

Type-2 FCM 기반 퍼지 추론 시스템의 설계 및 최적화

논 문
60-11-24

Design of Type-2 FCM-based Fuzzy Inference Systems and Its Optimization

박 건 준* · 김 용 갑** · 오 성 권†
(Keon-Jun Park · Yong-Kab Kim · Sung-Kwun Oh)

Abstract - In this paper, we introduce a new category of fuzzy inference system based on Type-2 fuzzy c-means clustering algorithm (T2FCM-based FIS). The premise part of the rules of the proposed model is realized with the aid of the scatter partition of input space generated by Type-2 FCM clustering algorithm. The number of the partition of input space is composed of the number of clusters and the individual partitioned spaces describe the fuzzy rules. Due to these characteristics, we can alleviate the problem of the curse of dimensionality. The consequence part of the rule is represented by polynomial functions with interval sets. To determine the structure and estimate the values of the parameters of Type-2 FCM-based FIS we consider the successive tuning method with generation-based evolution by means of real-coded genetic algorithms. The proposed model is evaluated with the use of numerical experimentation.

Key Words : Fuzzy inference system, Type-2 fuzzy C-means clustering, Scatter partition, Genetic optimization, Successive tuning method

1. 서 론

많은 연구자들은 자연 현상을 이해하고, 그것을 이용하기 위해 연구가 이루어지고 있다. 그 중 1965년에 Zadeh에 의해 창안된 “퍼지집합” 이론은 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 퍼지 모델링 기법의 유용성은 이미 알려진 사실이며 이들은 퍼지 추론 시스템에 기초하고 있다. 퍼지시스템 이론의 발전으로 퍼지모델 동정 알고리즘의 접근 방식도 향상되었다. 초기 퍼지 모델의 동정연구로는 언어적 접근 방식[1]과 퍼지 관계 방정식에 기초한 접근방식[2]이 제안되었다. 언어적 접근방식에서, Tong은 논리적 조사 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였고[3], 방법을 수정하여 더 좋은 결과를 얻는 방법[4]과 결정 테이블에 기초한 자기 학습 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 필요한 컴퓨터 용량 및 계산시간 때문에 고계다변수 시스템의 적용에 문제점을 발생시켰다[5]. Sugeno는 자신이 제안한 선형 퍼지추론식에 경험적 방법을 통한 구조동정으로 컴플렉스 방법과 최소자승법에 의해 시스템을 동정하였으나[6], 전반부 구조동정에서 반복적인 퍼지분할에 의한 경험에 의존하는 문제점이 있다. 또한 퍼지 클러스터링 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였으나[7], 직접 추론법에 의한 것으로 동정성능이 떨어졌

다. 이러한 동정 알고리즘은 산업 발달과 고도화로 인해 시스템이 복잡해지고 있으며 비선형성을 갖는 시스템을 모델링하는 데는 많은 어려움이 있다.

Type-1 퍼지 집합의 확장인 Type-2 퍼지 집합은 Zadeh [8]에 의해 소개되었으며, Mizumoto와 Tanaka [9]는 type-2 퍼지 집합의 이론적인 연산 및 멤버쉽함수의 특성에 대해 연구하였다. Mendel과 Karnik [10]은 퍼지 “if-then” 규칙으로 표현되는 type-2 퍼지 논리 시스템에 대해 연구하였다. type-2 퍼지 논리 시스템은 전반부 및 후반부에 type-2 퍼지 집합을 사용하였다. 기존의 퍼지 추론 시스템을 이용하여 시스템을 모델링을 하는 경우 일반적으로 규칙을 형성하는 데 있어서 멤버쉽함수에 따른 차원의 수가 증가하면 규칙수가 지수적으로 증가하는 문제를 가지고 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 Fuzzy C-Means (FCM) 클러스터링 알고리즘[11]을 확장시킨 Type-2 FCM 클러스터링에 의한 퍼지 추론 시스템을 제안한다. Type-2 FCM 기반 퍼지추론시스템은 클러스터의 수만큼의 공간 분할이 이루어지며 각각의 분할된 부분공간이 하나의 퍼지 규칙을 형성한다. 이러한 특성 때문에 차원의 저주로부터 벗어날 수 있으며 퍼지 규칙의 구현 한계성을 극복할 수 있다. 제안된 모델의 최적 설계를 위해 실수코딩 유전자 알고리즘[12]에 의한 연속 동조 방법을 이용하여 시스템의 구조 및 파라미터를 동시적으로 동정한다. 제안된 모델은 표준 모델로서 널리 사용되는 수치적인 예를 통하여 평가한다.

2. Type-2 FCM 기반 퍼지 추론 시스템

퍼지 추론 시스템에서 동정이란 if-then 형식으로 기술하는 것으로, 구체적으로 입출력 데이터의 상호관계에 의해 설

* 정 회 원 : 원광대 공대 정보통신공학과 Post-Doc
** 정 회 원 : 원광대 공대 정보통신공학과 교수
† 교신저자, 시니어회원 : 수원대 공대 전기공학과 교수
E-mail : ohsk@suwon.ac.kr
접수일자 : 2011년 1월 6일
최종완료 : 2011년 7월 8일

정된 입출력 변수로부터 확립된다.

2.1 Interval Type-2 fuzzy sets

Type-2 퍼지 집합은 다음과 같은 형태의 Type-2 멤버십 함수로 특성지어진다.

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x)/x = \int_{x \in X} \left[\int_{u \in J_x} f_x(u)/u \right] /x, J_x \subseteq [0,1] \quad (1)$$

식 (1)에서, secondary 멤버십함수의 영역은 x 에 대한 primary 멤버십함수이며, J_x 는 x 에 대한 primary 멤버십함수이다. $f_x(u)$ 는 secondary 멤버십함수의 크기이다.

$f_x(u)/u = 1, \forall u \in J_x \subseteq [0,1]$ 인 경우에는 secondary 멤버십함수는 Interval이며 $\mu_{\tilde{A}}(x)$ 는 Interval Type-2 멤버십함수이다. 따라서, \tilde{A} 는 다음과 같이 표현된다.

