

소속 함수에 의한 퍼지 추론 시스템의 입출력 공간 특성 및 성능 분석

Characteristics of Input-Output Spaces of Fuzzy Inference Systems by Means of
Membership Functions and Performance Analyses

박건준*, 이동윤**
원광대학교 정보통신공학과*, 중부대학교 전기전자공학과**

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

요약

비선형 공정을 퍼지 모델링 하는 것은 전체 입력의 공간 분할 및 퍼지 추론 방법에 따른 퍼지 추론 시스템의 입출력 특성을 분석하는 것이 필요하다. 이를 위해, 퍼지 모델은 입력 변수와 퍼지 입력 공간 분할 및 후반부 다항식 함수에 의한 구조 및 파라미터를 동정함으로서 표현된다. 퍼지 규칙의 전반부에서 입력 데이터의 최소 값과 최대 값을 이용하는 최소-최대 방법 및 입력 데이터를 군집으로 형성하는 C-Means 클러스터링 알고리즘이 퍼지 모델의 동정을 위해 사용되고, 소속 함수는 삼각형, 범종형, 사다리꼴형 소속 함수를 사용한다. 퍼지 규칙의 후반부 동정에서 퍼지 추론은 간략 및 선형 추론과 같은 두 가지 형태를 수행한다. 각 규칙의 후반부 파라미터들, 즉 다항식의 계수들의 동정은 표준 최소자승법에 의해 수행된다. 마지막으로, 비선형 공정으로는 널리 이용되는 가스로 데이터를 이용하여 시스템 특성 및 성능을 평가한다.

■ 중심어 : | 소속 함수 | 삼각형 | 범종형 | 사다리꼴형 | 표준 최소자승법 |

Abstract

To do fuzzy modelling of a nonlinear process needs to analyze the characteristics of input-output of fuzzy inference systems according to the division of entire input spaces and the fuzzy reasoning methods. For this, 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 fuzzy rules Min-Max method using the minimum and maximum values of input data set and C-Means clustering algorithm forming input data into the clusters are used for identification of fuzzy model and membership functions are used as a series of triangular, gaussian-like, trapezoid-type membership functions. In the consequence part of the fuzzy rules fuzzy reasoning is conducted by two types of inferences such as simplified and linear inference. The identification of the consequence parameters, namely polynomial coefficients, of each rule are carried out by the standard least square method. And lastly, using gas furnace process which is widely used in nonlinear process we evaluate the performance and the system characteristics.

■ keyword : | Membership Function | Triangular | Gaussian-Like | Trapezoid-Type | Standard Least Square Method |

I. 서론

1965년에 Zadeh에 의해 창안된 “퍼지집합” 이론은 비선형적이고 복잡한 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 이들은 if-then 규칙, 퍼지추론, 퍼지추론 시스템, 퍼지모델링 등과 같은 다양한 응용영역을 형성하며 많은 분야로 발전되었다. 퍼지추론은 A와 A'가 완전히 일치하지 않을 경우 그 일치하는 정도에 따라 B로부터 B'를 근사하게 도출하기 때문에 퍼지 추론을 근사 추론(approximate reasoning)이라고도 한다. 지금까지 일반적으로 다루어오던 시스템은 선형으로 크리스프수를 이용하여 크리스프 관계(함수)를 구해줄 수 있고 이를 바탕으로 어떠한 입력에 대해서도 출력이 가능하다. 하지만 시스템이 비선형이라면 크리스프수를 통하여 모델링을 한다는 것은 많은 무리가 따르기 때문에 이것이 바로 선형시스템만 집중적으로 배워 온 이유이다. 현재 비선형 시스템의 입출력 데이터를 통하여 모델링하는 방법이 많이 연구되고 있다. 특히 비선형 시스템을 언어적인 규칙과 그에 따른 퍼지수로 정의해 줄 수 있다면 기존의 수식적인 방법이 아니라 퍼지 관계를 이용해 그 시스템을 모델링할 수 있다. 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 방식과 퍼지 관계 방정식에 기초한 접근방식이 제안되었다[1-4]. 퍼지관계 방정식에 기초한 접근방식에서 Pedrycz는 퍼지관계 방정식에 의해 새로운 합성규칙인 기준 퍼지집합과 Zadeh의 제한적 가능성 분포의 개념에 기초해서 동정하였고, Xu는 이 두가지 방법에 기초한 기준 퍼지집합 이론과 자기학습 알고리즘에 의해 퍼지관계 모델을 구성하여 동정하였으나 직접추론방식을 사용했기 때문에 선형추론방식 보다 그 성능이 떨어지는 단점이 있다[3][5][6]. Sugeno는 자신이 제안한 선형 퍼지추론식에 경험적 방법을 통한 구조 동정으로 컴플렉스 방법과 최소자승법에 의해 시스템을 동정하였으나, 전반부 구조 동정에서 반복적인 퍼지분할에 의한

