

# 차분 진화 알고리즘을 이용한 Fuzzy Prototype Classifier 최적화

## The Optimization of Fuzzy Prototype Classifier by using Differential Evolutionary Algorithm

안태천\* · 노석범\* · 김용수\*\*†

Tae-Chon Ahn\*, Seok-Beom Roh\* and Yong Soo Kim\*\*†

\*원광대학교 전자융합공학과

\*\*대전대학교 컴퓨터공학과

Dept. of Electronics Convergence Engineering, Wonkwang University, Chonbuk, Korea

† Dept. of Computer Engineering, Daejeon University, Daejeon, Korea

### 요 약

본 논문에서는 입력 공간의 부분 영역의 특성을 기술하기 위하여 각 부분 영역을 대표하는 prototype을 정의하고 정의된 Prototype에 가중치를 적용하여 각 부분 영역이 각 클래스의 경계면에 미치는 영향을 차등화 하는 Fuzzy Prototype 분류기를 제안 한다. 제안된 패턴 분류기의 Prototype은 퍼지 클러스터링 알고리즘인 Fuzzy C-Means Clustering 알고리즘을 사용하여 결정한다. 또한, 각 부분 영역의 가중치를 결정하기 위하여 유전자 알고리즘에서 파생된 차분 진화 알고리즘을 적용하여 각각의 퍼지 규칙의 가중치를 최적화 한다. 또한 퍼지 규칙 기반 시스템 기반 패턴 분류기의 경우 각각의 퍼지 규칙의 후반부 구조인 다항식의 계수를 추정하기 위하여 Linear Discriminant Analysis를 사용한다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 패턴 분류기의 패턴 분류 특성 및 성능을 평가하기 위하여 기계 학습 데이터를 사용한다.

**키워드** : 차분 진화 알고리즘, 퍼지 prototype 패턴 분류기, 규칙 가중치, 선형판별 분석법, 퍼지 C-Means Clustering

### Abstract

In this paper, we proposed the fuzzy prototype pattern classifier. In the proposed classifier, each prototype is defined to describe the related sub-space and the weight value is assigned to the prototype. The weight value assigned to the prototype leads to the change of the boundary surface. In order to define the prototypes, we use Fuzzy C-Means Clustering which is the one of fuzzy clustering methods. In order to optimize the weight values assigned to the prototypes, we use the Differential Evolutionary Algorithm. We use Linear Discriminant Analysis to estimate the coefficients of the polynomial which is the structure of the consequent part of a fuzzy rule. Finally, in order to evaluate the classification ability of the proposed pattern classifier, the machine learning data sets are used.

**Key Words** : Differential Evolutionary Algorithm, Fuzzy Prototype pattern classifier, Rule weight, Linear Discriminant Analysis, Fuzzy C-Means Clustering.

## 1. 서 론

정보화 시대라 불리는 현대에는 다양한 모바일 기기의

등장으로 인하여 데이터를 소비만 하는 입장이었던 일반 사용자들이 이와 같은 모바일 기기를 이용하여 다양한 종류의 데이터를 생성하고 있다. 다양한 계층의 사용자에게 의해 생성된 데이터를 분석하고 분류하기 위하여 다양한 구조를 가진 패턴 분류기들이 연구되어 지고 있다. 데이터의 특성을 분석하기 위한 패턴 분류 기법은 크게 통계적 기법, 뉴럴 네트워크, 규칙 기반 분류 기법으로 나눌 수 있다[1].

본 논문에서는 규칙 기반 분류 기법의 일종인 Radial Basis Function Neural Networks를 확장시킨 Fuzzy Prototype 패턴 분류기를 제안한다. 제안된 Fuzzy Prototype 패턴 분류기의 Prototype은 각각의 Radial Basis Function의 중심점으로 정의되며, Prototype은 각 prototype이 정의된 공간을 대표하는 특성을 가진다고 가정한다. 일반적인 Prototype 기반 패턴 분류기들은 새로운 데이터가 주어질 경우, 미리 정의된 Prototype들의 위치 정보를 이용

접수일자: 2013년 9월 1일

심사(수정)일자: 2013년 10월 12일

게재확정일자 : 2013년 12월 28일

† Corresponding author

본 논문은 2013학년도 원광대학교의 교비지원에 의해서 수행 됨

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.