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x)/x = \int_{x \in X} \left[\int_{u \in J_x} 1/u \right] /x, J_x \subseteq [0,1] \quad (2)$$

primary 멤버십 값에 대한 불확실성은 footprint of uncertainty (FOU)라 불리는 경계구간을 갖는 Type-2 퍼지 집합으로 표현된다.

$$FOU(\tilde{A}) = \cup_{x \in X} J_x \quad (3)$$

FOU에 대한 예는 그림 1에서 보여준다. FOU는 Type-2 퍼지 집합의 Interval 특성을 강조하기 위하여 균일 되게 표현된다. 불확실성은 임의의 범위 내에서 정점을 기준으로 멤버십함수의 값을 표현한다. 여기서, a, b, c 는 멤버십 파라미터이며 σ_a 와 σ_c 는 a 와 c 의 불확실성을 의미한다.

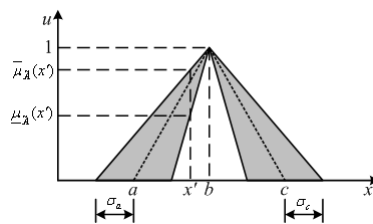


그림 1 Interval Type-2 퍼지 집합
Fig. 1 Interval Type-2 Fuzzy Set

Interval Type-2 퍼지 집합의 FOU에 대한 경계는 상위 경계와 하위경계의 두 개의 Type-1 멤버십함수를 가진다. 상위 멤버십함수 $\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x)$ 는 $FOU(\tilde{A})$ 의 상위경계를 나타내며 하위 멤버십함수 $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$ 는 $FOU(\tilde{A})$ 의 하위경계를 의미한다.

2.2 전반부 동정

퍼지 규칙의 전반부는 지역 퍼지 공간을 정의한다. 지역 퍼지 공간은 각 입력에 대해 적은 수의 멤버십함수가 필요

하다. 하지만, 실제로 많은 수의 입력을 요구하는 경우 문제를 야기할 수 있다. 예를 들면, 10개의 입력을 가진 퍼지 모델에서 각 입력에 대해 2개의 멤버십함수를 가지면 $2^{10}=1024$ 개의 매우 많은 수의 퍼지 if-then 규칙을 가지게 된다.

고차원으로 갈수록 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 분산(퍼짐) 형태의 지역 퍼지 공간을 분할하는 방법을 이용한다.

입력 공간을 분산 형태로 분할하기 위해 본 논문에서는 FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하는 방법을 제안한다. 이러한 방법은 차원의 수에 의한 제약이 덜하며, 클러스터의 수가 퍼지 규칙의 수가 된다. 그림 2는 2차원 입력 공간에서 FCM 클러스터링에 의한 퍼지화 계수가 각각 1.5와 2.0 일 때의 소속 행렬을 보여준다.

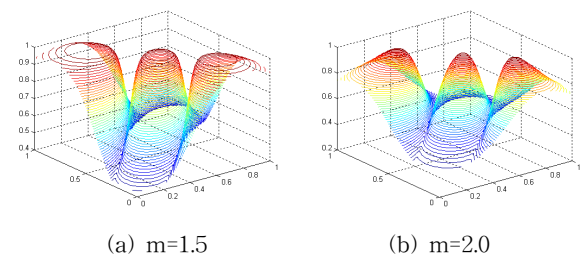


그림 2 FCM 클러스터링에 의한 소속 행렬
Fig. 2 Membership matrix by FCM clustering

FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 분산 형태의 지역 퍼지 공간은 입력 공간을 퍼지 분할하는 데 있어서 Interval Type-2 FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 분산 형태의 공간으로 분할한다. 각 분할된 퍼지 공간은 퍼지 규칙을 형성하게 되며, 퍼지 규칙 수는 클러스터의 수가 된다. Interval Type-2 FCM 클러스터링 알고리즘에 의한 입력 공간의 퍼지 분할은 그림 3에서 보여준다.

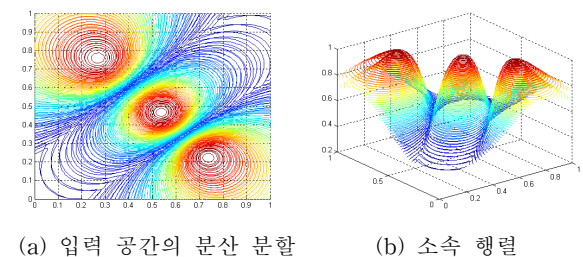


그림 3 Type-2 FCM 기반 지역 퍼지 공간
Fig. 3 Type-2 FCM-based local fuzzy regions

Type-2 FCM 클러스터링은 불확실성을 표현하기 위하여 FCM 클러스터링의 퍼지화 계수를 조절하여 상위 소속 정도와 하위 소속 정도를 표현한다. 각 클러스터는 각 클러스터의 최대 소속 정도를 갖는 데이터의 표준편차에 의해 서로 다른 불확실성을 갖는다. 수행하는 과정은 다음과 같다.

- [단계 1] 클러스터의 수 c 를 정하고 퍼지화 계수 m 를 선택한다. 그리고, 소속 행렬 \mathbf{U} 를 초기화 한다.
- [단계 2] 클러스터 중심 \mathbf{v} 를 계산한다.
- [단계 3] 종료 조건을 만족하면 [단계 5]로 간다.
- [단계 4] 새로운 소속 행렬 \mathbf{U} 를 계산하고 [단계 2]로 간다.
- [단계 5] 소속 행렬 \mathbf{U} 에서 최대의 소속 정도를 갖는 클러스터에 속한 데이터의 표준편차 σ_i 를 구한다.
- [단계 6] 불확실성 계수 ρ_i 를 이용하여 $(1+\rho_i)\sigma_i$ 에 의해 불확실성을 조절한다.

$$\bar{m}_i = m + (1 + \rho_i)\sigma_i, \quad \underline{m}_i = m - (1 + \rho_i)\sigma_i \quad (4)$$

여기서, \bar{m}_i 는 i 번째 클러스터에 대한 상위 퍼지화 계수이며, \underline{m}_i 는 i 번째 클러스터에 대한 하위 퍼지화 계수이다.

