

퍼지 클러스터를 이용한 비선형 추론

박건준*, 이동윤**

원광대학교 정보통신공학과*, 중부대학교 전기전자공학과**

Nonlinear Inference Using Fuzzy Cluster

Keon-Jung Park*, Dong-Yoon Lee**

Dept. of Information and Communication, Wonkwang University*

Dept. of Electrical Electronic Engineering, Joongbu University**

요약 본 논문에서는 퍼지 클러스터를 이용한 비선형 추론을 위한 퍼지 추론 시스템을 소개한다. 전형적으로, 비선형 추론을 위한 퍼지 규칙의 생성은 일반적으로 입력 벡터 차원이 증가하면 규칙의 수가 지수적으로 증가하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 퍼지 클러스터를 표현할 수 있는 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용하여 입력 벡터 공간을 분산 형태로 분할하여 퍼지 모델의 규칙을 설계한다. 이러한 방법으로 복잡하고 비선형적인 공정을 퍼지 모델링 할 수 있다. 퍼지 규칙의 전반부는 퍼지 클러스터를 갖는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의해 결정된다. 퍼지 규칙의 후반부는 4가지 형태의 다항식 함수의 형태를 가지며, 각 규칙의 후반부 파라미터들은 표준 최소자승법을 이용함으로써 추정된다. 그리고 비선형 공정의 특성 및 성능을 평가하기 위하여 비선형 공정으로 많이 이용되고 있는 데이터를 이용한다. 실험 결과는 비선형 추론이 가능하다는 것을 보여준다.

주제어 : 퍼지 클러스터, 클러스터링 알고리즘, 퍼지 추론, 퍼지 추론 시스템, 비선형 추론

Abstract In this paper, we introduce a fuzzy inference systems for nonlinear inference using fuzzy cluster. Typically, the generation of fuzzy rules for nonlinear inference causes the problem that the number of fuzzy rules increases exponentially if the input vectors increase. To handle this problem, the fuzzy rules of fuzzy model are designed by dividing the input vector space in the scatter form using fuzzy clustering algorithm which expresses fuzzy cluster. From this method, complex nonlinear process can be modeled. The premise part of the fuzzy rules is determined by means of FCM clustering algorithm with fuzzy clusters. The consequence part of the fuzzy rules have four kinds of polynomial functions and the coefficient parameters of each rule are estimated by using the standard least-squares method. And we use the data widely used in nonlinear process for the performance and the nonlinear characteristics of the nonlinear process. Experimental results show that the non-linear inference is possible.

Key Words : Fuzzy Cluster, Clustering Algorithm, Fuzzy Inference, Fuzzy Inference System, Nonlinear Inference

Received 20 November 2015, Revised 21 December 2015
Accepted 20 January 2016
Corresponding Author: Dong-Yoon Lee(Joongbu University)
Email: dylee@joongbu.ac.kr

© 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.

ISSN: 1738-1916

1. 서론

자연에 존재하는 다양한 비선형 현상을 표현하고 이를 해석하고 추론하기 위해서는 사람의 언어적 접근 방식이 필요하다. 퍼지 집합은 1965년 Zadeh에 의해 처음으로 소개되었으며 복잡하고 비선형적인 실제 시스템의 특성을 해석하고자 적용이 많이 되고 있다. 비선형 추론을 위한 퍼지 모델 설계는 비선형적이고 복잡한 시스템을 대상으로 퍼지 추론 시스템에 기반을 두고 있다. 초기의 퍼지 모델은 언어적으로 접근한 방식[1,2]과 퍼지 관계를 이용한 방정식에 기반을 둔 접근방식[3,4]이 제안되었다. 언어적인 접근을 통한 방식에서, Tong은 논리적인 접근 방법으로 가스로 공정을 동정하였으며[5], Xu와 Zailu는 이 방법을 일부 수정하여 더 좋은 결과를 얻었으며 또한, 결정 테이블에 기반을 두어 학습 알고리즘을 제안하였다. 하지만 이러한 접근 방법은 컴퓨터 용량 및 계산시간으로 인해 복잡한 시스템에 적용하기에는 문제점을 가지고 있다[6, 7]. 퍼지 모델을 설계함에 있어 규칙의 생성은 벡터 공간의 분할과 소속 함수에 의해 결정되어진다[8, 9]. 또한 복잡하고 고차원적인 비선형 공정을 모델 설계하는 것은 규칙 수의 한계를 갖고 있으며, 비선형 공정에서 퍼지 모델 설계는 많은 시행착오를 거쳐 진행되고 있다[10, 11, 12, 13].