하여 새롭게 주어진 데이터와 가장 가까운 곳에 위치한 Prototype을 결정한다. 주어진 데이터와 가장 근접한 Prototype의 특성이 주어진 데이터의 특성과 유사할 가능성이 가장 높다는 가정 하에서 주어진 데이터의 소속 클래스를 근접한 Prototype의 소속 클래스로 결정하게 된다.

이와 같은 Prototype 패턴 분류기로는 LVQ와 KNN이 대표적이며 제안된 Fuzzy Prototype 패턴 분류기도 일반적인 Prototype 기반 패턴 분류기의 특성과 동일하다. 일반적으로 Prototype 기반 패턴 분류기의 경우 패턴 분류기의 패턴 분류 성능은 Prototype들의 위치에 크게 영향을 받는다. 제안된 패턴 분류기의 prototype들의 위치를 적절히 결정하기 위하여, 데이터들의 분포 상태를 분석할 수 있는 Bezdek이 제안한 Fuzzy C-Means Clustering (FCM) [2] 기법을 적용하여 prototype의 위치를 결정한다.

FCM에 의해 정의된 prototype들은 각 prototype이 속한 부분영역을 특성을 대표한다고 할 수 있다. 그러나 FCM에 의한 데이터 분석은 데이터의 분포 특성만을 분석하여 입력 공간을 여러 개의 부분 영역으로 나눈다. 나누어진 부분영역의 중심점인 prototype은 부분영역의 데이터 분포의 특성을 대표한다고 할 수 있다. 그러나 패턴 분류 문제에서 고려되어야 할 정보는 데이터들의 분포 정보뿐만 아니라 데이터들의 소속 클래스에 대한 정보이다. 이를 Fuzzy Prototype 패턴 분류기의 퍼지 규칙에 포함시키기 위하여 본 논문에서는 퍼지 규칙의 가중치를 추가 하였다.

Prototype에 의해 정의된 부분 영역들이 패턴 분류기의 분류 성능에 미치는 영향이 각 prototype에 따라 동일하지 않다는 가정에 각 prototype에 다른 가중치를 설정하고 패턴 분류 성능을 평가한다. 제안된 패턴 분류기의 각각의 퍼지 규칙에 설정된 가중치는 차분 진화 알고리즘을 이용하여 최적화 한다.

또한 퍼지 규칙 기반 추론 시스템 기반 퍼지 패턴 분류기 경우, 퍼지 규칙 후반부 파라미터인 다항식의 계수를 추정하기 위하여 Linear Discriminant Analysis를 사용한다.

본 연구에서 제안된 패턴 분류기의 성능을 평가하기 위하여 여러 개의 머신러닝 데이터를 이용하여 기존의 패턴 분류기의 패턴 분류 성능을 비교, 평가한다.

## 2. 퍼지 Prototype 패턴 분류기

퍼지 Prototype 패턴 분류기는 Radial Basis Function Neural Networks를 이용하여 패턴 분류기로 사용한다. 퍼지 Prototype 패턴 분류기의 prototype을 정의하기 위하여 Bezdek이 제안한 Fuzzy C-means Clustering 기법을 이용한다.

### 2.1 퍼지 클러스터링

FCM 클러스터링은 n 개의 벡터  $x_i (i=1, \dots, n)$  집합을 c 개의 클러스터로 분할하고, 목적함수가 최소가 일 때 생성된 각 클러스터에서 중심 값을 찾는다. FCM 클러스터링의 목적함수는 식(1)와 같다.

$$J(\mu, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m (\|x_k - v_i\|)^2 \quad (1)$$

목적함수를 최소화하는  $\mu$ 와  $v$ 는 식(2), (3)과 같이 얻을 수 있다.

