

# 비선형 공정을 위한 FCM 클러스터링 알고리즘 기반 퍼지 추론 시스템

박 건 준\*, 강 형 길\*\*, 김 용 갑\*\*\*

## Fuzzy Inference Systems Based on FCM Clustering Algorithm for Nonlinear Process

Keon-Jun Park\*, Hyung-Kil Kang\*\*, Yong-Kab Kim\*\*\*

### 요 약

본 논문에서는 비선형 공정을 퍼지 모델링하기 위해 FCM 클러스터링 알고리즘을 기반으로 하는 퍼지 추론 시스템을 소개한다. 비선형 공정에 대한 퍼지 규칙의 생성은 일반적으로 차원이 증가할수록 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제를 가지고 있다. 이를 해결하기 위해, FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 입력 공간을 분산 형태로 분할함으로써 퍼지 모델의 규칙을 생성한다. 퍼지 규칙의 전반부 파라미터는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 소속행렬로 결정된다. 퍼지 규칙의 후반부는 다항식 함수의 형태로 표현되며, 각 규칙의 후반부 파라미터들은 표준 최소자승법에 의해 동정된다. 마지막으로, 비선형 공정의 특성 및 성능을 평가하기 위하여 비선형 공정으로는 널리 이용되는 데이터를 이용한다.

### ABSTRACT

In this paper, we introduce a fuzzy inference systems based on fuzzy c-means clustering algorithm for fuzzy modeling of nonlinear process. Typically, the generation of fuzzy rules for nonlinear processes have the problem that the number of fuzzy rules exponentially increases. To solve this problem, the fuzzy rules of fuzzy model are generated by partitioning the input space in the scatter form using FCM clustering algorithm. The premise parameters of the fuzzy rules are determined by membership matrix by means of FCM clustering algorithm. The consequence part of the rules is expressed in the form of polynomial functions and the coefficient parameters of each rule are determined by the standard least-squares method. And lastly, we evaluate the performance and the nonlinear characteristics using the data widely used in nonlinear process.

**Keywords:** Fuzzy inference systems, Fuzzy c-means clustering algorithm, Scatter partition, Input space, Rule generation, Nonlinear characteristics

---

\* 원광대학교 정보통신공학과

\*\* 원광대학교 전기·정보통신공학부

\*\*\* 교신저자 : 원광대학교 정보통신공학과 (ykim@wonkwang.ac.kr)

접수일자 : 2012년 10월 10일, 수정일자 : 2012년 10월 24일, 심사완료일자 : 2012년 11월 05일

## I. 서론

Zadeh에 의해 처음으로 소개된 퍼지 집합 이론은 복잡하고 비선형적인 실 시스템의 특성을 해석하고 적용함으로써 좋은 결실을 맺어왔으며 꾸준히 연구되고 있다[1-3]. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 퍼지 모델링 기법의 유용성은 잘 알려진 사실이며 이들은 퍼지 추론 시스템에 기초하고 있다. 초기 퍼지 모델의 동정연구로는 언어적 접근 방식[4, 5]과 퍼지 관계 방정식에 기초한 접근방식[6, 7]이 제안되었다. 언어적 접근방식에서, Tong은 논리적 조사 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였고[8], Xu와 Zailu는 이 방법의 수정으로 더 좋은 결과를 얻는 방법과 결정 테이블에 기초한 자기 학습 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 필요한 컴퓨터 용량 및 계산시간 때문에 고계다변수 시스템의 적용에 문제점을 발생시켰다[9, 10]. 퍼지 모델링에서 퍼지 규칙의 생성은 일반적으로 입력 공간의 분할하는 방법과 소속 함수 및 소속 함수의 수에 의해 결정되며, 고차원의 비선형 공정을 모델링하는 것은 무수히 많은 규칙 수를 갖는 한계를 갖고 있다. 이와 같이, 비선형 공정에서 퍼지 모델링하는 것은 많은 시행착오를 거쳐 진행된다.

