

# 사다리꼴형 함수의 입력 공간분할에 의한 가스로공정의 특성분석

이동윤  
중부대학교 전기전자공학과

## Characteristics of Gas Furnace Process by Means of Partition of Input Spaces in Trapezoid-type Function

Dong-Yoon Lee

Dept. of Electrical Electronic Engineering, Joongbu University

**요 약** 퍼지모델링은 일반적으로 주어진 데이터를 이용하고 퍼지규칙은 입력변수를 선정하고 각 입력변수에 대한 입력공간을 분할함으로써 입력변수 및 공간분할에 의해 확립된다. 퍼지규칙의 전만부는 입력변수, 공간분할 수 및 소속 함수를 선정하고 본 논문에서 후반부는 선형추론 및 변형된 이차식에 의해 다항식함수의 형태로 나타낸다. 전만부 파라미터의 동정은 입력력 데이터의 최소값과 최대값을 이용하는 최소-최대 방법 및 입력력 데이터를 군집으로 형성하는 C-Means 클러스터링 알고리즘을 사용하여 입력공간을 분할한다. 각 규칙의 후반부 파라미터들, 즉 다항식의 계수들의 동정은 표준최소자승법에 의해 수행된다. 본 논문에서 전만부 소속 함수는 사다리꼴형 멤버십 함수를 사용하여 입력공간을 분할하고 비선형공정에서 널리 이용되는 가스로데이터를 사용하여 성능을 평가한다.

**주제어** : 퍼지모델링, 입력변수, 변형된 이차식, 사다리꼴형 함수, 가스로데이터

**Abstract** Fuzzy modeling is generally using the given data and the fuzzy rules are established by the input variables and the space division by selecting the input variable and dividing the input space for each input variables. The premise part of the fuzzy rule is presented by selection of the input variables, the number of space division and membership functions and in this paper the consequent part of the fuzzy rule is identified by polynomial functions in the form of linear inference and modified quadratic. Parameter identification in the premise part divides input space 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. The identification of the consequence parameters, namely polynomial coefficients, of each rule are carried out by the standard least square method. In this paper, membership function of the premise part is dividing input space by using trapezoid-type membership function and by using gas furnace process which is widely used in nonlinear process we evaluate the performance.

**Key Words** : Fuzzy Modeling, input variables, modified quadratic, trapezoid-type function, gas furnace process

Received 28 January 2014, Revised 17 March 2014  
Accepted 20 April 2014  
Corresponding Author: Dong-Yoon Lee(Dept. of Electrical  
Electronic Engineering, Joongbu University)  
Email: dylee@joongbu.ac.kr