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_j\|}{\|x_k - v_i\|} \right)^{2/m-1}} \quad (2)$$

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^N (u_{ik})^m x_{ki}}{\sum_{k=1}^N (u_{ik})^m} \quad (3)$$

여기서,  $\mu$ 는 데이터의 퍼지 집합 소속 멤버십 함수를 의미하며,  $v$ 는 해당 하는 퍼지 집합의 중심점을 의미한다.

### 2.2 퍼지 규칙의 후반부 파라미터 학습

본 논문에서는 일반적으로 Regression 문제에 적용되는 퍼지 추론 시스템을 변형하여 패턴 분류 문제에 적용한다. Regression 문제에서 퍼지 규칙의 후반부 다항식의 계수를 추정하기 위하여 일반적으로 최소자승법을 사용한다. 패턴 분류 문제의 경우, 일반적으로 Linear Discriminant Analysis를 적용하여 퍼지 규칙들의 후반부를 학습한다.

Fisher에 의해 제안된 Linear Discriminant Analysis 기법에서는 주어진 학습 데이터들이 (4)와 같은 선형식을 이용하여 원래 입력 공간의 차원보다 아주 작은 차원을 가지는 Feature Space로 투영된다[3].

$$y = w^T x \quad (4)$$

여기서  $y \in R$ 는 원래의 입력공간에 존재하는 데이터들을 feature space로 투영한 feature vector이며,  $w \in R^l$ 는 변환 벡터이다. 이 l은 입력변수의 개수를 의미한다.

LDA 기법은 (5)와 같이 정의된 목적 함수를 최대화 시키는 최적의  $w$ 를 구하는 것이다.

$$J = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (5)$$

여기서,  $S_B$ 는 between-class scatter matrix를 의미하며, (6)와 같이 구하며,  $S_W$ 는 within-class scatter matrix를 나타내며, (8)를 이용하여 구한다.

$$S_B = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \quad (6)$$

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in D_i} x \quad (7)$$

여기서,  $D_i$ 는 i번째 클래스에 속한 데이터들의 집합을 의미하며,  $n_i$ 는 집합  $D_i$ 에 속한 원소들의 개수를 의미한다.

$$S_i = \sum_{x \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (8)$$

$$S_W = S_1 + S_2 \quad (9)$$

목적함수 (4)를 최대화 시키는  $w$ 는 (10)과 같이 구할 수 있다.

$$S_B w = \lambda S_W w \quad (10)$$

$$w = (S_W)^{-1} (m_1 - m_2) \quad (11)$$

위에 언급한 전형적인 Linear Discriminant Analysis는 입력공간의 모든 영역에 분포하는 모든 데이터를 대상으로 하여 (6)와 (9)를 이용하여 between-class scatter matrix와 within-class scatter matrix를 계산하였다.

2.3 퍼지 Prototype 패턴 분류기

위에 언급한 FCM을 통해 얻어진 Prototype을 이용하여 새로운 데이터가 주어질 경우, 주어진 데이터가 속한 클래스를 결정하게 된다. 주어진 데이터의 특성은 그 데이터와 가장 기하학적으로 가까운 거리에 존재하는 Prototype의 특성과 유사하다는 Prototype기반 패턴 분류기의 가정을 퍼지 Prototype 패턴 분류기도 따른다.

이와 같은 특성은 퍼지 규칙으로 기술 할 수 있으며, (12)와 같은 일반적인 퍼지 규칙 형태로 표현 할 수 있다.

$$R_k: \text{If } \mathbf{x} \text{ is } A_k \text{ then Class} = C_k \quad (12)$$

위와 같은 퍼지 규칙 기반 패턴 분류기의 최종 출력식이 (13)와 같다면 prototype 패턴 분류기와 퍼지 규칙 패턴 분류기는 동일하다 할 수 있다.

$$C(\mathbf{x}) = C_w \text{ if } u_w(\mathbf{x}) = \max_k(u_k(\mathbf{x})) \quad (13)$$