본 논문에서는 FCM 클러스터링 알고리즘[11]에 의한 분산 형태의 입력 공간 분할 및 퍼지 추론 방법에 의한 퍼지 추론 시스템의 제안하고 비선형 공정에 대해 입출력 특성을 분석한다. 퍼지 규칙은 FCM 클러스터링 알고리즘에 의해 입력 공간을 분산 형태로 분할하여 각각의 분할된 지역 공간이 하나의 규칙을 갖도록 형성한다. 전반부 파라미터의 동정에는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 소속 행렬에 의해 결정된다. 후반부 동정에서 퍼지 추론 방법은 간략추론, 선형추론, 2차식 추론 및 변형된 2차식 추론을 사용하며, 표준 최소자승법을 사용하여 후반부 파라미터를 동정한다. 비선형 공정으로 적용하기 위해 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 공정 데이터[12]를 모델링함으로써 입출력 공간 특성 및 성능을 분석한다.

본 연구에서는 서론에 이어 제 2장에서는 제안

한 퍼지 추론 시스템의 전반부 및 후반부 동정에 대해 다루며, 제 3장에서는 비선형 공정으로 적용하여 제안한 모델의 특성을 분석하고, 제 4장에서는 결론을 맺는다.

## II. 퍼지 추론 시스템

퍼지 모델은 if-then 형식의 퍼지 규칙을 이용하여 비선형 공정을 기술한다. 제안한 퍼지 추론 시스템은 FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 구현되며, 전반부 동정과 후반부 동정으로 나뉘어서 설명한다.

### 1. 전반부 동정

퍼지 모델 동정에서 퍼지 규칙의 전반부 동정은 입력 공간의 퍼지 분할 및 소속 함수의 결정 그리고 소속 함수의 파라미터 결정이 필요하다.

일반적으로 입력 공간의 분할은 격자 형태로 행해지며, 각 분할된 지역 공간은 퍼지 규칙을 형성한다. 입력 공간의 분할 방식은 상호 관계에 의해 분할하는 방식을 많이 사용하고 있으며, 분할된 지역 공간은 소속 함수로 정의되고, 퍼지 규칙을 형성한다. 지역 공간의 수는 퍼지 규칙 수가 된다. 이러한 상호 공간에 의한 입력 공간의 분할 방식은 차원이 증가할수록 규칙 수가 지수적으로 증가하는 단점이 있다.

다른 방법으로는 입력 공간을 개별적으로 지역 공간을 격자 형태로 형성하는 것이다. 이러한 개별적인 입력 공간의 분할 방식은 각 입력 차원의 개별적인 공간 분할에 의해 각각의 분할된 공간이 퍼지 규칙이 된다.

본 논문에서는 입력 공간을 분할 형태로 분할하는 방식을 제안한다. 입력 공간을 분산 형태로 분할하는 방식은 FCM 클러스터링 알고리즘[11]에 의해 수행되고 그림 1에서 보여 준다. 그림 1(a)는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 소속 행렬을 보여주며, 그림 1(b)는 소속 행렬에 의해 입력 공간이 분산 형태로 분할된 지역 공간을 보여준다. 이러한 분할 방식은 클러스터의 수만큼 입력 공간이 분할되고, 각 분할된 지역 공간은 규칙 수가 된다.

따라서 분산 형태의 입력 공간 분할 방식에서 퍼지 규칙의 수는 클러스터의 수가 된다.

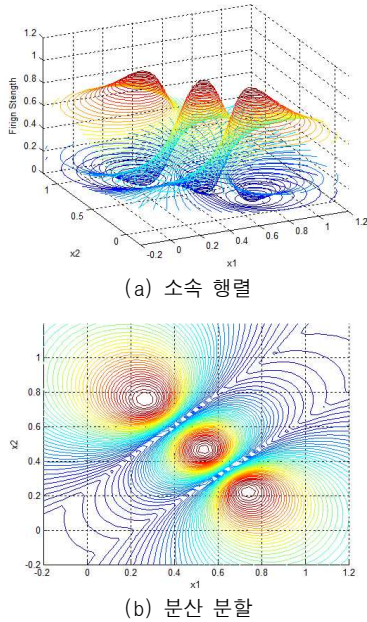


그림 1 2차원 입력 공간의 분산 분할  
Fig. 1 Scatter partition of 2-D input space

FCM 클러스터링 알고리즘은 주어진 데이터에 대하여 한 쌍의 데이터가 2개 이상의 클러스터에 소속될 수 있는 클러스터 방법이다. FCM 클러스터링은 목적함수인 식 (1)을 최소화함으로써 입력 데이터의 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.