본 논문에서는 비선형적인 추론을 위해 FCM 클러스터링 알고리즘[14]을 이용하여 벡터 공간을 분산 형태로 분할하고 퍼지 추론 방법에 의한 퍼지 추론 시스템을 제안한다. 또한, 비선형 공정에 대해 입출력 특성을 분석한다. 전반부 파라미터의 동정에는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 소속 행렬에 의해 결정되어지며, 후반부 동정에서 퍼지 추론은 간략, 선형, 그리고 2차식과 변형된 2차식 추론을 사용하고 표준 최소자승법에 의하여 후반부 파라미터를 결정하게 된다. 비선형 추론을 위한 비선형적인 공정을 갖는 Box와 Jenkins가 이용한 가스로 공정 데이터[15]를 모델 설계하여 입력 벡터 공간의 특성 및 성능을 분석한다.

본 논문에서는 서론에 이어, 제 2장에서 퍼지 추론 시스템의 전반부와 후반부 동정에 대해 다루며, 제 3장에서는 비선형 추론을 위한 비선형 공정으로 적용하여 시스템 특성을 분석하고, 제 4장에서 결론을 맺는다.

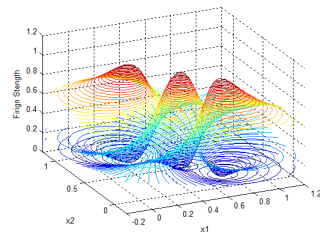
2. 퍼지 추론 시스템

퍼지 추론을 위한 if-then 형식의 퍼지 규칙은 비선형 공정을 기술하며, if-절의 전반부와 then-절의 후반부 매우 중요한 역할을 한다.

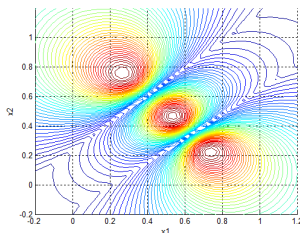
2.1 전반부 동정

퍼지 모델을 설계하기 위해 전반부 동정에서 퍼지 규칙의 전반부 동정은 입력 벡터 공간을 퍼지 분할하고 소속 함수의 형태와 수를 결정해야 한다. 그리고 소속 함수의 파라미터 결정이 필요하다. 일반적으로 입력 공간의 분할은 격자 형태로 수행되며, 각 분할된 지역 공간은 퍼지 규칙을 형성한다. 분할된 지역 공간은 소속 함수로 정의되고, 퍼지 규칙을 형성한다. 이러한 입력 벡터 공간의 분할 방식은 차원이 증가하면 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제점을 가지고 있다.

입력 벡터 공간을 분산 형태로 분할하기 위해 FCM 클러스터링 알고리즘[14]에 의해 수행되고, 분할된 입력 벡터 공간은 그림 1에서 보여 준다. [Fig. 1(a)]는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 소속 행렬을 보여주며, [Fig. 1(b)]는 소속 행렬에 의해 입력 공간이 분산 형태로 분할된 공간을 보여준다. 이러한 분산 분할 방식은 입력 벡터 공간이 클러스터의 수만큼 분할되며, 클러스터의 수가 규칙 수가 된다.



[Fig. 1(a)] Membership Matrix



[Fig. 1(b)] Scatter Partition

FCM 클러스터링 알고리즘[14]은 주어진 데이터에 대하여 한 쌍의 데이터가 2개 이상의 클러스터에 소속 될 수 있는 클러스터 방법이다. FCM 클러스터링은 목적함수인 식(1)을 최소화함으로서 입력데이터의 각 클러스터에 대한 소속 값을 구한다.

$$Q = \sum_{i=1}^c \sum_{p=1}^N u_{ip}^{m_i} \| \mathbf{x}_p - \mathbf{v}_i \|^2 \quad (1)$$

여기서, c 는 클러스터의 개수, N 은 입력 패턴 수, m_i 는 퍼지화 계수이고 m_i 는 1.0보다 크다. \mathbf{x}_p 는 p 번째 입력 벡터이고 \mathbf{v}_i 는 i 번째 클러스터의 중심이다. u_{ip} 는 p 번째 데이터가 i 번째 클러스터에 속하는 소속정도를 나타내는 0과 1사이의 실수로 식(2)와 식(3)의 조건을 만족한다.