위와 같이 정의된 패턴 분류기의 규칙들은 동일한 가중치를 가지고 있다. 본 논문에서는 각 규칙들의 가중치를 최적화 함으로써 패턴 분류 성능을 개선하고자 한다. 이를 위하여, 각 규칙에 가중치  $RW$ 를 적용하여 규칙을 (14)과 같은 형태로 수정한다[6].

$$R_k: \text{If } \mathbf{x} \text{ is } A_k \text{ then Class} = C_k \text{ with } RW_k \quad (14)$$

(14)와 같은 규칙을 가진 패턴 분류기의 최종 출력식은 (15)와 같이 수정한다.

$$C(\mathbf{x}) = C_w \text{ if } u_w(\mathbf{x}) \cdot RW_w = \max_k(u_k(\mathbf{x}) \cdot RW_k) \quad (15)$$

그림 1은 퍼지 규칙 (12)를 가진 퍼지 prototype 패턴 분류기 구조도 이다.

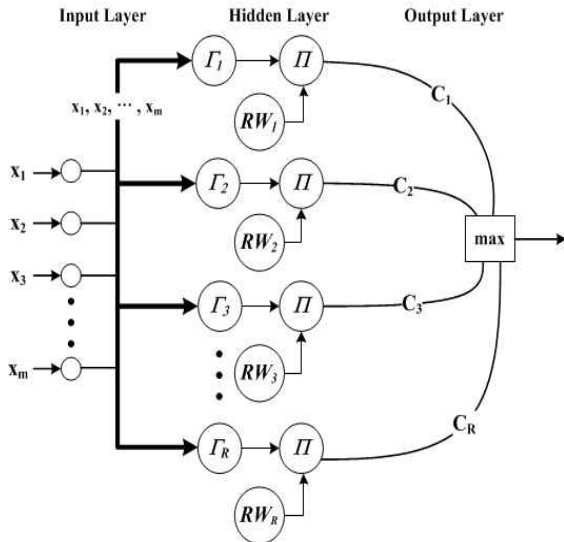


그림 1. 퍼지 prototype 패턴 분류기 구조  
Fig. 1. Structure of Fuzzy Prototype Pattern Classifier

위와 같은 일반적인 Prototype 패턴 분류기의 특성을 가진 퍼지 패턴 분류기와 함께 (16)과 같은 퍼지 규칙을 가진 퍼지 패턴 분류기를 제안한다.

$$R_k: \text{If } \mathbf{x} \text{ is } A_k \text{ then } y_k = P(\mathbf{x}) \text{ with } RW_k \quad (16)$$

위와 같은 퍼지 규칙의 다항식  $P(x)$ 는 표 1과 같은 종류의 다항식을 사용하였다.

표 1. 다항식  $P(x)$ 의 구조  
Table 1. The Structure of Polynomial  $P(x)$

Type	Structure
1	$a_0$
2	$a_0 + \sum_{k=1}^m a_k \cdot x_k$
3	$a_0 + \sum_{k=1}^m a_k \cdot x_k + \sum_{k=1}^m \sum_{l=k+1}^m b_{kl} \cdot x_k \cdot x_l$
4	$a_0 + \sum_{k=1}^m a_k \cdot x_k + \sum_{k=1}^k b_k \cdot x_k^2 + \sum_{k=1}^m \sum_{l=k+1}^m c_{kl} \cdot x_k \cdot x_l$

퍼지 규칙이 (16)과 같은 퍼지 시스템의 출력은 (17) 과 같다.

$$\hat{y} = \sum_{k=1}^R \frac{u_k(\mathbf{x}) \cdot RW_k \cdot P_k(\mathbf{x})}{u_k(\mathbf{x}) \cdot RW_k} \quad (17)$$

여기서, R은 퍼지 규칙의 수이다. 위와 같은 퍼지 시스템의 출력에 기반한 패턴 분류 규칙은 (18)과 같다.

$$C(\hat{y}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \hat{y} < 0 \\ 2, & \text{if } \hat{y} \geq 0 \end{cases} \quad (18)$$

그림 2는 퍼지 규칙 (16)를 가지는 퍼지 규칙 추론 기반 패턴 분류기 구조도 이다.