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

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

FCM 클러스터링은 식 (4)와 식 (5)를 반복적으로 수행하면서 소속 행렬과 각 클러스터의 중심을 수정하며 목적함수를 특정 값으로 수렴시킨다.

## 2. 후반부 동정

후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 네 가지 구조에 대해 다룬다. 또한, 최대 퍼벳팅 알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준 최소자승법을 이용하여 후반부 파라미터를 동정한다.

제안된 모델은 아래와 같은 네 가지 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

(1) 구조 1 : 간략 추론법

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

(2) 구조 2 : 선형 추론법

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \text{ then } y_j = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_k \quad (7)$$

(3) 구조 3 : 2차식 추론법

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \quad (8)$$

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

(4) 구조 4 : 변형된 2차식 추론법

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } F_j \quad (9)$$

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

간략 추론법은 후반부가 단일 상수항만을 가지며, 선형 추론법은 후반부가 일차 선형식으로 표현된다. 2차식 추론법 후반부 구조가 2차식 함수의 다항식 형태로 표현되며, 변형된 2차식 추론법은 입력 변수의 2차항이 생략된 2차식 추론법의 변형된 형태이다.

각 규칙에서  $R^j$ 는  $j(j=1, \dots, m)$ 번째 규칙,  $x_k(k=1, \dots, d)$ 는 입력 변수,  $F_j$ 는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한  $j$ 번째 규칙의 소속 정도이다.  $a_{jk}$ 는 후반부 파라미터이다.

각 규칙의 전반부 적합도  $w_{jp}$ 는 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 소속 행렬에 의해 얻어지며 다음과 같다.

$$w_{jp} = u_{ip} \quad (10)$$

따라서, 추론된 값  $\hat{y}$ 는 가중 평균에 의해 다음과 같다.

$$\hat{y} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{jp} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{jp}} = \sum_{j=1}^n w_{jp} a_{jk} \quad (11)$$

여기서, 각 규칙의 적합도의 합은 1이다.

후반부 파라미터 동정에서 전반부 입력변수 및 파라미터가 주어지면, 성능지수를 최소화하는 최적 후반부 파라미터를 결정할 수 있다.

후반부의 파라미터는  $a_{jk}$ 로써 입출력 데이터가 주어졌을 때 최소자승법에 의해 구해진다. 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 식 (12)에

의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (12)$$

### III. 비선형 공정으로의 적용

본 논문에서는 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정[12]을 사용하여 제안된 퍼지 모델을 평가한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 가스로 공정에 대해서 MSE (Mean Squared Error)를 이용한다.

$$PI = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^m (y_p - \hat{y}_p)^2 \quad (13)$$

Box와 Jenkins가 사용한 가스로 시계열 데이터를 이용하여, 입출력 데이터인 가스 흐름률과 연소된 이산화탄소 농도의 가스로 공정을 퍼지 모델링한다. 입력이 가스 흐름률이고 출력이 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 가스로 시계열 입출력 데이터 296쌍을 모의실험을 위해 입력으로  $[u(t-3), u(t-2), u(t-1), y(t-3), y(t-2), y(t-1)]$ 을, 출력으로  $y(t)$ 를 구성하여 사용한다. 또한 데이터 집합은 학습과 테스트 데이터로 나누어 수행한다.

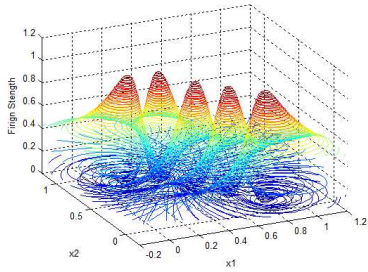
먼저, 대표적으로 사용되는  $u(t-3)$ 과  $y(t-1)$ 을 입력으로 사용하여 2입력 1출력 시스템을 구성하여 2차원 시스템을 모델링한다. FCM 클러스터링 알고리즘에서 퍼지화 계수는 2.0을 사용하였다.