경험에 의존하는 문제점이 있다[7]. 또한 퍼지 클러스터링 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였으나, 직접 추론법에 의한 것으로 동정성능이 떨어졌다[9]. 이와 같이, 비선형 공정에서 퍼지 모델링하는 것은 많은 시행착오를 거쳐 진행된다. 전반부 및 후반부 동정에서 전체 입력 공간을 지역 공간으로 퍼지 분할하고 각 지역 공간을 표현하는 것은 많은 어려움이 있다. 또한, 이들 모든 동정알고리즘은 주어진 공정의 학습 데이터에 기초함으로써 보다 좋은 성능 즉 근사화 능력에 초점이 맞추어졌다. 본 논문에서는 전반부 파라미터의 동정에는 입출력 데이터의 최소, 최대 값을 이용하는 최소-최대 방법 및 클러스터 중심을 이용하는 C-Means 클러스터링 알고리즘을 사용하며 전반부 소속 함수는 삼각형, 범종형, 사다리꼴형의 세 가지 형태의 소속 함수를 사용하여 입력 공간을 분할한다[10]. 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 데이터를 모델링함으로써 소속 함수에 따른 입출력 공간 특성 및 성능을 분석한다[8].

II. 퍼지 모델의 동정

퍼지모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하며, 전반부 입력 변수의 선택과 선택된 입력변수의 공간 퍼지 분할 그리고 파라미터 동정은 비선형시스템의 성능을 결정하는데 많은 영향을 미친다. 본 논문에서 전반부 소속 함수로 삼각형, 사다리꼴형, 범종형의 세 가지 형태를 이용하며, 각각 다음과 같이 표현된다.

- 삼각형 소속 함수

$$f(x,a,b,c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (1)$$

• 사다리꼴형 소속 함수

$$f(x,a,b,c,d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (2)$$

• 범종형 소속 함수

$$f(x,\sigma,c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

소속 함수의 파라미터를 결정하기 위하여 입력 변수의 최소 값과 최대 값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 일률적으로 정의하는 방법과 데이터들이 가지고 있는 특성을 반영하기 위하여 C-Means 클러스터링 방법을 이용한다.

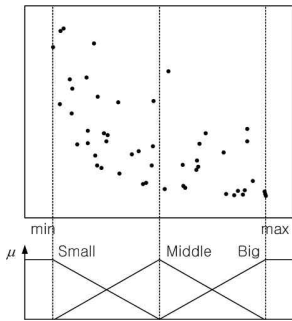


그림 1. 최소-최대 방법에 의한 소속 함수의 정의

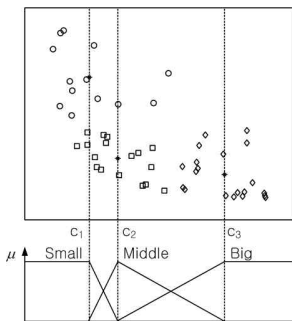


그림 2. C-Means 클러스터링에 의한 소속함수 정의

[그림 1]은 최소-최대 방법을 이용하여 삼각형 소속 함수를 정의하는 것을 보여주며 [그림 2]는 C-Means

클러스터링 방법을 이용한 삼각형 소속 함수를 보여준다. 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 클러스터링을 사용한다[7]. C-Means 클러스터링의 수행과정은 다음과 같다.