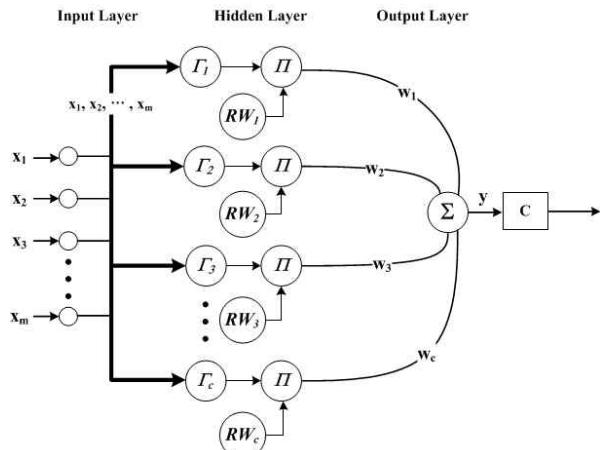


그림 2. 퍼지 규칙 추론 시스템 기반 패턴 분류기 구조  
Fig. 2. Structure of Fuzzy Rule Inference based Pattern Classifier

3. 차분 진화 알고리즘을 이용한 Rule Weight 최적화

차분진화 알고리즘(differential evolution algorithm: DE)은 Price와 Storn에 의해 벡터 차분(vector differential)을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제(polynomial fitting problem)를 해결하는 과정에서 개발되었다[4, 5]. 차분진화 알고리즘은 현재 널리 사용되고 있는 통계적 임의 탐색법인 유전 알고리즘(genetic algorithm: GA)과 유사한 알고리즘이다. 유전 알고리즘과 차분진화 알고리즘은 초기

개체군을 이루는 개체를 샘플링하고, 이들의 교배(crossover), 변이(mutation), 선택(selection) 과정을 거쳐 적합도(fitness)가 개선되는 새로운 개체들을 추출해 낸다는 공통점이 있다. 그러나 이런 연산 과정에서 GA알고리즘이 개체들의 표현형(phenotype)을 유전형(genotype)으로 바꾸는 코딩(coding)이 필요한 반면, 차분진화 알고리즘은 코딩 과정이 필요 없는 실수형 개체를 사용하며 개체를 벡터로 표현하기 때문에 이들의 산술적 연산을 통해 새로운 개체를 생성한다는 이점이 있다. 또한 유전 알고리즘의 단점이었던 너무 복잡한 구조와 연산대신 간단하고 합리적인 구조로 돼 있다. 다음은 차분진화 알고리즘과 병렬 유전자 알고리즘의 구조이다.

일반적으로 차분진화 알고리즘은 다른 진화과정에 기반한 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘, 진화 연산, 유전자 프로그래밍에 비해 간단한 구조와 빠른 속도가 장점이다.

차분 진화 알고리즘의 실행 흐름은 아래와 같다.

**Step 1:** 초기 집단 구성(m개의 개체를 랜덤하게 초기화. 각 개체는 n개의 목적변수로 구성, t=0)

$$P(t) = a_1(t), a_2(t), \dots, a_m(t), a_k = x_{i_1}, \dots, x_{n_k}$$

**Step 2:** 집단내의 모든 개체의 적합도 (Fitness value) 평가

$$\Phi(t) = \Phi(a_1(t)), \dots, \Phi(a_m(t)), \Phi(a_m(t)) = \mathcal{J}(x_{1k}, \dots, x_{nk})$$

, 여기서,  $\mathcal{J}(\mathbf{x})$  는 목적함수를 나타낸다.

