일차 선형식으로 표현된 것으로 선형추론

법 또는 혼합추론법이라 한다. 이 퍼지 모델은 다음 식의 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$\begin{aligned}
 R^1 \text{ If } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{1k} & \quad (11) \\
 \text{then } y_1 = a_{10} + a_{11}x_1 + \dots + a_{1k}x_k & \\
 \vdots & \\
 R^j \text{ If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} & \\
 \text{then } y_j = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k & \\
 \vdots & \\
 R^n \text{ If } x_1 \text{ is } A_{n1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{nk} & \\
 \text{then } y_n = a_{n0} + a_{n1}x_1 + \dots + a_{nk}x_k &
 \end{aligned}$$

여기서 a_{jk} 는 후반부의 파라미터이다. 추론된 값 y^* 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 y^* &= \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} & (12) \\
 &= \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} (a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k)}{\sum_{j=1}^n w_{ji}}
 \end{aligned}$$

여기서 i ($i=1, \dots, m$)번째 데이터이고 w_{ji} 는 식(8)과 같다. 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 구조 1과 같은 방법으로 식(13)에 의해 구해진다.

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

$$\begin{aligned}
 E &= [\epsilon_1, \dots, \epsilon_m]^T, & a^T &= [a_{10}, \dots, a_{n0}], & (14) \\
 X &= [x_1, x_2, \dots, x_m]^T, \\
 x_i^T &= [w_{1i}, \dots, w_{ni}, x_{1i}, w_{1i}, \dots, x_{1i}, w_{ni}, \\
 & \quad \dots, x_{ki}, w_{1i}, \dots, x_{ki}, w_{ni}], \\
 Y &= [y_1, y_2, \dots, y_m]^T.
 \end{aligned}$$

III. 비선형 공정으로의 적용

제안된 퍼지 모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널

리 사용된 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정[8]을 사용한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 가스로 공정에 대해서 MSE(Mean Squared Error), 식 (15)를 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2 \quad (15)$$

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 (16)에 의해 0.5에서 0.7로 변한다[8].

$$X_m(t) = 0.060 - 0.048 \times X(t) \quad (16)$$

입력이 가스 흐름율이고 출력이 이산화탄소 농도인 1 입력 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 학습과 테스트 데이터로 나누어 퍼지추론에 의한 모델링을 수행한다.

[표 1]과 [표 2]는 최소-최대 방법과 C-Means 클러스터링 알고리즘에 의한 입력 공간 분할 및 각 입력에 대해 2개 또는 3개일 때의 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, No. of MFs는 각 입력에 대한 멤버쉽함수의 수를 의미하며, PI는 학습 데이터에 대한 성능 지수를, E_PI는 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 각각 나타낸다. [표 1]은 후반부 구조가 간략 추론인 경우이며, [표 2]는 선형 추론인 경우를 각각 보여준다.

표 1. 퍼지 모델의 성능 지수 (간략 추론)

Method	No. of MFs	PI	E_PI
Min-Max	2 x 2	0.022	0.336
	3 x 3	0.021	0.347
C-Means	2 x 2	0.828	1.277
	3 x 3	0.247	0.914

표 2. 퍼지 모델의 성능 지수 (선형 추론)

Method	No. of MFs	PI	E_PI
Min-Max	2 x 2	0.022	0.332
	3 x 3	0.018	0.299
C-Means	2 x 2	0.019	0.320
	3 x 3	0.017	0.303

[그림 3]과 [그림 4]는 정의된 방법에 의한 멤버십 함수를 보여준다. 여기서, X축과 Y축은 입력 공간을, Z축은 멤버십함수의 크기를 각각 의미한다. [그림 3]은 앞서 설명한 입출력 데이터의 최소-최대 방법에 의해서 정의된 멤버십 함수를 보여주며, 멤버십함수가 각각 2개와 3개 일 때 균등하게 입력 공간이 분할되는 것을 알 수 있다. [그림 4]는 C-Means 클러스터링에 의해서 정의된 멤버십 함수를 보여주며, 클러스터 중심을 기준으로 불균등하게 입력 공간이 분할되는 것을 알 수 있다.