$$\sum_{i=1}^c u_{ip} = 1, \quad 1 \leq p \leq N \quad (2)$$

$$0 < \sum_{p=1}^N u_{ip} < N, \quad 1 \leq i \leq c \quad (3)$$

n 차원 유클리드 공간상의 N 개의 패턴으로 구성된 입력 벡터 집합 \mathbf{x}_p 와 클러스터 중심 \mathbf{v}_i 에 대한 소속 정도를 소속 행렬로 표현하면 $\mathbf{U}=[u_{ip}]$ 로 표현된다.

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{p=1}^N u_{ip}^{m_i} \mathbf{x}_p}{\sum_{p=1}^N u_{ip}^{m_i}} \quad (4)$$

$$u_{ip} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\| \mathbf{x}_p - \mathbf{v}_i \|}{\| \mathbf{x}_p - \mathbf{v}_j \|} \right)^{\frac{2}{m_i - 1}}} \quad (5)$$

FCM 클러스터링은 식(4)와 식(5)을 반복적으로 수행하면서 소속 행렬 \mathbf{U} 와 각 클러스터의 중심을 수정하며 목적함수 Q 를 특정 값으로 수렴시킨다.

2.2 후반부 동정

퍼지 모델 설계에 있어서 후반부 동정도 구조 동정과 파라미터 동정으로 나뉜다. 퍼지 규칙의 후반부 구조는 퍼지 추론에 의해 네 가지 추론 구조에 대해 다룬다.

아울러, 가우스 소거법에 의해 표준 최소자승법을 이용하여 후반부 파라미터를 결정한다.

2.2.1 간략 추론 (구조 1)

퍼지 규칙의 후반부 구조가 상수항만을 가지며, 이러한 경우, 간략 추론법이라 한다. 제안된 모델은 다음과 같은 형태를 가지는 퍼지 규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \\ \text{then } y_j = a_{j0} \quad (6)$$

여기서 R^j 는 $j(j=1, \dots, n)$ 번째 규칙, $x_k(k=1, \dots, d)$ 는 입력 벡터, F_j 는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 j 번째 규칙의 소속 정도이고 a_{j0} 는 상수이다.

각 퍼지 규칙의 전반부 적합도 w_{jp} 는 FCM 클러스터링 알고리즘에서 구한 소속 행렬에 의해 얻어진다.

$$w_{jp} = u_{jp} \quad (7)$$

따라서, 추론된 값 y^* 는 다음과 같이 가중 평균에 의해 구해진다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{jp} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{jp}} = \sum_{j=1}^n w_{jp} a_{j0} \quad (8)$$

여기서, 각 규칙의 적합도의 합은 1이다.

후반부 파라미터 동정은 전반부 입력 벡터 및 파라미터가 주어지면, 오차를 최소화하는 후반부 파라미터를 추정할 수 있다.

후반부의 파라미터 a_{j0} 는 입력력 데이터가 주어지면 최소자승법에 의해 구할 수 있다. 최후반부 파라미터의 동정은 식(9)에 의해 계산된다.

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

$$E = [\epsilon_1, \dots, \epsilon_m]^T, \quad a^T = [a_{10}, \dots, a_{n0}], \quad (10) \\ X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T, \quad x_p^T = [w_{1p}, \dots, w_{np}], \\ Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T.$$

2.2.2 선형 추론 (구조 2)

퍼지 규칙의 후반부가 일차 선형식으로 표현되면 선형 추론법이라 한다. 이러한 모델은 다음 식의 형태를 가지는 퍼지 규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \tag{11}$$

$$\text{then } y_j = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_k$$

여기서 a_{jk} 는 후반부의 파라미터이다. 추론된 값 y^* 는 같은 방법으로 다음과 같이 계산된다.

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{jp} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{jp}} \tag{12}$$

$$= \sum_{j=1}^n w_{jp} (a_{j0} + a_{j1} x_{1p} + \dots + a_{jd} x_{dp})$$

여기서, w_{jp} 는 식(7)과 같다. 후반부 파라미터의 동정은 간략 추론과 같은 방법으로 구해진다.