표 1은 FCM 클러스터 알고리즘에 의한 클러스터의 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, PI는 학습 데이터에 대한 성능 지수를, E-PI는 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다.

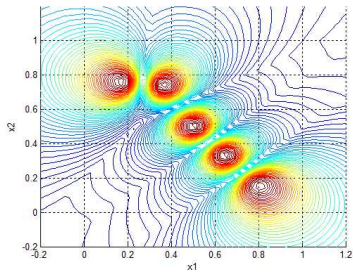
표 1로부터 간략 추론 보다는 선형 추론, 2차식 추론, 변형된 2차식 추론이 더 좋은 성능을 보여준다. 또한, 클러스터의 수가 증가할수록, 즉 규칙 수가 많을수록 일반적으로 성능이 개선되는 것을 알 수 있다. FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 퍼지 모델은 입력 공간을 분산 형태로 5개의 규칙을 가지고 2차식 추론을 이용한 경우가 가장 좋은 성능을 보여준다. 이때의 성능지수는 PI는 0.015이고 E-PI는 0.299이다.

[표 1] 2입력 시스템에 대한 성능지수  
 [Table 1] Performance index for 2 input system

클러스터 수	Type	PI	E_PI
2	구조 1	2.268	2.418
	구조 2	0.022	0.338
	구조 3	0.021	0.331
	구조 4	0.021	0.332
3	구조 1	1.018	1.473
	구조 2	0.021	0.347
	구조 3	0.020	0.320
	구조 4	0.021	0.340
4	구조 1	0.677	1.463
	구조 2	0.020	0.338
	구조 3	0.018	0.321
	구조 4	0.019	0.348
5	구조 1	0.664	1.232
	구조 2	0.018	0.316
	구조 3	0.015	0.299
	구조 4	0.016	0.299



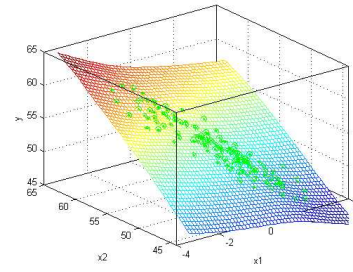
(a) 소속 행렬



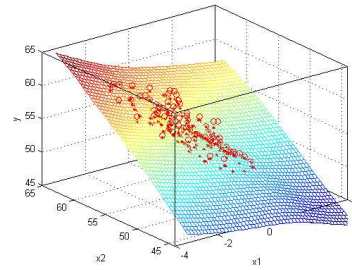
(b) 공간 분할

그림 2 소속 행렬 및 분산 분할 (클러스터 5개)  
 Fig. 2 Membership matrix and scatter partition (5 clusters)

그림 2는 2차원 입력 공간에서 FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 클러스터의 수가 5개 일 때의 소속 행렬 및 분할된 입력 공간을 보여준다. 각 지역 공간은 각 클러스터의 중심을 기준으로 분산 형태로 분할된 것을 알 수 있다.

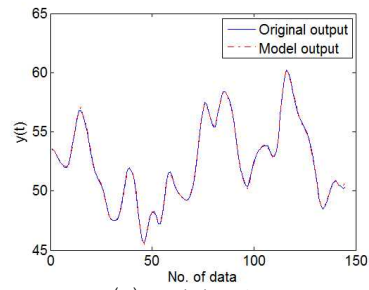


(a) training data

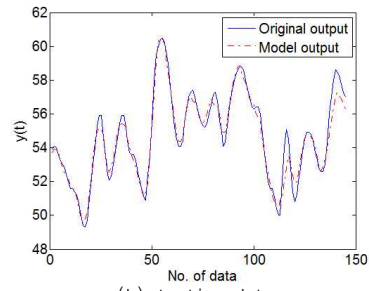


(b) testing data

그림 3 입출력 공간 평면 (클러스터 5개, 2차식추론)  
 Fig. 3 Input-output space plane (5 clusters, Quadratic reasoning)



(a) training data



(b) testing data

그림 4 모델 출력 (클러스터 5개, 2차식 추론)  
 Fig. 4 Model output (5 clusters, Quadratic reasoning)

그림 3은 는 표 1에서 가장 좋은 성능을 보이는 클러스터의 수가 5개이고 2차식 추론 방법에 의한 입출력 특성 평면을 보여준다. 여기서, 원은 원 출력을, 점은 모델 출력을 보여준다. 각 분할된 지역 공간은 2차식 입출력 특성 보여준다.