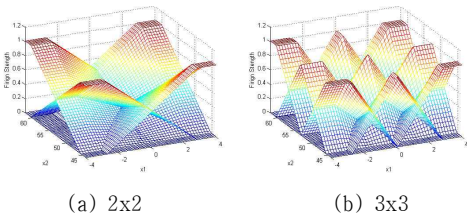


그림 3. 최소-최대 방법에 의한 멤버십 함수

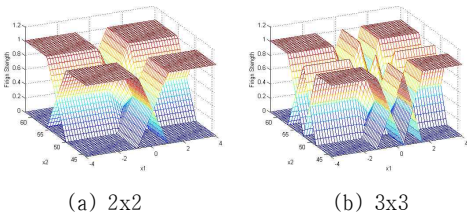


그림 4. C-Means 클러스터링에 의한 멤버십 함수

[그림 5]와 [그림 6]은 최소-최대 방법 및 C-Means 클러스터링에 의한 각 입력에 대해 멤버십 함수의 수가 2개 또는 3개 일때의 간략 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 최소-최대 방법에 의한 공간 분할은 입출력 공간에서 데이터의 최소 또는 최대 값에 해당하는 부분에서 공간이 구분되며 그 외 부분에서는 상수항의 출력

특성을 보여준다.

C-Means 클러스터링 방법에 의한 공간은 각 클러스터의 중심에 해당하는 부분에서 공간이 구별되며 그 외 지역 공간에서는 간략 추론의 상수항의 평면을 보여준다.

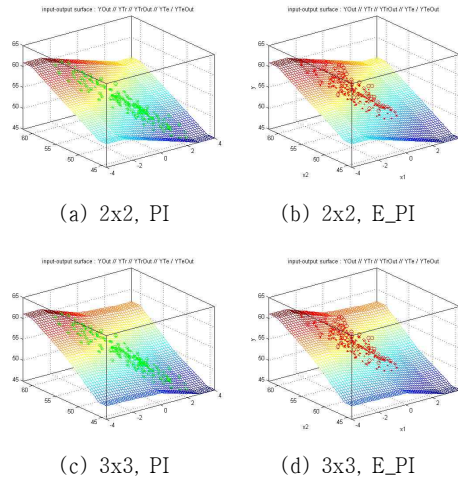


그림 5. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 간략 추론)

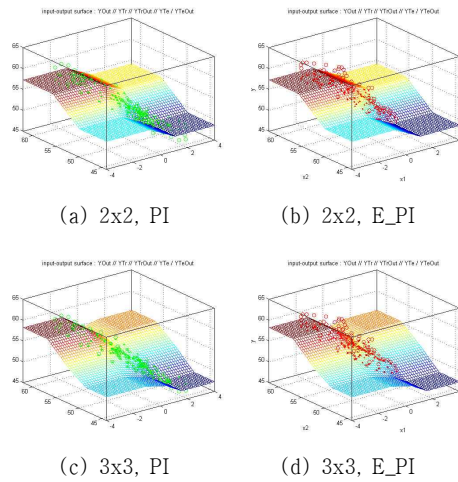


그림 6. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 간략 추론)

[그림 7]과 [그림 8]은 최소-최대 방법 및 C-Means 클러스터링에 의한 각 입력에 대해 멤버십 함수의 수가 2개 또는 3개 일 때의 선형 추론에 의한 입출력 공간을

보여준다. 최소-최대 방법에 의한 공간 분할은 입출력 공간에서 데이터의 최소 또는 최대에 해당하는 부분에서 공간이 구분되며 그 외 부분에서는 식 (11)과 같은 선형식의 출력 특성을 보여준다. C-Means 클러스터링 방법에 의한 공간은 각 클러스터의 중심에 해당하는 부분에서 공간이 구별되며 그 외 지역 공간에서는 선형의 평면 특성을 보여준다.