- [단계 7] 클러스터 중심 \mathbf{v} 를 계산한다.
- [단계 7-1] 상위 퍼지화 계수에 의한 상위 클러스터 중심 $\bar{\mathbf{v}}_i$ 을 계산한다.
- [단계 7-2] 하위 퍼지화 계수에 의한 하위 클러스터 중심 $\underline{\mathbf{v}}_i$ 을 계산한다.

- [단계 8] 새로운 소속 행렬 \mathbf{U} 를 계산한다.
- [단계8-1] 새로운 상위 소속 행렬 $\bar{\mathbf{U}}$ 를 계산한다.
- [단계8-2] 새로운 하위 소속 행렬 $\underline{\mathbf{U}}$ 를 계산한다.

Type-2 FCMFIS에서 Type-2 FCM 클러스터링 알고리즘에 의해 상위 소속 행렬과 하위 소속 행렬이 각각 전반부의 상위 적합도와 하위 적합도가 된다.

2.3 후반부 동정

후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 3가지 형태의 구조를 사용한다. 간략 추론은 후반부가 단일 상수항만을 가지고, 선형 추론은 후반부가 일차 선형식 형태를 가지며, 변형된 이차식 추론은 일차 선형식 및 각 입력의 곱의 다항식 형태를 가진다. 후반부 파라미터는 구간 집합을 이용하여 표현하며, 최대 퍼지 퍼팅 알고리즘을 가지는 가우스 소거법에 의한 표준 최소자승법을 이용하여 동정한다.

① 간략 추론(Case 1)

후반부가 단일 상수항만을 가지는 것으로, 아래와 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } \tilde{F}_j \text{ then } y_j = A_{j0} \quad (5)$$

여기서, $A_{j0} = [a_{j0} - s_{j0}, a_{j0} + s_{j0}]$.

R^j 은 j 번째 퍼지 규칙, \tilde{F}_j 는 Type-2 FCM에 의한 j 번째 퍼지 규칙의 소속 정도이다. A_{j0} 는 구간 집합으로 후반부 계수를 의미하며, a_{j0} 는 A_{j0} 의 중심을, s_{j0} 는 A_{j0} 의 폭을 각각 의미한다.

각 규칙의 후반부에서 출력은 또한 구간 집합이므로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y_j = [y_j^l, y_j^r] \quad (6)$$

$$y_j^l = a_{j0} - s_{j0}, \quad y_j^r = a_{j0} + s_{j0} \quad (7)$$

따라서, 추론된 값 \hat{y} 는 다음과 같다.

$$y_l = \frac{\sum_{j=1}^n w_{jp} y_j^l}{\sum_{j=1}^n w_{jp}}, \quad y_r = \frac{\sum_{j=1}^n \bar{w}_{jp} y_j^r}{\sum_{j=1}^n \bar{w}_{jp}} \quad (8)$$

$$\hat{y} = \frac{1}{2}(y_l + y_r) \quad (9)$$

최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{a}} = 2(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{a}} = [a_{10} \dots a_{n0} \ s_{10} \dots s_{n0}]^T, \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_p^T = [\bar{w}_{1p} + \hat{w}_{1p} \dots \bar{w}_{np} + \hat{w}_{np} \quad -\bar{w}_{1p} + \hat{w}_{1p} \dots -\bar{w}_{np} + \hat{w}_{np}]$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \dots \mathbf{x}_m]^T, \quad \mathbf{Y} = [y_1 \ y_2 \dots y_m]^T$$

② 선형 추론(Case 2)

후반부가 일차 선형식으로 표현된 것으로 선형추론법이라 하며, 다음과 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } \tilde{F}_j \text{ then } y_j = A_{j0} + \sum_{k=1}^d A_{jk} x_k \quad (12)$$

여기서, $A_{jk} = [a_{jk} - s_{jk}, a_{jk} + s_{jk}], k=0, \dots, d$.

A_{jk} 는 구간 집합으로 후반부 계수를 의미하며, a_{jk} 는 A_{jk} 의 중심을, s_{jk} 는 A_{jk} 의 폭을 각각 의미한다.

각 규칙의 후반부에서 출력은 또한 구간 집합이므로 식 (6)으로 표현할 수 있으며, y_j^l 와 y_j^r 은 각각 다음과 같다.

$$y_j^l = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_k - s_{j0} - \sum_{k=1}^d s_{jk} |x_k|$$

$$y_j^r = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk} x_k + s_{j0} + \sum_{k=1}^d s_{jk} |x_k| \quad (13)$$

마지막으로, 추론된 값 \hat{y} 는 식 (9)와 같고 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{a}} = 2(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{a}} = [a_{10} \dots a_{n0} \ s_{10} \dots s_{n0} \ a_{11} \dots a_{n1} \ s_{11} \dots s_{n1} \dots \ a_{1d} \dots a_{nd} \ s_{1d} \dots s_{nd}]^T \quad (15)$$

$$\mathbf{x}_p^T = [\bar{w}_{1p} + \hat{w}_{1p} \dots \bar{w}_{np} + \hat{w}_{np} \quad -\bar{w}_{1p} + \hat{w}_{1p} \dots -\bar{w}_{np} + \hat{w}_{np}, \quad x_{1p}(\bar{w}_{1p} + \hat{w}_{1p}) \dots |x_{dp}|(-\bar{w}_{np} + \hat{w}_{np})]$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \dots \mathbf{x}_m]^T, \quad \mathbf{Y} = [y_1 \ y_2 \dots y_m]^T$$

③ 변형된 2차식 추론(Case 3)

후반부가 일차 선형식 및 각 입력의 곱의 다항식 형태를

가지는 것으로, 다음과 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$R^j: \text{If } x_1 \text{ and } \dots \text{ and } x_d \text{ is } \tilde{F}_j \quad (16)$$

$$\text{then } y_j = A_{j0} + \sum_{k=1}^d A_{jk}x_k + \sum_{k=1}^d \sum_{i=k+1}^d A_{jz}x_kx_i$$

여기서, $A_{jk} = [a_{jk} - s_{jk}, a_{jk} + s_{jk}]$, $k=0, \dots, d(d+1)/2$.