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

$$\mathbf{M}_c = \{ \mathbf{U} \mid u_{ik} \in \{0,1\}, \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \} \quad (4)$$

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.

$$\mathbf{v}_i^{(r)} = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}\}, v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik} \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}} \quad (5)$$

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

$$d_{ik} = d(\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i) = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\| \quad (6)$$

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

$$u_{ik}^{(r+1)} = \begin{cases} 1 & d_{ik}^{(r)} = \min\{d_{jk}^{(r)}\} \text{ for each } j \neq i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

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

$$\|\mathbf{U}^{(r+1)} - \mathbf{U}^{(r)}\| \leq \varepsilon(\text{tolerance level}) \quad (8)$$

퍼지 모델의 후반부 동정도 전반부와 마찬가지로 구

조 동정과 파라미터 동정으로 나뉜다. 후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 간략 추론과 선형 추론을 사용한다, 간략추론은 후반부가 단일 상수항만을 가지고, 선형추론은 후반부가 일차 선형식 형태를 가진다. 또한, 최대 피벳팅 알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준 최소자승법을 이용하여 후반부 파라미터를 동정한다. 간략추론은 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.

III. 퍼지모델의 성능분석

제안된 퍼지 모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널리 사용된 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정을 사용한다[8]. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 가스로 공정에 대해서 MSE(Mean Squared Error), 식 (9)를 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2 \quad (9)$$

Box와 Jenkins가 사용한 가스로 시계열 데이터를 이용하여, 입출력 데이터인 가스 흐름율과 연소된 이산화탄소 농도의 가스로 공정을 퍼지모델링한다. 입력이 가스 흐름율이고 출력이 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 가스로 시계열 입출력 데이터 296쌍을 시뮬레이션을 위해 입력으로 $u(t-3)$ 과 $u(t-1)$ 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 방법, 소속 함수 형태, 소속 함수의 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, PI는 학습 데이터에 의한 성능 지수를, E_PI는 테스트 데이터에 의한 성능 지수를 의미한다.

표 1. 퍼지 모델의 성능 지수 (최소-최대 방법)

Type of MFs	No. of MFs	Type	PI	E_PI
삼각형	2 x 2	Simplified	0.022	0.336
		Linear	0.022	0.332
	3 x 3	Simplified	0.021	0.346
		Linear	0.017	0.298
범종형	2 x 2	Simplified	1.184	1.555
		Linear	0.019	0.309
	3 x 3	Simplified	1.092	1.733
		Linear	0.017	0.293
사다리꼴형	2 x 2	Simplified	0.022	0.336
		Linear	0.022	0.332
	3 x 3	Simplified	1.108	1.843
		Linear	0.0181	0.283

표 2. 퍼지 모델의 성능 지수 (C-Means 클러스터링)

Type of MFs	No. of MFs	Type	PI	E_PI
삼각형	2 x 2	Simplified	0.840	1.279
		Linear	0.019	0.321
	3 x 3	Simplified	0.251	0.910
		Linear	0.016	0.301
범종형	2 x 2	Simplified	1.318	1.595
		Linear	0.019	0.321
	3 x 3	Simplified	0.218	0.910
		Linear	0.016	0.367
사다리꼴형	2 x 2	Simplified	0.840	1.279
		Linear	0.019	0.321
	3 x 3	Simplified	0.448	1.026
		Linear	0.016	5.684

[그림 3]부터 [그림 8]까지는 앞서 설명한 세 가지 소속 함수에 따른 입출력 데이터의 최소-최대 방법에 의해 정의된 소속 함수와 C-Means 클러스터링에 의해 정의된 소속 함수를 보여준다.