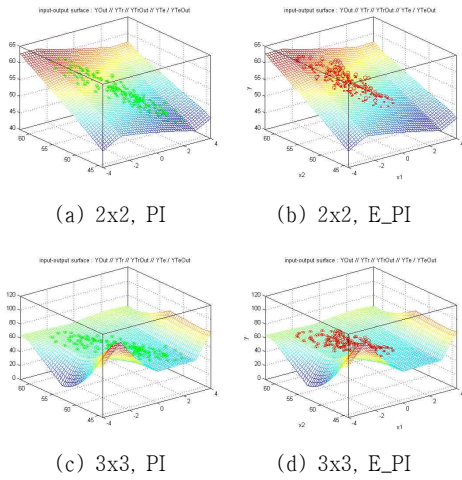


그림 7. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 선형 추론)

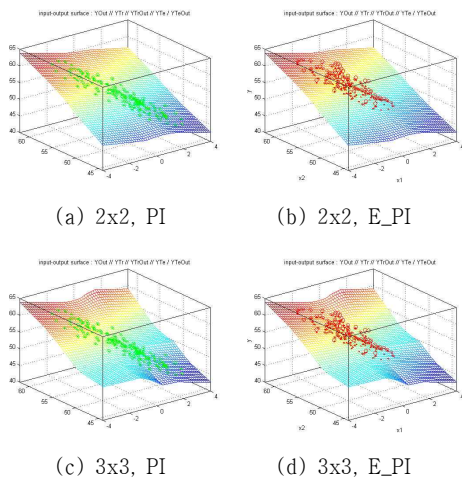


그림 8. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 선형 추론)

IV. 결론

본 논문에서는 비선형 공정에 대한 멤버십 함수에 따른 퍼지 추론 시스템의 입출력 공간을 비교 분석하였다. 퍼지모델의 입력변수와 퍼지 입력 공간 분할 및 후반부 다항식함수에 의한 구조 동정과 파라미터 동정을 통해 비선형 공정을 표현하였으며 전반부 파라미터의 동정에는 최소-최대 방법 및 C-Means 클러스터링 알고리즘을 사용하며 멤버십 함수를 정의 및 공간을 분할하였다. 후반부 동정에서 퍼지 추론 방법은 간략추론 및 선형추론에 의해 수행되며, 표준 최소자승법을 사용하여 후반부 파라미터를 동정하였다.

실험 결과에서 알 수 있듯이 입출력 데이터의 특성을 고려하여 공간을 분할한 경우 퍼지 추론 시스템의 출력에서도 그 특성이 반영되는 것을 알 수 있었다. 즉 입출력 데이터의 최소-최대 값 및 클러스터의 중심에서 입출력 공간이 분할되는 것을 알 수 있었다. 또한 공간이 중첩되는 부분에서는 각 규칙에 따른 삼각형 멤버십 함수 및 후반부 구조의 형태 즉, 간략 추론 및 선형 추론의 형태에 따른 특성을 보여주며, 공간이 중첩되지 않는 지역 공간에서는 후반부 구조에 의한 공간 출력 형태를 보이는 것을 알 수 있었다. 특히, 입출력 공간의 퍼지 규칙에 따른 각각의 지역 공간은 입력 공간의 분할 위치 및 형태 그리고 후반부 구조에 따라 형성되는 것을 알 수 있었다.

[표 1]과 [표 2]로부터 규칙이 많아질수록 성능이 개선되는 것을 알 수 있으며, 간략 추론과 선형 추론을 비교해 보면 선형 추론 방법이 전반적으로 보다 나은 성능을 보여주었다. 또한, 선형 추론일 때 최소-최대 방법 보다는 C-Means 클러스터링에 의한 공간 분할이 보다 좋은 성능을 보여주는 것을 알 수 있었다.

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] Box and Jenkins, "Time Series Analysis, Forecasting and Control," Holden Day, SanFrancisco, CA.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

저 자 소 개

박 건 준(Keon-Jun Park)

정회원



- 2003년 2월 : 원광대학교 전기공학부(공학사)
- 2005년 2월 : 원광대학교 제어계측공학과(공학석사)
- 2010년 8월 : 수원대학교 전기공학과(공학박사)

<관심분야> : 컴퓨터 지능, 지능제어, 소프트 컴퓨팅, 지능 모델링 및 패턴인식

이 동 윤(Dong-Yoon Lee)

중신회원



- 1990년 2월 : 연세대학교 전기공학과(공학석사)
- 2001년 2월 : 연세대학교 전기전자공학과(공학박사)
- 2002년 ~ 현재 : 중부대학교 전기전자공학과 교수

<관심분야> : 시큐리티 시스템, 인공지능