각 규칙의 후반부에서 출력은 또한 구간 집합이므로 식 (6)으로 표현할 수 있으며, y_j^l 와 y_j^r 은 각각 다음과 같다.

$$y_j^l = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk}x_k + \sum_{k=1}^d \sum_{i=k+1}^d a_{jz}x_kx_i - s_{j0} - \sum_{k=1}^d s_{jk}|x_k| - \sum_{k=1}^d \sum_{i=k+1}^d s_{jz}|x_kx_i| \quad (17)$$

$$y_j^r = a_{j0} + \sum_{k=1}^d a_{jk}x_k + \sum_{k=1}^d \sum_{i=k+1}^d a_{jz}x_kx_i + s_{j0} + \sum_{k=1}^d s_{jk}|x_k| + \sum_{k=1}^d \sum_{i=k+1}^d s_{jz}|x_kx_i|$$

마지막으로, 추론된 값 \hat{y} 는 식 (9)와 같고 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{a}} = 2(X^T X)^{-1} X^T Y \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{a}} = [a_{10} \dots a_{n0} \ s_{10} \dots s_{n0} \ a_{11} \dots s_{nd} \ a_{1,d+1} \dots s_{n,d(d+1)/2}]^T \quad (19)$$

$$\mathbf{x}_p^T = [\hat{w}_{1p} + \hat{w}_{1p} \dots \hat{w}_{np} + \hat{w}_{np} \ -\hat{w}_{1p} + \hat{w}_{1p} \dots -\hat{w}_{np} + \hat{w}_{np} \dots |x_{dp}|(-\hat{w}_{np} + \hat{w}_{np}) \ x_{1p}x_{2p}(\hat{w}_{1p} + \hat{w}_{1p}) \dots |x_{d-1,p}x_{dp}|(-\hat{w}_{np} + \hat{w}_{np})]$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_m]^T, \ \mathbf{Y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T$$

3. Type-2 FCM 기반 퍼지추론시스템의 최적화

유전자 알고리즘[12]이란 적자생존의 생물학 원리에 바탕을 둔 최적화 기법중의 하나로 자연계의 생명체 중 환경에 잘 적응한 개체가 좀더 많은 자손을 남길 수 있다는 자연선택 과정과 자연계 생명체의 설계도와 같은 유전자의 변화를 통해서 좋은 방향으로 발전해 나간다는 자연진화 과정의 유전자 메카니즘에 바탕을 둔 탐색 알고리즘이다.

유전자 알고리즘은 3개의 기본 연산자, 즉 재생산, 교배, 돌연변이를 가지고 있다. 생산은 다음 세대를 위해 교배 유전자가 선택되어지는 과정으로, 적합도에 따라 다음세대를 생산할 수 있는 기회를 부여한다. 각각의 문자열들은 그들의 적합도를 가지고 다음세대에 전달된다. 교배는 교배 유전자로부터 탐색체들은 짝짓고 짝지어진 문자열 쌍은 확률적으로 선택되어진다. 돌연변이는 문자열 위치의 값을 임의로 변경한다. 2진 코딩에서 돌연변이는 0을 1로 또는 1을 0으로 바꾸는 것을 의미한다. 적절하게 정의된 적합도 함수와 함께 조합된 연산자는 유전자 알고리즘의 주요 부분이 된다. 유전자 알고리즘은 초기 집단 생성후 적합도를 평가하고, 재생산, 교배, 돌연변이의 기본 연산자를 통해 최적해를 탐색한다.

실세계의 문제들은 고정밀도의 해를 요구하고, 해에 대한 사전지식이 결여되거나, 복잡한 제약조건이 존재하는 경우가 종종 있다. 이진코딩을 채용할 때 정밀도를 높이거나 해에 대한 사전지식의 결여로 탐색구간을 확대하게 되면 탐색체 길이가 길어진다. 긴 탐색체는 매우 큰 탐색공간을 만들어 해를 찾는데 많은 시간을 요구하거나, 경우에 따라서는 실패하는 원인을 제공한다. 이러한 문제점들은 근본적으로 탐색체 표현을 좀 더 해공간에 접근시켜 문제와 관련된 지식을 포함시키는 연산자 설계를 용이하게 하고, 제약조건을 다루기 위한 도구를 설계하는 것이 쉽도록 함으로써 해결할 수 있으며, 대표적인 표현법이 실수코딩이다. 실수코딩을 채용함으로써 탐색체의 유전자와 벡터 요소는 정확히 일대일 일치하는 관계를 가지며 탐색체의 길이는 벡터의 차원과 같게 된다.

본 논문에서는 실수코딩 유전자 알고리즘을 이용하여 제안된 모델의 구조와 파라미터를 최적화 한다. 일반적으로 최적화해야 할 대상은 크게 구조와 파라미터 두 가지로 나누어진다. 구조 동정은 선택될 입력 변수, 클러스터의 수 등의 전반부 구조 동정과 후반부 다항식 형태의 후반부 구조 동정이 있다. 파라미터 동정은 퍼지화 계수의 후반부 파라미터가 있다.

제안된 모델들의 최적 동정을 위해서 구조 탐색체와 파라미터 탐색체의 연속적인 탐색체 구조를 가지며 구조와 파라미터를 동시에 동정한다.