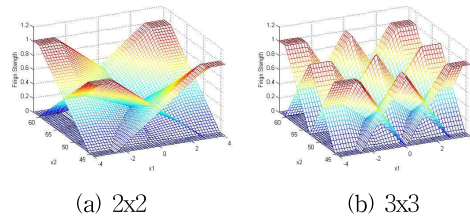


그림 3. 최소-최대 방법에 의한 삼각형 소속 함수

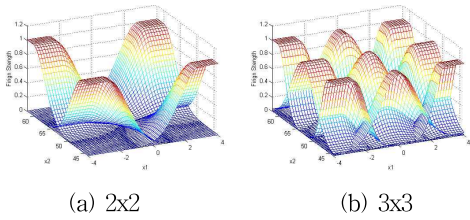


그림 4. 최소-최대 방법에 의한 범중형 소속 함수

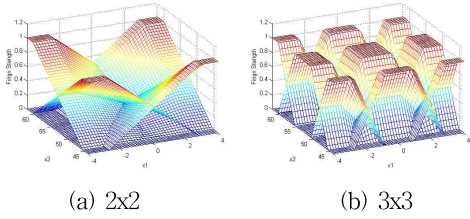


그림 5. 최소-최대 방법에 의한 사다리꼴형 소속 함수

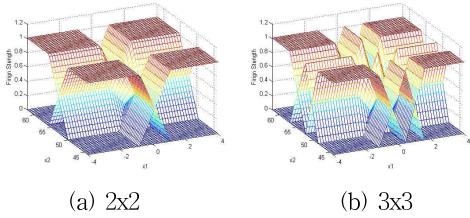


그림 6. C-Means 클러스터링에 의한 삼각형 소속 함수

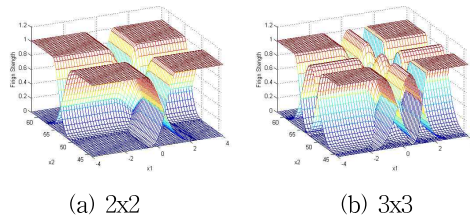


그림 7. C-Means 클러스터링에 의한 범중형 소속 함수

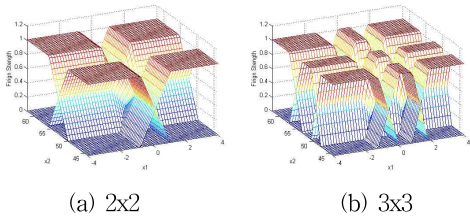
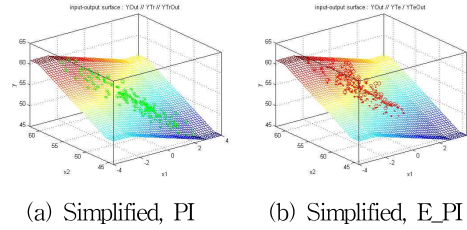
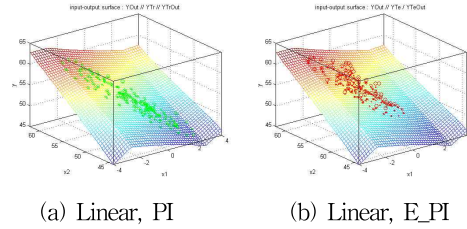


그림 8. C-Means 클러스터링에 의한 사다리꼴형 소속 함수

[그림 9]는 최소-최대 방법에 의한 공간 분할 및 각 입력에 대해 삼각형 소속 함수의 수가 2개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 최소-최대 방법에 의한 공간 분할은 입력력 공간에서 데이터의 최소 또는 최대 값에 해당하는 부분에서 공간이 구분되며 그 외 부분에서는 상수항 또는 선형식의 입출력 특성을 보여준다.