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서론

퍼지이론은 애매함을 인정하고 적극 활용하는 방향으로 퍼지집합(Fuzzy Set)을 기본으로 구축된다. 즉, 이진 논리인 참(True) 과 거짓(False) 사이에 존재하는 중간적인 판단으로 애매함(fuzziness)을 수리적으로 취급이 가능하도록 하는 이론으로 퍼지논리(Fuzzy Logic), 퍼지측도(Fuzzy Measure)가 있다. 퍼지모델링이란 if-then 형식으로 시스템의 특성을 기술하는 것으로, 복수개의 if-then 시스템 규칙이 모여 구체적으로 입출력 데이터의 상호관계에 의해 설정된 입출력 변수로부터 확립되는 것이다[1,2]. If-then 규칙을 직접 퍼지관계에 변형하여 추론결과를 구하는 방법이 직접법인데 이는 다시 직접법, 선형추론법, 간략추론법 및 변형된 이차식(변형된 선형추론법)으로 구분이 된다. 퍼지 알고리즘이란 crisp 알고리즘을 퍼지화한 것으로 모호한 지시를 포함한다[3]. 또한 언어모델링이란, 복잡한 시스템의 모델링을 위해 제안된 것으로 Zadeh의 부적합성 원리에 근거를 두고 있다. 언어적 접근방식에서, Tong은 논리적 조사방법에 의해 가스로공정을 동정하였고, Xu와 Zailu는 이 방법의 수정으로 더 좋은 결과를 얻는 방법과 결정테이블에 기초한 자기학습 알고리즘을 제안하였다[4]. 비선형공정에서 퍼지모델링 하는 것은 많은 시행착오를 거쳐 진행된다. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 퍼지제어기와 퍼지모델링 기법의 유용성은 이미 알려진 사실이며 이들은 퍼지추론 시스템(Fuzzy Inference System)에 기초하고 있다. 퍼지제어기와 퍼지모델의 성능은 퍼지규칙의 구성방법에 의존하며 보다 좋은 성능을 위해서는 퍼지규칙의 동정(identification)이 필연적이다. 퍼지시스템 이론의 발전으로 퍼지모델 동정 알고리즘의 접근방식도 향상되었다. 초기 퍼지모델의 동정연구로는 언어적 접근 방식과 퍼지관계 방정식에 기초한 접근방식이 제안되었다[5,6]. 본 논문에서는 비선형공정의 퍼지모델을 동정하기 위해 퍼지추론 시스템의 입출력 특성을 분석하며, 퍼지모델의 입력변수와 퍼지입력 공간분할 및 후반부 다항식함수에 의한 구조 동정과 파라미터 동정을 통해 비선형공정을 표현한다. 전반부 구조 동정에서 입력변수를 선택하여 멤버쉽 함수결정을 사다리꼴형 함수(trapezoid type function)로 결정하고 전반부 파라미터의 동정에는

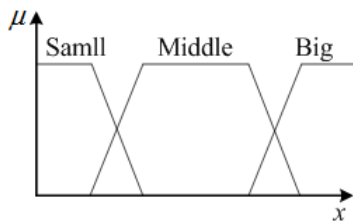
범(Max-Min method) 및 정보들 간에 거리를 기준으로 근접정도를 측정한 후 정보를 군집으로 형성하여 분류하는 클러스터 중심을 이용하는 C-Means 클러스터링(Clustering) 알고리즘을 이용하여 전반부를 동정한다 [7,8,9]. 후반부에서 퍼지추론 방법은 선형추론 및 변형된 이차식에 의해 구조를 결정하여 다항식형태의 구조 동정에 의해 시스템을 표현하고 후반부 다항식의 계수를 결정하는 파라미터 동정은 최대 피벗팅 알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준최소자승법을 사용하여 비선형공정으로 널리 이용되는 Box와 Jenkins가 사용한 가스로공정 데이터(gas furnace process)를 모델링함으로써 입출력 공간특성 및 성능지수를 비교 분석한다[10].

## 2. 본 론

### 2.1 사다리꼴형 소속함수

퍼지모델링은 'If-Then' 형식으로 기술하며, 설정된 입출력 변수로부터 확립된다. 퍼지모델의 동정은 전반부와 후반부의 동정으로 나누어진다. 전반부 동정은 입력 정보, 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 퍼지 집합의 소속 함수는 입력변수의 공간을 규칙수만큼의 퍼지 분할된 부분 공간으로 나누는 것과 관련되고, 후반부의 입력변수와 퍼지집합의 소속 함수는 각각 퍼지분할된 부분공간에서 입출력 관계를 묘사한다[2]. 전반부 및 후반부 소속 함수는 사다리꼴 형태를 이용하며, 4개의 파라미터를 이용하여 식 (1)과 같이 표현된다. 그림 1은 'Small', 'Middle', 'Big'의 3개의 소속 함수를 갖는 사다리꼴형 소속 함수를 보여준다.