연속 동조 방법의 구조 및 파라미터 진화 문제에 있어서 구조 및 파라미터의 효율적인 탐색을 위해 세대 기반 진화 방법을 제안한다. 이 방법은 구조 최적화와 파라미터 최적화를 분리하여 구조를 최적화할 때는 구조 탐색체 부분만을 연산(구조 연산)하고 파라미터를 최적화할 때는 파라미터 탐색체 부분만을 연산(파라미터 연산)함으로써, 구조 최적화와 파라미터 최적화를 세대가 지나감에 따라 교번하는 방식으로 진화하는 것으로, 세대에 따른 구조 최적화와 파라미터 최적화의 할당 비율을 조절하는 진화 방법이다. 연속 동조 방법은 할당 비율에 따라 다시 고정 세대 기반 진화 방법과 가변 세대 기반 진화 방법으로 나누어진다. 고정 세대 기반 진화 방법은 구조 및 파라미터의 연산의 세대 할당에 대해서 일정한 세대 수 만큼 할당하게 되며, 모든 개체에 대해 세대가 지나감에 따라 구조 및 파라미터 연산이 고정 세대 수 만큼 번갈아 진화하게 된다. 반면에, 가변 세대 기반 진화 방법은 세대가 지나감에 따라 구조 연산 보다 파라미터 연산의 비중을 높이면서 진화하는 것이다. 그림 4는 고정/가변 세대 기반 진화 과정을 보여준다.

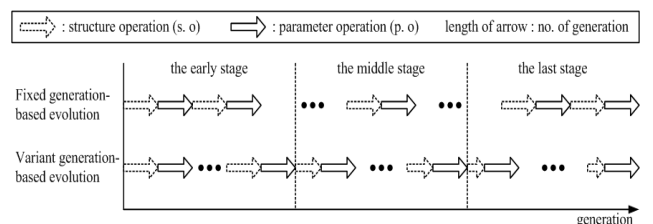


그림 4 세대 기반 진화
Fig. 4 Generation-based evolution

4. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

본 논문에서 제안된 모델을 적용하기 위하여 Mackey-Glass 시계열 공정[13]과 가스터빈 발전소의 NOx 방출 공정 [21]의 데이터들을 이용하여 모델링 결과를 비교 분석한다.

4.1 Mackey-Glass 시계열 공정

Mackey-Glass 시계열 공정은 예측 알고리즘의 성능 평가를 위한 대표적인 예로서 사용되는 시계열이다[13]. 특히 Mackey-Glass 시계열 공정은 비선형 시스템으로부터 발생되는 카오스 신호의 일종으로 신호의 복잡성으로 인해 랜덤 시계열(Random Time Series)처럼 보일 수 있으나 다음 식과 같은 비선형 동역학 방정식에 의해 생성된다.

$$\dot{x}(t) = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (20)$$

이 시계열의 미래값 예측은 많은 연구자들에 의해서 연구되어진 결과에 대한 성능 평가의 척도가 되고 있다. 기존의 방법들과 비교를 위해 논문에서는 미래값 $x(t+6)$ 의 예측 성능을 알아본다. 식 (20)의 수치적 해를 찾기 위한 방법으로 4차 Runge-Kutta 방법을 적용한다. time step은 0.1, 초기조건 $x(0)$ 는 1.2로, 시간지연상수(Time Delay Constant) τ 는 17로 놓고 $x(t)$ 를 발생시킨다. Mackey-Glass 시계열 공정 데이터는 $x(t)$ 로부터 $[x(t-30), x(t-24), x(t-18), x(t-12), x(t-6), x(t); x(t+6)]$ 으로 하는 6입력 형태의 입출력 데이터 쌍 1000개를 구하였다. 여기서 데이터 발생 초기에는 과도 영역(Transient Region)이 존재하므로 $t=118$ 에서 $t=1117$ 까지 1000개의 데이터를 추출하였다.

제안된 모델의 학습을 위해 $x(118)$ 부터 $x(617)$ 까지 500개의 시계열 데이터를 사용하고, 예측 성능의 평가를 위해 $x(618)$ 부터 $x(1117)$ 까지 500개의 시계열 데이터를 예측치와 비교하였다. 또한, 테스트 데이터에 신호 대 잡음비가 0dB인 백색 가우시안 잡음을 첨가하여 잡음이 첨가된 테스트 데이터로 나누어 모델을 평가하였다. 잡음이 첨가된 테스트 데이터는 5번 반복 테스트하였다. 예측 성능을 위해, 잘 알려진 성능 지수인 RMSE를 이용한다.

$$PI = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (21)$$

최적의 모델을 설계하기 위해 연속 동조 방법에서 고정 세대 기반 진화 방법과 가변 세대 기반 진화 방법으로 나누어 시행하였다. 고정 세대 기반 진화 방법의 경우 고정 세대를 각각 10(s.o.: 10, p.o.: 10)세대, 20(s.o.: 20, p.o.: 20)세대로 설정하였다. 가변 세대 기반 진화의 경우 각각 10(s.o.: 10/5/2, p.o.: 10/10/10)세대와 20(s.o.: 20/10/5, p.o.: 20/20/20) 세대를 기준으로 구조 연산의 비중을 줄이는 방법으로 설정하였다. 제안된 모델의 평가에 앞서 제안된 모델의 구조 및 파라미터의 최적화를 위해 사용된 유전자 알고리즘 및 각 모델들의 초기 파라미터들은 표 1과 같다.

실험은 표 1에서 상술된 파라미터를 가지고 수행하였으며 상술된 파라미터들 중에서 최대 입력변수의 수는 4개로 설정하였다. 최적의 모델을 설계하기 위해 연속 동조 방법으

표 1 유전자적 최적화를 위한 초기 파라미터

Table 1 Initial parameters of genetic optimization

		파라미터	값
GAs		세대 수	200
		군집 크기	100
		교배 율	0.65
		돌연변이 율	0.1
	세대 기반 진화	고정 세대 기반	
		경우 I	s.o.: 10, p.o.: 10
		경우 II	s.o.: 20, p.o.: 20
T2FCMFIS	다항식 형태 (Case T)	가변 세대 기반 (초기/중기/말기)	
		경우 I	s.o.: 10/5/2, p.o.: 10/10/10
	경우 II	s.o.: 20/10/5, p.o.: 20/20/20	
	선택될 입력 변수	$1 \leq k \leq 4$	
클러스터링 수	$2 \leq c \leq 20$		
	퍼지화 계수	$1.1 \leq m \leq 2.5$	
	불확실성 계수	$-1.0 \leq \rho \leq 1.0$	

로 시행하였으며 FCMFIS와 T2FCMFIS를 비교분석하였다.