**Step 3:** 모든 개체(  $i = 1, \dots, m$  )에 대해 차분 변화를 위한 개체  $a_{r_1}$ ,  $a_{r_2}$ 와  $a_{r_3}$ 를 선택하여 교배용 벡터를 만들고 이를 교배 대상 벡터와 교배함

$$v_i(t) = a_{r_1}(t) + F \cdot (a_{r_2}(t) - a_{r_3}(t)), \text{ 여기서 } F \text{ 는 교배율 파라미터이다.}$$

$$x'_i(t) = (v_i(t) * a_i(t)) ; \text{ 교배}$$

**Step 4:** 모든 개체의 적합도 평가

$$\Phi(t) = \Phi(x'_1(t)), \dots, \Phi(x'_m(t))$$

if( $\Phi(x'_i(t)) > \Phi(a_i(t))$ )  $a_{i(t)} = x'_i(t)$

**Step 5:** 종료조건을 확인하고 종료조건이 만족되지 않으면 t=t+1로 하고 Step 3로 복귀.

#### 4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 패턴 분류기의 성능을 평가하기 위하여 여러 개의 머신러닝 데이터들을 사용한다. 기계 학습 데이터 집합은 대표적인 Benchmark 데이터 집합인 UCI machine learning repository로부터 얻은 데이터 집합들이다. Benchmark 데이터 집합을 이용하여 제안된 패턴 분류기의 성능과 특성을 기존 논문에서 이미 제안된 패턴 분류기의 성능과 비교, 평가 한다. 연구되어진 기존 패턴 분류기와 비교하기 위하여, 전체 데이터를 10 fold cross validation 방법에 따라 학습 데이터와 테스트 데이터로 나누어 실험 한다.

표 2는 제안된 퍼지 결합 다항식 뉴럴 네트워크 기반 패턴 분류기의 설계를 위해 미리 설정되어야 하는 파라미터들을 보인다.

표 2. 설계 파라미터  
Table 2. Design Parameters

Parameter	Value
Number of fuzzy rule	2, 3, 5, 7
Type of Polynomial	1, 2, 3, 4
Crossover rate	0.7
Number of Individuals	50
Number of Generations	30
F weight	0.85
Mutation Rate	0.2
Operator of Mutation	DE/rand/1

제안된 패턴 분류기의 성능을 평가하기 위한 기계 학습데이터에 대한 개략적인 정보는 표 3에 열거 하였다.

표 3. 실험에 사용된 기계학습 데이터  
Table 3. Machine Learning Data used in the experiments

Datasets	Number of features	Number of Data	Number of Classes
Australian	42	690	2
Diabetes	8	768	2
German	24	1000	2
Liver	6	347	2
Sonar	60	208	2
Heart	13	270	2

표 4는 10 Fold Cross Validation에 의한 데이터 분할 후 실험 결과를 분석, 비교한 결과이다. 패턴 분류 성능을 위하여 패턴 분류기의 오분류율을 평가 지수로 선택하였다.

표 4. 제안된 패턴 분류기와 기존 패턴 분류기 성능 비교  
Table 4. Result of Comparative analysis

	A	L	G	D	S	H
1NN	18.43	37.78	28.12	29.38	13.83	N/A
kNN	15.04	37.02	27.79	26.14	16.24	N/A
J48	14.43	34.16	28.75	25.51	26.39	N/A
PART	15.55	34.75	29.46	26.55	22.6	N/A
Bayes Net	22.14	45.11	24.84	24.25	32.29	N/A
SMO	15.12	42.02	24.91	23.2	23.4	N/A
RBFNN	20.45	34.94	26.42	25.96	27.38	N/A
LVQ3[7]	31.1	33.6	28.7	26.0	N/A	34.0
SVM1[7]	35.0	31.9	30.0	24.3	N/A	39.2
Ours	<b>13.77</b>	<b>25.58</b>	<b>22.9</b>	<b>22.93</b>	20.70	<b>15.93</b>

표 4에서 A는 Australian, L은 Liver, G는 German, D는 Diabetes, S는 Sonar, H는 Heart 데이터를 의미한다.