그림 4는 표 1에서 선택된 모델인 5개의 규칙수를 가지고 후반부 구조가 2차식 추론인 모델에 대하여 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 원 출력과 모델출력을 보여준다. 그림에서 보는 바와 같이 원 출력과 유사한 출력을 갖는 것을 알 수 있다.

다음으로, 고차원의 비선형 시스템을 모델링하기 위하여 전체 입력을 사용하여 6입력 1출력 시스템을 구성하여 6입력 시스템을 모델링한다.

앞에서와 같은 방법으로 FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 입력 공간을 분산 형태로 분할하고 클러스터의 수와 추론 방법을 이용하였다. 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수는 표 2에서 보여준다.

[표 2] 6입력 시스템에 대한 성능지수  
[Table 2] Performance index for 6 input system

클러스터 수	Type	PI	E_PI
2	구조 1	2.1923	3.190
	구조 2	0.0148	0.188
	구조 3	0.0081	0.206
	구조 4	0.0086	0.248
3	구조 1	1.4516	2.246
	구조 2	0.0137	0.203
	구조 3	0.0059	0.422
	구조 4	0.0066	0.253
4	구조 1	1.3710	2.285
	구조 2	0.0127	0.211
	구조 3	0.0034	0.742
5	구조 4	0.0048	0.319
	구조 1	1.0850	2.243
	구조 2	0.0120	0.181
	구조 3	0.0011	6.191
	구조 4	0.0024	0.692

표 2로부터 간략 추론인 경우 근사화 능력과 일반화 능력이 좋지 않은 결과를 가져왔다. 선형 추론의 경우는 근사화 능력과 일반화 능력이 균형을 이루면서 성능이 개선된 것을 알 수 있다. 2차식 추론, 변형된 2차식 추론의 경우 클러스터의 수가 증가할수록 일반화 능력에서 매우 불안정한 결과

를 보여주며 근사화 능력은 매우 좋으나 일반화 능력이 매우 좋지 않은 결과를 보여준다.

FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 퍼지 추론 모델은 입력 공간을 분산 형태로 5개의 규칙을 가지고 선형 추론을 이용한 경우가 가장 좋은 성능을 보여준다. 이 때의 성능지수는 PI는 0.0120이고 E\_PI는 0.181이다.

표 2에서 선택된 모델인 5개의 규칙 수를 가지고 후반부 구조가 선형 추론인 모델에 대하여 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 원 출력과 모델출력을 그림 5에서 보여준다. 그림에서 보는 바와 같이 모델 출력은 원 출력과 유사한 출력을 갖는 것을 알 수 있다.

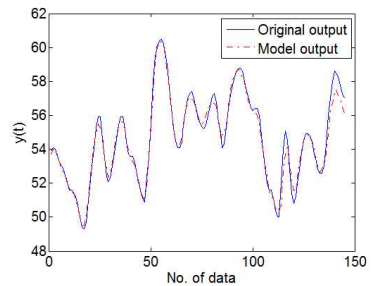
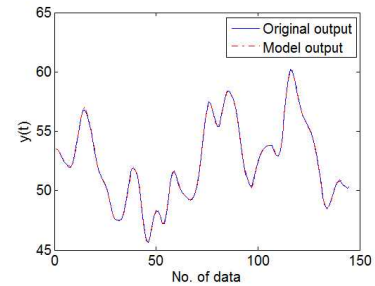


그림 5 모델 출력 (클러스터 5개, 선형 추론)  
Fig. 5 Model output (5 clusters, linear reasoning)

#### IV. 결론

본 논문에서는 FCM 클러스터 알고리즘에 의한 소속 행렬로 소속 정도를 표현함으로써 퍼지 규칙을 형성하고 비선형 공정에 대해 퍼지 추론 시스템을 구축하여 특성을 분석하였다. 제안된 퍼지 추론 시스템은 입력 공간을 분산 형태로 분할하고 분할된 지역 공간은 퍼지 규칙을 형성하였

으며, 각각의 지역 공간은 간략 추론, 선형 추론, 2차식 추론 및 변형된 2차식 추론을 이용하여 표현하였다.