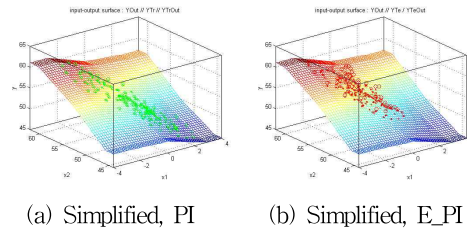


(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI

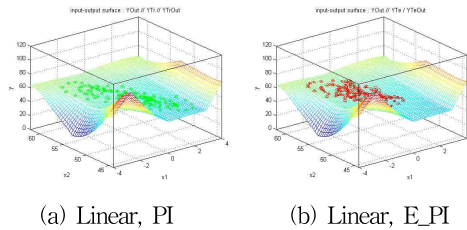


(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 9. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 삼각형, 2x2)



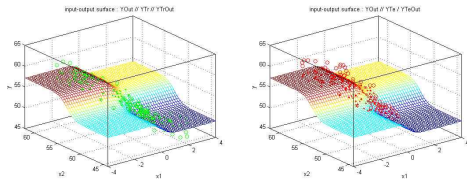
(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI



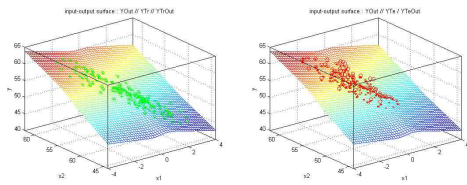
(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 10. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 삼각형, 3x3)

[그림 10]은 [그림 9]에서 소속 함수의 수가 3개 일 때의 입출력 공간을 보여주며, 공간의 중심에서 공간이 구분되는 것을 알 수 있다. 특히, 선형 추론의 경우 입출력 데이터가 속하지 않는 부분 공간에서 상이한 입출력 공간을 갖는다.

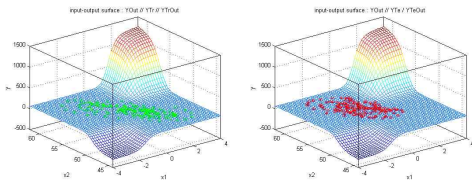


(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI

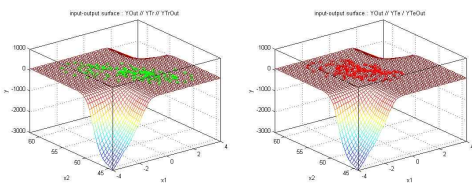


(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 11. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 범종형, 2x2)



(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI

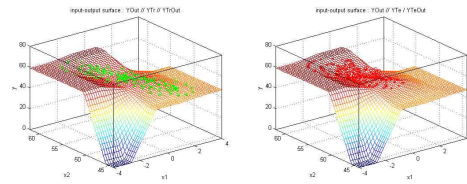


(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

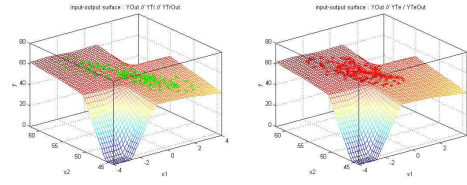
그림 12. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 범종형, 3x3)

[그림 11]은 최소-최대 방법에 의한 공간 분할 및 각 입력에 대해 범종형 소속 함수의 수가 2개 일 때의 간

략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 범종형의 경우 소속 함수가 서로 겹치는 구간에서 부분 공간이 구분되며, 그 외 부분에서는 상수항 또는 선형식의 입출력 특성을 보여준다. [그림 12]는 [그림 11]에서 소속 함수의 수가 3개 일 때의 입출력 공간을 보여주며, 입출력 데이터가 속하지 않는 부분 공간에서 상당히 상이한 입출력 공간을 갖는다. [그림 13]은 최소-최대 방법에 의한 공간 분할 및 각 입력에 대해 사다리꼴형 소속 함수의 수가 3개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 소속 함수의 수가 2개인 경우는 삼각형 소속 함수와 같다. 입출력 데이터가 속하지 않는 부분 공간에서 상당히 상이한 입출력 공간을 갖는다.