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



[Fig. 1] Trapezoidal membership function

### 2.2 전반부 동정

전반부 입력변수의 선택과 선택된 입력변수의 공간 퍼지분할 그리고 파라미터 동정은 비선형시스템의 성능을 결정하는데 많은 영향을 미치기 때문에 비선형시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 퍼지규칙의 전반부에서 입력 데이터를 최소값과 최대값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 일률적으로 정의하는 최소-최대 방법 및 입력 데이터가 가지고 있는 특성을 반영하기 위하여 입력 데이터를 군집으로 형성해서 데이터들 간의 거리를 기준으로 하여 근접한 정도를 측정하고, 이를 바탕으로 데이터를 분류하는 C-Means 클러스터링을 사용한다 [7,8,9]. 클러스터링 알고리즘이란 데이터 내부의 비슷한 패턴, 속성, 형태 등의 기준을 통해 데이터를 분류하여 내부의 구조를 찾아내는 것으로 n개의 데이터를 c개의 그룹으로 분류하고 데이터의 거리가 최소인 각 그룹의 중심을 찾아 클러스터의 소속을 “0”, “1”로 나타내는 이치논리를 사용해서 나타낸다. 그리고 본 논문에서 전반부 멤버십 함수로 그림 1과 같은 사다리꼴형 형태를 이용한다. C-Means 클러스터링의 수행과정은 다음과 같다.

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

$$M_c = \{U \mid u_{ik} \in \{0,1\}, \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n\} \quad (2)$$

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.

$$v_i^{(r)} = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}\}, v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik} \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}} \quad (3)$$

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

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \|x_k - v_i\| = \left[ \sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

여기서,  $d_{ik}$ 는 k번째 데이터 표본  $x_k$ 와 i번째 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.

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

### 2.3 후반부 동정

퍼지규칙의 후반부 동정에서 퍼지추론은 선형 및 변형된 이차식의 두 가지 형태를 수행한다. 그리고 각 규칙의 후반부 파라미터들, 즉 다항식의 계수들의 동정은 표준최소자승법에 의해 수행된다. 선형추론은 후반부가 일차 선형식 형태를 가지며 변형된 이차식은 후반부 선형식의 계수와 전반부 적합도로 표현한다. 본 논문에서는 비선형 공정으로는 널리 이용되는 가스로 데이터를 이용하여 시스템특성 및 성능을 평가한다.

#### 2.3.1 선형추론

직접법의 문제점은 세 가지로 볼 수 있는데 첫째, 전반부 변수가 증가하는 경우에 규칙수가 지수적으로 증가한다. 둘째, 규칙수가 증가하면 규칙작성의 작업시간이 많아진다. 셋째, 전반부변수가 많아지면 일반적으로 전반부 변수와 후반부 변수간의 인과관계를 얻는 것이 어렵다. 이와 같은 문제점을 개선하기 위해 후반부가 일차 선형식으로 표현된 것으로 선형추론법은 식 (6)의 형태를 가지는 구형 규칙들로 구성되며, 추론된 값  $y^0$ 는 식 (7)과 같다.

$$R^j \text{ If } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{jk} \text{ then } y_j = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k \quad (6)$$

$$y^0 = \frac{w_1 f_1(x_1^0, \dots, x_k^0) + \dots + w_n f_n(x_1^0, \dots, x_k^0)}{w_1 + \dots + w_n} \quad (7)$$

여기서  $R^j$  : j번째 규칙,  $x_j$  : 입력변수,  $A_{ij}$  : 퍼지집합의 멤버쉽함수,  $w_i$  : 규칙  $i$ 의 전반부 적합도,  $a_{ij}(i=1, \dots, n : j=0, \dots, k)$ 는 후반부의 파라미터이다. 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 파라미터를 구하는 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 식 (8)에 의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (8)$$