2.2.3 2차식 추론 (구조 3)

퍼지 규칙의 후반부 구조가 2차식 함수의 다항식 형태로 표현되며 2차식 추론법이라 하며, 다음과 같은 퍼지 규칙으로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \tag{13}$$

$$\text{then } y_j = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_k + \sum_{k=1}^d a_{j,d+k} x_k^2 + \sum_{k=1}^d \sum_{l=k+1}^d A_{jz} x_k x_l$$

여기서, z 는 입력 벡터들의 조합의 수이다. 퍼지 모델의 최종 추론된 값 y^* 는 같은 방법으로 다음과 같이 구하여진다.

$$y^* = \sum_{j=1}^n w_{jp} (a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_{kp} + \sum_{k=1}^d a_{j,d+k} x_{kp}^2 + \sum_{k=1}^d \sum_{l=k+1}^d A_{jz} x_{kp} x_{lp}) \tag{14}$$

2.2.4 변형된 2차식 추론 (구조 4)

입력 벡터의 2차항이 생략된 변형된 2차식 추론법으로 표현되면 변형된 2차식 추론법이라 한다. 다음과 같은 퍼지 규칙으로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \tag{15}$$

$$\text{then } y_j = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_k + \sum_{k=1}^d \sum_{l=k+1}^d A_{jz} x_k x_l$$

모델의 추론된 값 y^* 는 같은 방법으로 다음과 같이 구하여진다.

$$y^* = \sum_{j=1}^n w_{jp} (a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_{kp} + \sum_{k=1}^d \sum_{l=k+1}^d A_{jz} x_{kp} x_{lp}) \tag{16}$$

3. 비선형 추론을 위한 비선형 공정

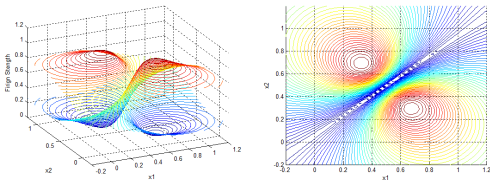
본 논문에서는 비선형 추론을 위해 비선형 공정에서 성능 평가의 척도로 이용되고 있는 가스로 공정[15]을 사용하여 제안된 퍼지 모델을 평가한다. 퍼지 모델을 평가하기 위해 성능지수는 가스로 공정에 대해서 Mean Squared Error(MSE)를 이용한다.

$$PI = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m (y_p - y_p^*)^2 \tag{17}$$

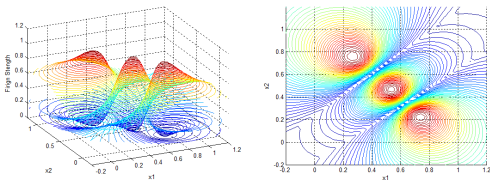
Box와 Jenkins가 사용한 비선형적인 가스로 시계열 데이터를 사용하여, 입출력 벡터로써 가스 흐름률과 연소된 이산화탄소 농도로 표현되는 가스로 공정을 퍼지 모델링한다. 입력 벡터가 가스 흐름률이고 출력 변수가 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 입출력 데이터 296쌍을 모의실험을 하기위해 입력으로 $[u(t-3), u(t-2), u(t-1), y(t-3), y(t-2), y(t-1)]$ 을, 출력으로 $y(t)$ 를 구성한다. 또한 데이터 집합은 학습과 테스트 데이터로 구분하여 퍼지 추론에 의한 모델 설계를 수행한다.

가장 널리 사용되는 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 을 입력 벡터로 사용하여 2입력 1출력 시스템으로 재구성하여 2차원 시스템을 설계한다. FCM 클러스터링 알고리즘에서 퍼지화 계수는 2.0을 사용하였다.

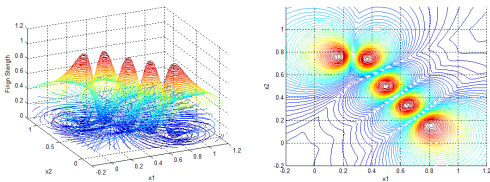
[Fig. 2]부터 [Fig. 5]까지는 2차원 입력 벡터 공간에서 FCM 클러스터링 알고리즘을 사용하여 클러스터의 수를 2개에서 10개까지 증가하여 생성된 소속 행렬 및 분할된 입력 벡터 공간을 보여준다. 소속 행렬의 형태를 보면 클러스터의 수가 증가할수록 폭은 좁아지며 클러스터의 중심은 뾰족해지는 것을 볼 수 있다. 입력 벡터 공간은 각 클러스터의 중심을 기준으로 분산 형태로 분할되며, 클러스터의 수가 증가할수록 각 입력 데이터의 중심으로 세분화해 분할되는 것을 볼 수 있다.