표 2는 최적화 방법에 따른 FCMFIS와 T2FCMFIS의 성능 지수를 보여준다. 여기서, PI는 학습 데이터에 대한 성능 지수, E_PI는 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 나낸다. E_PIn은 잡음이 첨가된 데이터의 성능 지수를 나타내며, 평균과 표준편차를 나타낸다. 표 2를 살펴보면 제안한 T2FCMFIS이 기존의 FCMFIS보다 근사화 능력과 일반화 능력 및 잡음 강인성에서 개선된 성능을 보이며, 특히, 연속 동조 방법의 고정 세대 기반 진화의 경우 II (s.o.: 20, p.o.: 20)로 동정된 경우, 입력 변수가 $x(t-30), x(t-18), x(t-12), x(t)$ 이고 클러스터링 수 (규칙 수)가 15개이며, 후반부 구조가 변형된 2차식 추론인 경우 가장 좋은 성능을 보여준다. 이때의 PI는 0.0001이고 E_PI는 0.0002이며, E_PIn은 0.2800이다. 그림 5는 선택된 모델에 대한 최적화 탐색과정을 보여주며, 그림 6은 학습 데이터, 테스트 데이터 및 잡음이 첨가된 테스트 데이터에 대한 원 출력과 모델출력을 보여준다.

표 2 성능 지수

Table 2 Performance index

동정		입력변수	규칙수	추론	PI	E_PI	E_PIn	
FCMFIS	고정	경우I	1 3 4 6	16	3	0.0006	0.0007	0.3510±0.0103
		경우II	1 3 4 6	16	3	0.0003	0.0004	0.9235±0.1335
	가변	경우I	1 3 4 6	17	3	0.0005	0.0006	0.3866±0.0175
		경우II	1 3 4 6	17	3	0.0005	0.0005	0.3223±0.0108
T2FCMFIS	고정	경우I	1 3 4 6	13	3	0.0001	0.0002	0.3319±0.0123
		경우II	1 3 4 6	15	3	0.0001	0.0002	0.2800±0.0090
	가변	경우I	1 3 4 6	13	3	0.0002	0.0002	0.3526±0.0087
		경우II	1 3 4 6	15	3	0.0001	0.0002	0.3095±0.0079

표 3은 기존의 모델과 제안한 모델과의 성능 비교를 보여준다. 표 3에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안된 모델이 기존의 모델보다 근사화 능력과 일반화 능력 모두 우수함을 알 수 있다. 여기서, NDEI(Non-Dimensional Error Index)는 시스템 출력 데이터의 표준 편차에 의해 RMSE에 의해 구

해진 모델의 출력 데이터를 나누는 것으로 정의된다.

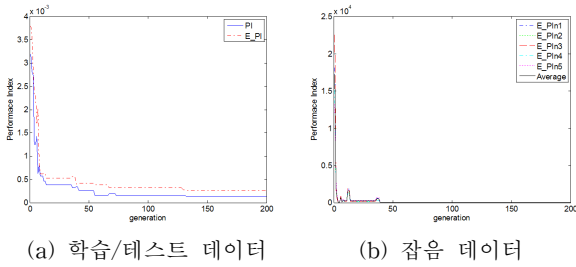


그림 5 최적화 과정
Fig. 5 Optimization process

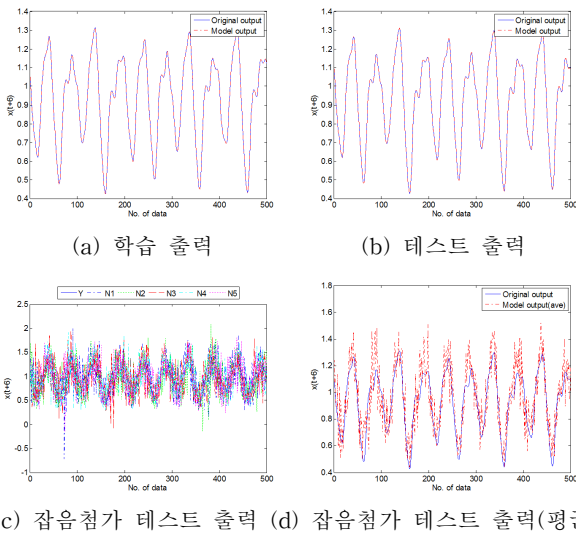


그림 6 모델 출력
Fig. 6 Model output

표 3 기존 모델과의 성능 비교

Table 3 Comparison of previous models

Model	PIt	PI	E_PI	NDEI	규칙수
Wang's model [14]	0.004				7
	0.013				23
	0.01				31
Cascaded-correlation NN [15]				0.06	
Backpropagation MLP [15]				0.02	
6th-order polynomial [15]				0.04	
ANFIS [16]		0.0016	0.0015	0.007	16
FNN model [17]		0.014	0.009		
Adaptive TSK model [18]				0.0061	9
eR model [19]				0.004	
NFI [20]				0.004	
T2FCMFIS		0.0001	0.0002	0.001	15

4.2 가스터빈 발전소의 NOx 방출 공정

대기상 질소산화물(NOx)은 주로 연소공정을 통해 배출되며 산업공정, 발전소, 자동차 배기가스 그리고 난방에 의해

서 발생하는데, 그 중 대기에서 문제가 될 만큼 존재하는 것들은 N₂O, NO 및 NO₂이고 이들 물질을 대기오염 측면에서 NOx(질소 산화물)로 일컫는다.

NOx의 저감방법으로는 발생원으로부터 NOx의 배출을 억제하는 방법과 배출가스중의 NOx를 제거하는 방법을 들 수 있는데, 최근에는 Gas Turbine에 사용하는 입출력 변수 중에 입력으로 Tamb, COM, LPT, Pcd, Texh등의 주변 환경변수를 조절하며 출력으로는 Parts per million-volume dry 단위의 NOx양으로 배출 메카니즘을 모델링하고, 최적 모델을 구축하여 시뮬레이터를 구성함으로써 NOx를 효과적으로 관리하는 방법이 연구되고 있다[21].