2.3.2 변형된 이차식

선형추론의 규칙은 전반부 변수가  $x_1, x_2$  이고 퍼지수가 A, B일 때, 후반부 변수는  $y$  이고 후반부 선형계수는  $a_0, a_1, a_2$  로 나타낸다. 즉, "IF  $x_1$  is A,  $x_2$  is B, THEN  $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$ " 와 같이 일차 선형식으로 표현되는 데 비해 변형된 이차식의 규칙은 전반부 변수가  $x_1, x_2$  이고 퍼지수가 A, B일 때, 후반부 변수  $y$ 를 후반부 선형식의 계수와 전반부 적합도로 표현한다. 즉, "IF  $x_1$  is A,  $x_2$  is B, THEN  $y = aw + b$ " 로 나타내는데  $a, b$ 는 후반부 선형식의 계수이고  $w$ 는 입력 값과 소속 함수와의 관계를 나타내는 전반부 적합도이다. 규칙  $n$ 개와 입력변수  $k$ 개인 경우 식 (9)의 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{ik} \text{ then } y = f_i(w_i) \quad (9)$$

$$y = f_i(w_i) = a_{i0} + a_{i1}w_i$$

변형된 이차식에서 추론된 값  $y^0$ 는 식 (10)과 같다.

$$y^0 = \frac{w_1 f_1(w_1) + \dots + w_n f_n(w_n)}{w_1 + \dots + w_n} \quad (10)$$

$$= \frac{w_1(a_{10} + a_{11}w_1) + \dots + w_n(a_{n0} + a_{n1}w_n)}{w_1 + \dots + w_n}$$

최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 선형추론과 같은 방법으로 식 (8)에 의해 구해지며, 식 (11)과 같이 나타낸다.

$$E = [\epsilon_1, \dots, \epsilon_m]^T, \quad a^T = [a_{10}, \dots, a_{n0}], \quad (11)$$

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T, \quad x_i^T = [w_{1i}, \dots, w_{ni}],$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T.$$

2.4 가스로 공정으로의 적용

제안된 퍼지 모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널리 사용된 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정을 사용한다[10]. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 가스로 공정에 대해서 MSE(Mean Squared Error), 식 (12)를 이용한다.

$$II = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2 \quad (12)$$

Box와 Jenkins가 사용한 가스로 시계열 데이터를 이용하여, 입출력 데이터인 가스 흐름율과 연소된 이산화탄소 농도의 가스로 공정을 퍼지 모델링한다. 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 학습과 테스트 데이터로 나누어 퍼지추론에 의한 모델링을 수행한다. 표 1과 표 2는 최소-최대 방법과 C-Means 클러스터링 알고리즘에 의한 사다리꼴형의 입력 공간분할 및 각 입력에 대해 사다리꼴형 함수의 수가 3개 또는 4개일 때의 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능지수를 보여준다. 표 1은 후반부 구조가 선형추론인 경우이며, 표 2는 변형된 이차식추론인 경우를 각각 보여준다. 여기서, No. of MFs는 각 입력에 대한 멤버쉽함수의 수를 의미하며, PI는 학습데이터에 대한 성능지수를, E\_PI는 테스트데이터에 대한 성능지수를 각각 나타낸다.

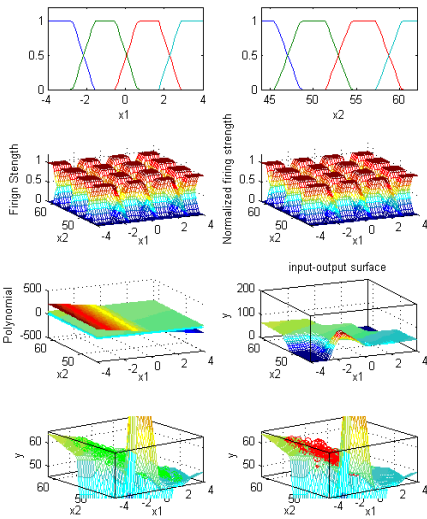
<Table 1> Performance Index of Trapezoid-type Function(Linear Inference)

Method	No. of MFs	PI	E PI
Min-Max	3 x 3	0.018	0.283
	4 x 4	0.015	6.437
Clustering	3 x 3	0.016	5.684
	4 x 4	0.013	0.289

<Table 2> Performance Index of Trapezoid-type Function(Modified Quadratic Inference)

Method	No. of MFs	PI	E.PI
Min-Max	3 x 3	0.017	0.292
	4 x 4	0.014	6.220
Clustering	3 x 3	0.015	13.014
	4 x 4	0.012	0.297