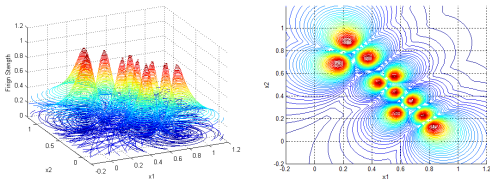
[Fig. 2] Membership matrix and scatter partition (2 clusters)



[Fig. 3] Membership matrix and scatter partition (3 clusters)



[Fig. 4] Membership matrix and scatter partition (5 clusters)



[Fig. 5] Membership matrix and scatter partition (10 clusters)

<Table 1>은 FCM 클러스터 알고리즘에 의한 클러스터의 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, PI와 E_PI는 각각 학습과 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다.

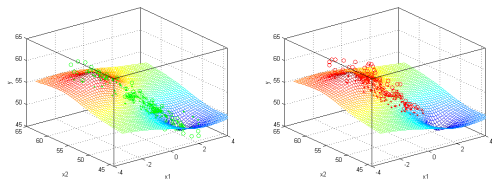
<Table 1>로부터 클러스터의 수가 증가할수록 일반적으로 성능이 개선되는 것을 볼 수 있으며, 후반부 구조가 간략 추론, 선형 추론, 2차식 추론, 그리고 변형된 2차식 추론의 복잡한 구조를 갖는 형태를 가질수록 더 좋은 성능을 보여준다.

퍼지 추론의 결과를 보면 학습 데이터에 의한 근사화와 테스트 데이터에 의한 일반화 능력이 서로 균형 있게 좋은 추론 결과를 갖는 것을 알 수 있다. 퍼지 모델의 추론 결과를 보면 규칙의 수가 5개이고 후반부 구조가 2차식 추론을 이용한 경우가 가장 좋은 성능을 보여준다. 이때의 성능지수는 PI는 0.015이고 E_PI는 0.299이다.

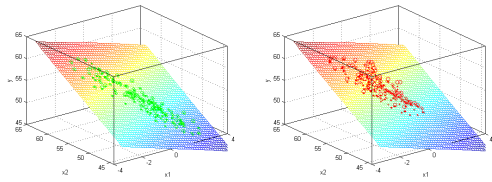
<Table 1> Performance Index

Cluster number	Type	PI	E_PI
2	structure 1	2.268	2.418
	structure 2	0.022	0.338
	structure 3	0.021	0.331
	structure 4	0.021	0.332
3	structure 1	1.018	1.473
	structure 2	0.021	0.347
	structure 3	0.020	0.320
	structure 4	0.021	0.340
5	structure 1	0.664	1.232
	structure 2	0.018	0.316
	structure 3	0.015	0.299
	structure 4	0.016	0.299
10	structure 1	0.491	0.970
	structure 2	0.015	0.315
	structure 3	0.013	0.339
	structure 4	0.014	0.312

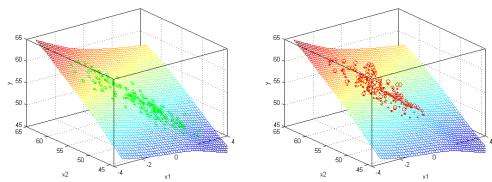
[Fig. 6]부터 [Fig. 9]까지는 표 1에서 좋은 성능을 보이는 클러스터의 수가 5개 일 때의 추론 구조에 따른 입출력에 관한 특성 평면을 보여준다. 여기서, 원은 원 출력을, 점은 모델 출력을 보여준다. [Fig. 6]의 간략 추론의 경우 분할된 지역 공간은 소속 행렬 형태의 평면 특성 보여준다. [Fig. 7]의 선형 추론, [Fig. 8]의 2차식 추론, 그리고 [Fig. 9]의 변형된 2차식 추론의 경우는 각 지역 공간에서 선형, 2차식, 및 변형된 2차식의 입출력 공간에 대한 특성 보여준다. 또한, 입출력 공간은 지역 공간이 서로 중첩되어 부드러운 입출력 특성을 보여준다.