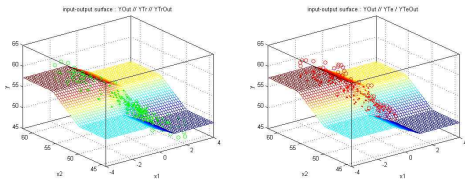
(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI



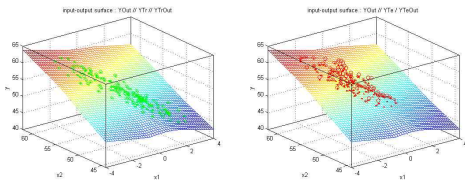
(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 13. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (최소-최대 방법, 사다리꼴형, 3x3)

[그림 14]는 C-Means 클러스터 알고리즘 방법에 의한 공간 분할 및 각 입력에 대해 삼각형 소속 함수의 수가 2개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 입출력 공간에서 데이터의 각 클러스터의 중심에 해당하는 부분에서 공간이 구분되며 그 외 부분에서는 상수항 또는 선형식의 입출력 특성을 보여준다. [그림 15]는 [그림 14]에서 소속 함수의 수가 3개 일 때의 입출력 공간을 보여주며, 각 클러스터의 중심에서 공간이 구분되는 것을 알 수 있다.

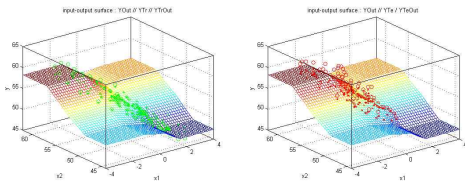


(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI

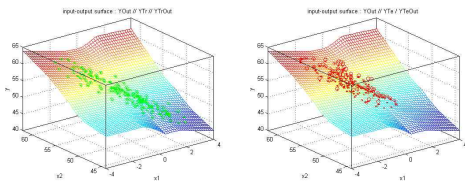


(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 14. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 삼각형, 2x2)



(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI

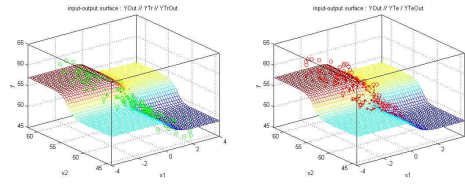


(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

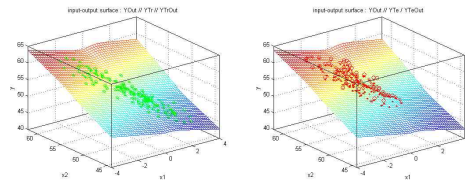
그림 15. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 삼각형, 3x3)

[그림 16]은 C-Means 클러스터 알고리즘 방법에 의한 공간 분할 및 각 입력에 대해 범중형 소속 함수의 수가 2개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 클러스터 중심 및 소속 함수가 서로 겹치는 구간에서 부분 공간이 구분된다. [그림 17]은 [그림 16]에서 소속 함수의 수가 3개 일 때의 입출력 공간을 보여주며, 입출력 데이터가 속하지 않는 부분 공

간에서 상당히 상이한 입출력 공간을 갖는다.

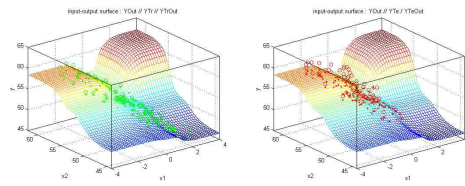


(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI

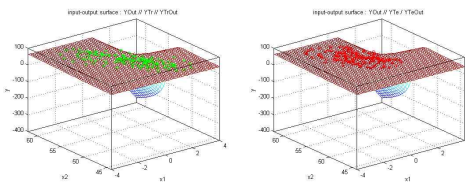


(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 16. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 범중형, 2x2)



(a) Simplified, PI (b) Simplified, E_PI



(a) Linear, PI (b) Linear, E_PI

그림 17. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 범중형, 3x3)

[그림 18]은 C-Means 클러스터 알고리즘 방법에 의한 공간 분할 및 각 입력에 대해 사다리꼴형 소속 함수의 수가 3개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 소속 함수의 수가 2개인 경우는 삼각형 소속 함수와 같다. 입출력 데이터가 속하지 않

는 일부의 부분 공간에서 상당히 상이한 입출력 공간을 갖는 것을 알 수 있다.