표 1과 표 2로부터 규칙이 많아질수록 성능이 개선되는 것을 알 수 있으며, 선형추론과 변형된 이차식 추론방법을 비교해 보면 변형된 이차식 추론방법이 전반적으로 보다 나은 성능을 나타낸다. 또한, 최소-최대 방법 보다는 C-Means 클러스터링에 의한 공간 분할이 보다 좋은 성능을 보여주는 것을 알 수 있다. 그림 2와 그림 3은 각각 최소-최대 방법과 C-Means 클러스터링 알고리즘에 의한 사다리꼴형의입력 공간 분할 및 각 입력에 대해 사다리꼴형 함수의 수가 4개일 때의 선형추론 방법에 의한 멤버쉽함수를 보여준다.

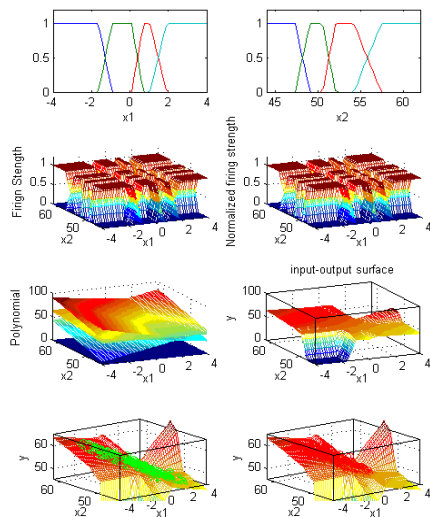


[Fig. 2] Membership Function Characteristics according to Min-Max method (Linear Inference)

그림 2의 첫 번째 행의 그림은 각각 변수 x1의 사다리꼴형 소속함수와 변수 x2의 사다리꼴형 소속함수를 나타낸다. 두 번째 행의 1열 그림은 두 개의 변수 x1, x2의 전반부 적합도(firing strength)로서, 입력력 데이터의 최소

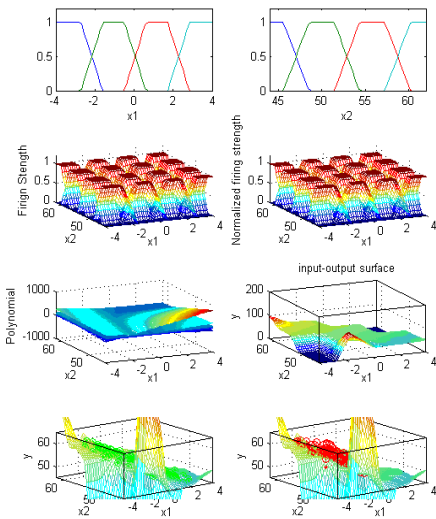
-최대 방법에 의해서 정의된 멤버쉽 함수로서, x축과 y축은 입력공간을 z축은 멤버쉽 함수의 크기를 각각 의미한다. 2열 그림은 두 개의 변수 x1, x2의 전반부 적합도를 [0, 1]로 정규화시킨 정규화된 적합도(normalized firing strength)로서 정규화 전과 후가 같아서 2개의 그림은 같다. 세 번째 행의 1열 그림은 각 규칙의 후반부 다항식을 나타낸다. 2열은 입력력 공간을 나타내며, z축은 모델 출력 그림으로 z축 범위는 [0 100]이다. 네 번째 행의 1열은 입력력 공간으로 훈련데이터를 표시했고 z축 범위는 [45 65]이다. 2열도 입력력 공간으로 평가데이터를 표시했고 z축 범위는 [45 65]이다.