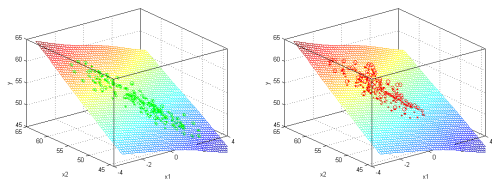
(a) training data (b) testing data
 [Fig. 6] Input-output space (5 clusters, Type 1)



(a) training data (b) testing data
 [Fig. 7] Input-output space (5 clusters, Type 2)



(a) training data (b) testing data
 [Fig. 8] Input-output space (5 clusters, Type 3)



(a) training data (b) testing data
 [Fig. 9] Input-output space (5 clusters, Type 4)

4. 결론

본 논문에서는 퍼지 클러스터를 이용한 FCM 클러스터 알고리즘에 의한 퍼지 규칙을 형성하고 소속 행렬로 소속 정도를 표현함으로써 비선형 공정에 대해 퍼지 추론 시스템을 구축하여 입출력 특성을 분석하였다. 제안된 퍼지 추론 시스템은 입력 벡터 공간을 분산 형태로 분할하였고 분할된 지역 공간은 퍼지 규칙을 형성하였다.

각각의 부분 공간은 네 가지 추론 방법을 이용하여 표현하였다.

추론 결과를 보면 규칙 수가 증가할수록 오차가 수렴한 후 다시 증가하는 현상을 보이며, 입력 벡터 공간을 너무 세부적으로 나누면 오히려 오차가 더 커지는 것을 알 수 있다. 따라서 비선형 입력 공간을 세부적으로 나누어서 고려해야할 경우 적절한 분할이 필요하다는 것을 알 수 있다. 또한, 비선형 추론을 할 경우, 입력 벡터의 고차항을 고려하여 추론 할 수 있다는 것을 알 수 있다.

비선형 추론을 위한 비선형 공정의 동정에서 근사화 및 일반화 능력이 대체로 균형을 잘 잡는 것을 알 수 있으며, 근사화 능력의 성능이 더 좋은 것을 알 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법은 고차원의 비선형 시스템을 동정하는 경우에도 적용 가능하며, 비선형 특성을 갖는 매우 복잡한 현상에 대해 추론하고자 할 경우 적용가능 할 것으로 사료된다.

REFERENCES

- [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] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data", *Fuzzy Sets Syst.*, Vol. 13, pp.1-12, 1980.
- [6] C. W. Xu, "Fuzzy system identification", *IEEE Proceeding* Vol. 126, No. 4, pp.146-150, 1989.
- [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] K. J. Park, D. Y. Lee, "Characteristics of Fuzzy

Inference Systems by Means of Partition of Input Spaces in Nonlinear Process”, The Korea Contents Association, Vol. 11, No. 3, pp. 48-55, 2011.

- [9] K. J. Park, D. Y. Lee, “Characteristics of Input-Output Spaces of Fuzzy Inference Systems by Means of Membership Functions and Performance Analyses”, The Korea Contents Association, Vol. 11, No. 4, pp. 74-82, 2011.
- [10] K. J. Park, D. Y. Lee, “Nonlinear Characteristics of Fuzzy Inference Systems by Means of Individual Input Space”, The Korea Academia-Industrial Cooperation Society, Vol. 12, No. 11, pp. 5164-5171, 2011.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] J. C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981.
- [15] Box and Jenkins, “Time Series Analysis, Forecasting and Control”, Holden Day, San Francisco, CA.

이 동 윤(Lee, Dong Yoon)



- 1990년 2월 : 연세대학교 전기공학과 (공학석사)
- 2001년 2월 : 연세대학교 전기전자공학과 (공학박사)
- 2002년 3월 ~ 현재 : 중부대학교 전기전자공학과 교수
- 관심분야 : 시큐리티시스템, 퍼지
- E-Mail : dylee@joongbu.ac.kr

박 건 준(Park, Keon Jun)



- 2005년 2월 : 원광대학교 제어계측공학과 (공학석사)
- 2010년 8월 : 수원대학교 전기공학과 (공학박사)
- 2012년 9월 ~ 현재 : 원광대학교 공업기술개발연구소 연구교수
- 관심분야 : 컴퓨터 및 인공지능, 퍼지 추론 시스템
- E-Mail : bird75@wku.ac.kr