저차원의 비선형 시스템의 동정은 일반적으로 근사화 능력과 일반화 능력이 대체로 균형을 잘 잡는 것을 알 수 있으며, 다소 근사화 능력에서 좋은 성능을 갖는 것을 알 수 있다. 고차원의 비선형 시스템을 동정하는 경우 매우 적은 수의 규칙을 사용하여 모델링 할 수 있었으며, 후반부 구조가 선형 추론인 경우가 매우 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 하지만, 2차식 추론과 변형된 2차식 추론은 근사화 능력은 좋으나 일반화 능력에서 매우 불안한 성능을 보여줌으로써 실 시스템으로 적용함에 있어 주의가 필요하다.

### 참 고 문 헌

[1] 최정내, 오성권, 김현기, "Mountain Clustering 기반 퍼지 RBF 뉴럴네트워크의 동정," 한국정보전자통신기술학회 논문지, 1(3), pp. 69-76, 2008.

[2] 정원근, 이한욱, 이상준, 김주호, 김광열, 조원래, 이건기, "자동차용 연소식 프리히터의 온도 제어를 위한 퍼지 제어기 설계," 한국정보전자통신기술학회 논문지, 2(4), pp. 29-36, 2009.

[3] C.-S. Bae, H.-Y. Kim, T.-W. Kim, Y.-S. Kang, S.-K. Hwang and S.-K. Lee, "Implementation of Smart car using Fuzzy Rules," 5(2), pp. 81-88, 2012

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

[5] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational system," *Fuzzy Sets Syst.*, 13, pp. 153-167, 1984.

[6] W. Pedrycz, "Numerical and application aspects of fuzzy relational equations," *Fuzzy Sets Syst.*, 11, pp. 1-18, 1983.

[7] E. Czogola and W. Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its

applications in control problems," *Fuzzy Sets Syst.*, 6, pp. 73-83, 1981.

[8] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data," *Fuzzy Sets Syst.*, 13, pp. 1-12, 1980.

[9] C. W. Xu, "Fuzzy system identification," *IEEE Proceeding*, 126(4), pp. 146-150, 1989.

[10] C. W. Xu and Y. Zailu, "Fuzzy model identification self-learning for dynamic system," *IEEE Trans. on Syst. Man, Cybern.*, SMC-17(4), pp. 683-689, 1987.

[11] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, PlenumPress, NewYork, 1981.

[12] Box and Jenkins, *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Holden Day, SanFrancisco, CA.

---

### 저자약력

---

#### 박 건 준 (Keon-Jun Park)

#### 정회원



2003년 원광대학교 전기전자공학부 졸업 (공학사)

2005년 원광대학교 제어계측공학과 졸업 (공학석사)

2010년 수원대학교 전기공학과 (공학박사)

2010년 ~ 2012년 원광대학교 공과대학

POST-BK21 Post-Doc

2012년 ~ 현재 원광대학교 리서치펠로우 연구교수

<관심분야> 컴퓨터 및 인공지능, 유전자 알고리즘 및 최적화이론, 지능시스템 및 제어

**강 형 길(Hyung-Kil Kang)**



2007년 ~ 현재 원광대학교 전  
기·정보통신공학부 학부  
과정

<관심분야> LED 설계, 가시광통신

**김 용 갑(Yong-Kab Kim)**

**정회원**



1988년 아주대학교 전자공학  
과 (공학사)  
1993년 앨라바마 주립대 (공  
학석사)  
2000년 노스캐롤라이나 주립  
대 전기·컴퓨터공학과  
(공학박사)2003년 ~ 현  
재 원광대학교 정보통신  
공학과 정교수  
2006년 ~ 현재 공과대학  
POST-BK21 사업단장  
2012년 ~ 현재 LED특성화  
인력양성사업단장(전북)  
2012년 ~ 현재 원광대학교 I  
T·BT창업보육센터장

<관심분야> 가시광통신시스템, 전력선통신