입출력 공간에서 데이터의 최소 또는 최대에 해당하는 부분에서 공간이 구분되며 그 외 부분에서는 선형식의 출력특성을 보여준다. 그림 3은 C-Means 클러스터링에 의해서 정의된 멤버쉽 함수를 보여주며, 클러스터 중심을 기준으로 불균등하게 입력공간이 분할되는 것을 알 수 있다. 멤버쉽 함수의 결과에서 알 수 있듯이 입출력 데이터의 특성을 고려하여 공간을 분할한 경우 퍼지 추론 시스템의 출력에서도 그 특성이 반영되는 것을 알 수 있다. 즉 입출력 데이터의 최소-최대 값 및 클러스터의 중심에서 입출력 공간이 분할되는 것을 알 수 있다.



[Fig. 3] Membership Function Characteristics according to C-Means Clustering (Linear Inference)

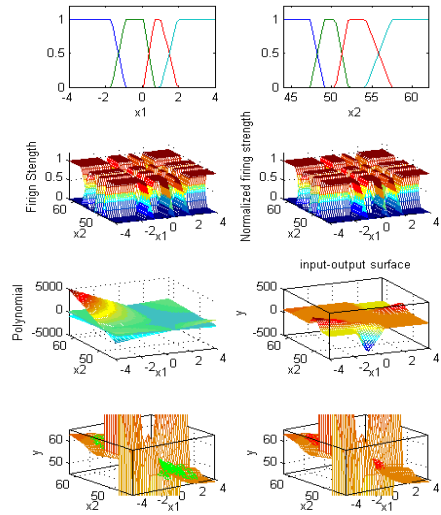
그림 4와 그림 5는 최소-최대 방법과 C-Means 클러스터링 알고리즘에 의한 사다리꼴형의 입력 공간 분할 및 각 입력에 대해 사다리꼴형 함수의 수가 4개일 때의 변형된 이차식 추론 방법에 의한 멤버십함수를 보여준다. 최소-최대 방법에 의한 공간 분할은 입력력 공간에서 데이터의 최소 또는 최대 값에 해당하는 부분에서 공간이 구분되며 C-Means 클러스터링 방법에 의한 공간은 각 클러스터의 중심에 해당하는 부분에서 공간이 구별되는 특성을 보여준다.



[Fig. 4] Membership Function Characteristics according to Min-Max method (Modified Quadratic Inference)

또한 공간이 중첩되는 부분에서는 각 규칙에 따른 사다리꼴형 멤버십 함수 및 후반부 구조의 형태 즉, 선형 추론 및 변형된 이차식추론의 형태에 따른 특성을 보여주며, 공간이 중첩되지 않는 지역 공간에서는 후반부 구조에 의한 공간 출력 형태를 보이는 것을 알 수 있다. 특히, 입력력 공간의 퍼지 규칙에 따른 각각의 지역 공간은 입력 공간의 분할 위치 및 형태 그리고 후반부 구조에 따라 형성되는 것을 알 수 있다. 각 규칙의 후반부 다항식을 보면, 선형 추론은 선형함수로 표현되며 변형된 이차식은 변형된 이차식함수로 표현되는 것을 알 수 있다. 그림 5의 네 번째 행 2개의 그림은 각각 훈련 데이터와 평가 데이터를 표현하여 z축 범위를 [45 65]로 설정한 것

로 그림에서 볼 수 있듯이 데이터가 존재하지 않는 영역에서는 발산하는 것을 보여주며 불안전 하다는 것을 의미한다.



[Fig. 5] Membership Function Characteristics according to C-Means Clustering (Modified Quadratic Inference)

### 3. 결론

사다리꼴형 함수의 입력 공간분할에 의한 가스공정의 특성분석으로 퍼지 추론시스템의 입출력공간을 비교 분석하였다. 본 논문에서는 비선형가스공정을 모델링하기 위하여 기존의 수학적 접근방법이 아닌 언어적 접근방법을 이용하여 비선형시스템을 표현하고 해석함으로써, 시스템의 특성을 분석하였다. 산업이 고도화되고 복잡해지면서 기존의 시스템들은 더욱 복잡하고 비선형적인 시스템들로 변해가고 있다. 이러한 복잡하고 비선형적인 시스템을 모델링하기 위해서는 기존의 수학적 접근방법으로는 해결할 수 없는 문제점이 도출되면서 새로운 접근방식이 요구되고 있다. 따라서 앞으로 다가올 미래에 대해 그 시스템이 어떻게 행동할 것인지를 시스템 모델링을 통해 시스템의 특성을 분석하고 예측하는 기술은 매우 필요하다. 전반부 파라미터의 동정은 최소-최대 방법 보다는 C-Means 클러스터링에 의한 공간분할이 보다 좋은 성능을 보여주는 것을 알 수 있었다. 후