본 논문에서는 제안된 모델을 평가하기 위해 260개의 입출력 데이터를 사용하였다. 처음 130개의 데이터는 학습 데이터로 사용하고, 나머지 130개의 데이터는 테스트 데이터로 사용하였다. 또한, 테스트 데이터에 신호 대 잡음비가 0dB인 백색 가우시안 잡음을 첨가하여 잡음이 첨가된 테스트 데이터로 나누어 모델을 평가하였다. 잡음이 첨가된 테스트 데이터는 5번 반복 테스트하였다. 평가 지수로는 식 (22)의 MSE를 이용하였다.

$$PI = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{22}$$

제안된 모델의 평가에 앞서 제안된 모델의 구조 및 파라미터의 최적화를 위해 사용된 유전자 알고리즘 및 각 모델들의 초기 파라미터들은 표 1과 같다.

실험은 표 1에서 상술된 파라미터를 가지고 수행하였으며 상술된 파라미터들 중에서 최대 입력변수의 수는 5개로 설정하였다. 최적의 모델을 설계하기 위해 연속 동조 방법으로 시행하였으며 FCMFIS와 T2FCMFIS를 비교 분석하였다.

표 4는 최적화 방법에 따른 FCMFIS와 T2FCMFIS의 성능 지수를 보여준다. 표 4를 살펴보면 일반화 능력을 다소 낮으나 근사화 능력과 잡음 강인성에서 개선된 성능을 보여준다. 특히, 연속 동조 방법의 가변 세대 기반 진화의 경우 I(s.o.: 10/5/2, p.o.: 10/10/10)로 동정된 경우, 입력 변수는 Tamb, COM, LPT, Pcd, Texh이고, 클러스터의 수(규칙 수)가 3개이며, 후반부 구조가 변형된 2차식 추론인 경우 가장 좋은 모델로 선호된다. 이때의 PI는 0.0080이고 E_PI는 0.1813이며, E_PIn은 1361.1이다. 그림 7은 선택된 모델에 대한 최적화 탐색과정을 보여주며, 그림 8은 학습 데이터, 테스트 데이터 및 잡음이 첨가된 테스트 데이터에 대한 원 출력과 모델출력을 보여준다.

표 4 성능 지수

Table 4 Performance index

동정		입력변수	규칙수	추론	PI	E_PI	E_PIn	
FCM FIS	고정	경우I	1 2 3 4 5	5	3	0.0110	0.1022	1402.9±201.8
		경우II	1 2 3 4 5	5	3	0.0091	0.1067	1467.6±194.7
	가변	경우I	1 2 3 4 5	5	3	0.0115	0.1016	1379.2±197.9
		경우II	1 2 3 4 5	5	3	0.0095	0.1063	1510.9±201.0
T2FCM FIS	고정	경우I	1 2 3 4 5	3	3	0.0128	0.2377	1189.5±269.7
		경우II	1 2 3 4 5	3	3	0.0141	0.2264	1233.1±286.2
	가변	경우I	1 2 3 4 5	3	3	0.0080	0.1813	1361.1±317.0
		경우II	1 2 3 4 5	3	3	0.0130	0.2205	1194.1±246.8

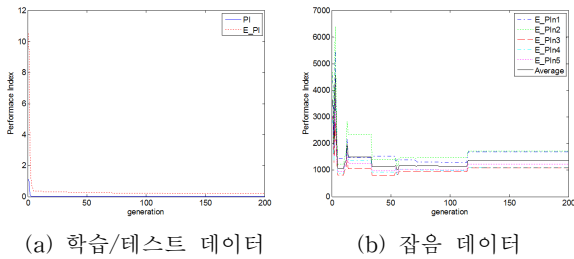


그림 7 최적화 과정
Fig. 7 Optimization process

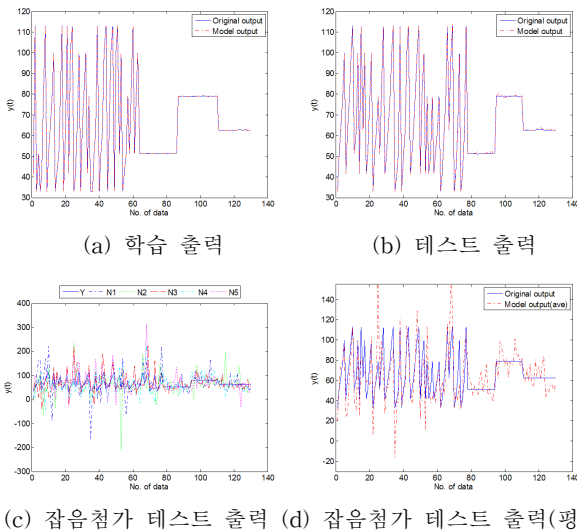


그림 8 모델 출력
Fig. 8 Model output

표 5는 기존의 모델과 제안한 모델과의 성능 비교를 보여 준다. 표 5에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안된 모델이 기존의 모델보다 근사화 능력과 일반화 능력에서 우수함을 알 수 있다.

표 5 기존 모델과의 성능 비교

Table 5 Comparison of previous models

Model	PI	E_PI	규칙수
Regresson model	17.68	19.23	
Hybrid FNNs[22]	3.725	5.291	30
Multi-FNN[23]	0.720	2.025	120
HFR-Based FNNs[24]	0.080	0.190	32
T2FCMFIS	0.0080	0.1813	3

5. 결 론

본 논문에서는 FCM 클러스터 알고리즘을 확장한 Type-2 FCM 알고리즘을 제안하여 Type-2 FCM 기반의 퍼지 추론 시스템을 설계하였다. 퍼지 규칙의 수는 클러스터의 수에 의해 결정되고, 퍼지 규칙의 전반부는 전체 입력 공간을 Type-2 FCM 클러스터링 알고리즘에 의해 분산 형태로 분할하여 형성하였다. 퍼지 규칙의 후반부는 Interval

집합을 이용하여 다항식으로 표현하였으며 최소자승법을 이용하여 다항식 계수를 추정하였다. 또한, 실수코딩 유전자 알고리즘을 이용하여 염색체 표현을 실수로 표현함으로써 공간에 좀 더 접근시키고 연속 동조 방법 및 세대 기반 진화 방법과 그에 상응하는 유전 연산자를 이용하여 구조 및 파라미터를 효율적으로 최적화 하였다.