표 4에서 비교된 기존 패턴 분류기는 WEKA[8] 라는 패키지를 이용하여 실험한 결과이다. 제안된 패턴 분류기의 패턴 분류 성능을 다양한 종류의 패턴 분류기와 비교한 결과 대부분의 데이터에 대해 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

## 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 퍼지 Prototype 기반 패턴 분류기를 제안하였다. 제안된 퍼지 Prototype 기반 패턴 분류기는 퍼지 규칙의 전반부 구조인 퍼지 집합을 정의하기 위하여 Fuzzy C-Means Clustering 방법을 사용하였다. Fuzzy C-Means Clustering 방법을 사용하여 입력 공간을 여러 개의 부공간으로 나누고 각각의 부공간의 대푯값이 Prototype을 결정한다. 또한 퍼지 규칙의 후반부는 4가지 종류의 다항식을 사용하며, 후반부 구조인 다항식의 계수를 결정하기 위하여 Linear Discriminant Analysis를 사용하였다. 이와 같이 결정된 퍼지 규칙들 사이의 중요도를 결정하기 위하여 각 퍼지 규칙에 규칙 하중치를 할당하며, 이를 최적화 하기 위하여 차분 진화 알고리즘을 이용하였다. 다양한 기계 학습 데이터를 이용한 실험에서 제안된 패턴 분류기는 기존 패턴 분류기에 비하여 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

향후 연구에서는 입력 데이터 분포를 분석하는 방법에 각 데이터들이 속한 클래스의 정보를 융합하여 분석하는 방법에 대한 연구가 수행되어져 할 것이다.

## References

- [1] G. Pajares, M. Guijarro, A. Ribeiro, "A Hopfield Neural Network for combining classifiers applied to textured images," *Neural Networks*, Vol.23, pp. 144-153, 2010.
- [2] J. C. Bezdek, "Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function Algorithms", New York: Plenum, 1981.
- [3] Na J. H., Park M. S., and Choi J. Y., "Linear boundary discriminant analysis," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 929 - 936, 2010.
- [4] Price, K, "Differential evolution vs. the contest functions of the 2nd ICEO," *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 153~157, 1997.
- [5] Storm, R., "Ont the usage of differential evolution for function optimization," *Proceedings of the 1996 North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS)*, IEEE Press, pp, 519~523, 1996.
- [6] H. Ishibuchi, and T. Yamamoto, "Rule Weight Specification in Fuzzy Rule-Based Classification Systems," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 13, no. 4, pp. 428-435, 2005.
- [7] R. Parades, and E. Vidal, "Learning prototypes and distance: A prototype reduction technique based on nearest neighbor error minimization," *Pattern Recognition*, vol. 39, pp. 180-188, 2006.

- [8] I. H. Witten, E. Frank, and M. K. Hall, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann, 2011.

## 저 자 소 개



### 안태천 (Tae-Chon Ahn)

1978년 : 연세대학교 전기공학과 공학사  
 1980년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사  
 1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사  
 1981년 ~ 현재 : 원광대학교 전자융합공학과 교수  
 2013년~현재 : 한국지능시스템학회 이사

관심분야 : Computational Intelligence, Soft Computing  
 Fuzzy Control, Pattern Recognition  
 Phone : +82-63-850-6344  
 E-mail : tcahn@wku.ac.kr



### 노석범 (Seok-Beom Roh)

1994년 원광대학교 제어계측공학과 졸업.  
 1996년 동 대학원 컴퓨터공학과 석사.  
 2006년 동 대학원 제어계측공학과 박사.

관심분야 : 퍼지 이론, 신경 회로망, Bio-inspired optimization algorithm, Pattern Recognition  
 E-mail : nado@wku.ac.kr



### 김용수 (Yong Soo Kim)

1981년 연세대학교 전기공학과 공학사  
 1983년 KAIST 전기및전자공학과 공학석사  
 1986년 삼성전자종합연구소 주임연구원  
 1993년 Texas Tech Univ. 공학박사  
 1995년~현재 대전대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 신경회로망, 퍼지논리, 패턴인식, 영상처리, 침입탐지 등  
 Phone : +82-42-280-2547  
 Fax : +82-42-280-2889  
 E-mail : kystj@dju.kr