반부 동정에서 결과적으로 규칙이 많아질수록 성능이 개선되는 것을 알 수 있으며, 선형추론과 변형된 이차식추론방법을 비교해 보면 변형된 이차식추론방법이 전반적으로 보다 나은 성능을 나타냈다. 본 논문의 장점은 복잡하고 비선형적인 시스템을 모델링하기 위하여 퍼지이론을 적용함으로써 기존의 수학적 접근방법이 아닌 언어적 접근방법을 통해 좋은 성능결과를 나타내는 비선형시스템을 표현하였다. 한계점으로는 실제 비선형시스템을 모델링하기 위해서는 실험 및 현장데이터를 이용하여 모델링을 수행하며, 대상 시스템의 복잡성, 차원성 및 데이터의 크기에 따라 많은 시간이 소요된다. 일반적으로 주어진 데이터를 이용한 비선형공정에 대한 퍼지 규칙의 형성은 차원이 증가할수록 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제를 가지고 있으므로 이를 해결하기 위해 각 입력력간의 퍼지 분할에 의한 퍼지 규칙을 개별적으로 형성함으로써 복잡한 비선형공정을 모델링 할 수 있어야 한다.

## REFERENCES

[1] Jang, J.-S. R., *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice-Hall, 1997.

[2] K. J. Park, D. Y. Lee, "Characteristics of Fuzzy Inference Systems by Means of Partition of Input Spaces in Non linear Process", *The Korea Contents Association*, Vol. 11, No. 3, pp. 48-55, 2011.

[3] Gopalan, S., Nair, M. S, and Sebastian, S., "Approximation Studies on Image Enhancement Using Fuzzy Technique." *International Journal of Advanced Science and Technology*. Vol, 10, pp.11-26, 2009.

[4] C. W. Xu, "Fuzzy system identification", *IEEE Proceeding* Vol. 126, No. 4, pp.146 -150, 1989.

[5] R.M. Tong, "Synthesis of fuzzy models for industrial processes", *Int. J. Gen. Syst.*, Vol. 4, pp.143-162, 1978.

[6] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational system", *Fuzzy Sets Syst.*, Vol. 13,

pp.153-167, 1984.

[7] K. J. Park, D. Y. Lee, "Nonlinear Characteristics of Non-Fuzzy Inference Systems Based on HCM Clustering Algorithm", *The Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol. 13, No. 11, pp. 5379-5388, 2012.

[8] K. J. Park, D. Y. Lee, "Design of Fuzzy Neural Networks Based on Fuzzy Clustering and its Application", *The Korea Academia -Industrial Cooperation Society*, Vol. 14, No. 1, pp. 378-384, 2013.

[9] K. J. Park, D. Y. Lee, "Genetic Optimization of Fuzzy Inference Systems by Means of Fuzzy C-Means Clustering ", *INFORMATION Journal*, Vol. 16, No. 12(A), pp.8439-8444, 2013.

[10] Box and Jenkins, "Time Series Analysis, Forecasting and Control", Holden Day, Sanfrancisco, CA.

## 이 동 윤(Lee, Dong Yoon)



- 1990년 2월 : 연세대학교 전기공학과(공학석사)
- 2001년 2월 : 연세대학교 전기전자공학과(공학박사)
- 2002년 2월 ~ 현재 : 중부대학교 전기전자공학과 교수
- 관심분야 : 시큐리티 시스템, 인공지능

E-Mail : dylee@joongbu.ac.kr