제안된 모델은 두 가지의 공정 데이터에 대해 FCMFIS와 T2FCMFIS를 비교 평가하였다. 실험에서 알 수 있듯이 입력 변수와 추론 방법은 동일하게 선택되었으며 규칙 수는 T2FCMFIS가 적게 선택되었다. 비선형이 강한 공정에 기존의 모델들 보다 성능이 향상된 모델을 설계할 수 있었으며, 특히, 잡음 강인성에서 좋은 성능을 갖는 것을 알 수 있었다. 또한, FCM 클러스터링 알고리즘을 이용하여 적은 수의 규칙을 가지고 모델을 설계할 수 있었으며 차원의 저주로부터 벗어나 고차원의 문제를 다룰 때에도 쉽게 접근할 수 있을 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2009-0074928) 그리고 경기도의 경기도지역협력연구센터 사업의 일환으로 수행하였음[GRRCC 수원2011-B2, U-city 보안감시 기술협력센터]

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, "Numerical and application aspects of fuzzy relational equations," Fuzzy Sets Syst., Vol. 11, pp. 1-18, 1983.
- [3] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp. 1-12, 1980.
- [4] C. W. Xu, "Fuzzy system identification," IEEE Proceeding, Vol. 126, No. 4, pp. 146-150, 1989.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] L. A. Zadeh, "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I,"

Information Science, vol. 8, pp. 199-249, 1975.

[9] Mizumoto, M. and K. Tanaka, "Some Properties of Fuzzy Sets of Type-2," Information and Control, vol. 31, pp. 312-340, 1976

[10] J. M. Mendel, Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions, Prentice-Hall: NJ, 2001.

[11] J. C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981.

[12] 진강규, 유전알고리즘과 그 응용, 교우사, 2004.

[13] M. C. Mackey and L. Glass, "Oscillation and chaos in physiological control systems," Science, Vol.197, pp. 287-289, 1977.

[14] L. X. Wang and J. M. Mendel, "Generating fuzzy rules from numerical data with applications," IEEE Trans. System, Man, and Cybern., Vol. 22, No. 6, pp. 1414-1427, 1992.

[15] R. S. Crowder III, "Predicting the Mackey-Glass time series with cascade-correlation learning," In D. Touretzky, G. Hinton, and T. Sejnowski(Eds.), Proceedings of the 1990 Connectionist Models Summer School, pp. 117-123, Carnegie Mellon University, 1990.

[16] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," IEEE Trans. System, Man, and Cybern., Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.

[17] L. P. Maguire, B. Roche, T. M. McGinnity, and L. J. McDaid, "Predicting a chaotic time series using a fuzzy neural network," Information Sciences, Vol. 112, pp. 125-136, 1998.

[18] D. Kukolj, "Design of adaptive Takagi-Sugeno-Kang fuzzy models," Applied Soft Computing, Vol. 2, pp. 89-103, 2002.

[19] P. Angelov and R. Buswell, "Identification of Evolving Fuzzy Rule-Based Models," IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 5, pp. 667-677, 2002.

[20] Q. Song and N. K. Kasabov, "NFI: A Neuro-Fuzzy Inference Method for Transductive Reasoning," IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 13, No. 6, Dec. 2005.

[21] G. Vachtsevanos, V. Ramani, and T. W. Hwang, "Prediction of Gas Turbine NOx Emissions using Polynomial Neural Network," Technical Report, Georgia Institute of Technology, Atlanta, 1995.

[22] S. K. Oh, W. Pedrycz, and H. S. Park, "Hybrid Identification in Fuzzy-Neural Networks," Fuzzy Sets and Syst., Vol. 138, pp. 399-426, 2003.

[23] H. S. Park and S. K. Oh, "Multi-FNN Identification Based on HCM Clustering and Evolutionary Fuzzy Granulation," International Journal of Control, Automations, and Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 194-202, June, 2003.

[24] H. S. Park and S. K. Oh, "Fuzzy Relation-based

Fuzzy Neural Networks Using a Hybrid Identification Algorithm," International Journal of Control, Automation, and Systems, Vol. 1, No. 3, pp. 289-300, 2003.

저 자 소 개



박 건 준 (朴 建 俊)

2003년 : 원광대학교 전기전자공학부 졸업.
2005년 : 원광대학교 제어계측공학과 졸업 (공학석사). 2010년 : 수원대학교 전기공학과 졸업 (공학박사). 2010년 9월~현재 : 원광대학교 정보통신공학과 Post-Doc.

관심분야 : 컴퓨터 및 인공지능, 퍼지추론시스템, 신경망, 유전자 알고리즘 및 최적화이론, 자동화시스템 및 제어 등

Tel : (031) 222-6544

Fax : (031) 220-2667

E-mail : birds@suwon.ac.kr



김 용 갑 (金 鎔 甲)

1988년 아주대학교 전자공학과(학사)
1993년 앨라버머주립대(석사).
2000년 노스캐롤라이나주립대(공학박).
현재, 원광대 전기정보통신공학부 교수
공과대학 POST-BK21사업단장

Tel : (063) 850-6695

E-mail : ykim@wku.ac.kr



오 성 권 (吳 聖 權)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 졸업.
1983년 : 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1983~1989년 : 금성산전연구소(선임연구원). 1993년 : 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1996~1997년 : 캐나다

Manitoba대학 전기 및 컴퓨터공학과 Post-Doc. 1993~2005년 : 원광대 전기전자 및 정보공학부 교수 2005년~현재 : 수원대 전기공학과 교수. 2002년~현재 : 대한전기학회, 퍼지및지능시스템학회 및 제어자동화시스템 공학회 편집위원.

Tel : (031) 229-8162

Fax : (031) 220-2667

E-mail : ohsk@suwon.ac.kr