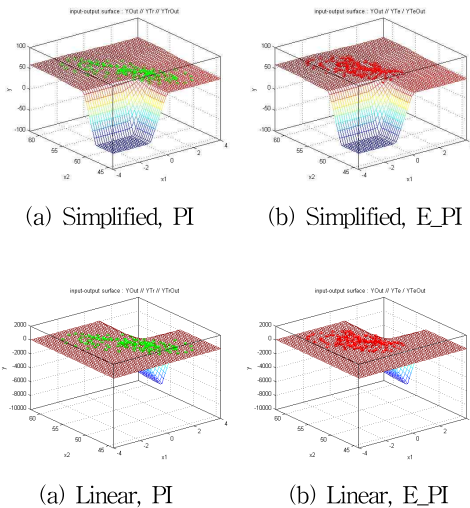


그림 18. 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면 (C-Means 클러스터링 방법, 사다리꼴형, 3x3)

IV. 결론

본 논문에서는 공간 분할에 따른 입출력 특성 평면과 삼각형, 범종형, 사다리꼴형의 소속 함수를 이용하여 최소-최대 방법에 의한 소속 함수의 수가 2개 또는 3개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 비교 분석하였다. 또한 세 가지 형태의 소속 함수를 이용하여 C-Means 클러스터링 방법에 의한 소속 함수의 수가 2개 또는 3개 일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 비교 분석하였다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 입출력 데이터의 특성을 고려하여 공간을 분할한 경우 퍼지 추론 시스템의 출력에서도 그 특성이 반영되는 것을 알 수 있었다. 최소-최대 방법에 의한 공간 분할은 입출력 공간에서 입력 데이터의 최소 또는 최대 값에 해당하는 부분에서 공간이 분할되며 C-Means 클러스터링 방법에 의한 분할은 각 클러스터의 중심에 해당하는 부분에서 퍼지 분할이 이루어졌으며 각 분할된 퍼지 공간은 상수항 및 선형의 평면 특성을 나타냈다. 특히, 범종형 소속 함수의 경우 소속 정도가

겹치는 구간에서 부분 공간이 경계를 이루는 것을 알 수 있었다. 또한 공간이 중첩되는 부분에서는 각 규칙에 따른 소속 함수의 형태 및 후반부 구조의 형태에 따른 특성을 보여주며, 공간이 중첩되지 않는 지역 공간에서는 일반적으로 후반부 구조에 의한 공간 출력 형태를 보이는 것을 알 수 있었다. 반면, 소속 함수의 수가 3개 일 때 입출력 데이터가 속하지 않은 지역 공간에서는 아주 크거나 작은 값을 출력하는 것을 알 수 있었다. 이러한 지역 공간을 이용할 경우에는 예상치 못한 입력에 대해 강인성을 발휘할 수 있는 방안이 필요하다. 표 1과 표 2로부터 일반적으로 규칙이 많아질수록 성능이 개선되는 것을 알 수 있으며, 간략 추론과 선형 추론을 비교해 보면 선형 추론 방법이 전반적으로 보다 나은 성능을 보여주었다. 또한, 근사화 능력에서는 C-Means 클러스터링 방법이, 일반화 능력에서는 최소-최대 방법이 좋은 결과를 보여준다. 따라서, 근사화 능력과 일반화 능력과의 조율이 필요하다. 본 논문은 비선형 공정에서 주어진 데이터를 이용하여 퍼지 모델링하기 위해 지역 공간으로 분할하는데 있어서 각 지역 공간의 특성을 이해하며, 고차원 공간을 갖는 시스템을 해석 및 적용하는데 도움이 될 것으로 사료된다. 또한, 퍼지 모델은 퍼지 규칙의 특성상 차원이 증가할수록 규칙 수가 지수적으로 증가하는 문제를 갖고 있기 때문에 이에 대한 연구를 수행할 예정이다.

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] 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.
- [7] 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.
- [8] Box and Jenkins, "Time Series Analysis, Forecasting and Control," Holden Day, SanFrancisco, CA.
- [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] 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(1).

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

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