

# 선형 행렬 부등식을 이용한 TS 퍼지 분류기 설계

## TS Fuzzy Classifier Using A Linear Matrix Inequality

김문환\* · 주영훈\*\* · 박진배\*

Moon Hwan Kim, Young Hoon Joo, and Jin Bae Park

\* 연세대학교 전기전자공학과

\*\* 군산대학교 전자정보공학부

### 요 약

본 논문에서는 선형행렬 부등식을 이용한 TS 퍼지 분류기 설계 방법을 제안한다. TS 퍼지 분류기를 설계하기 위해 퍼지 규칙의 후반부 파라미터가 분류기의 성능을 최대로 하도록 동정되어야 한다. 이러한 동정 문제를 해결하기 위해 볼록 최적화 기법이 사용되었다. 후반부 파라미터 동정 문제는 볼록 최적화 문제로 변환되며, 선형행렬 부등식으로 표현된다. 선형행렬 부등식으로 표현된 볼록 최적화 문제는 일반 고유값 문제로 근사화되며, 일반 고유값 문제를 최적화 함으로써 최소의 분류 에러를 가지는 최적의 후반부 파라미터가 결정된다. 제안된 분류기의 성능을 평가하기 위해 IRIS 데이터와 Wisconsin Breast Cancer Database 데이터에 대한 분류기의 성능을 모의 실험을 통해 확인하였다. 마지막으로, 모의 실험 결과 제안된 TS 퍼지 분류기의 성능의 우수성을 확인할 수 있었다.

### Abstract

This paper presents a novel design technique for the TS fuzzy classifier via linear matrix inequalities(LMI). To design the TS fuzzy classifier built by the TS fuzzy model, the consequent parameters are determined to maximize the classifier's performance. Differ from the conventional fuzzy classifier design techniques, convex optimization technique is used to resolve the determination problem. Consequent parameter identification problems are first reformulated to the convex optimization problem. The convex optimization problem is then efficiently solved by converting linear matrix inequality problems. The TS fuzzy classifier has the optimal consequent parameter via the proposed design procedure in sense of the minimum classification error. Simulations are given to evaluate the proposed fuzzy classifier; Iris data classification and Wisconsin Breast Cancer Database data classification. Finally, simulation results show the utility of the integrated linear matrix inequalities approach to design of the TS fuzzy classifier.

**Key words** : TS 퍼지 분류기, 선형 행렬 부등식, 볼록 최적화, IRIS 데이터, Wisconsin breast cancer diagnostic database

## 1. 서 론

퍼지 이론과 퍼지 집합은 1965년 Zadeh [1] 에 의해 처음 소개된 이후 다양한 분야에 적용되고 있다. 퍼지 분류기(fuzzy classifier)는 이러한 많은 응용 분야들 중에 하나이다 [2]. 퍼지 분류기는 데이터들과 해당 클래스간의 분류 관계를 구현한다는 점에서 다른 여타 지능적 분류 방법들과 유사하지만, 분류 관계를 퍼지 if-then 규칙으로 표현한다는 점에서 다른 분류기와 구분이 된다 [3]. 퍼지 분류기는 전문가의 규칙 생성작업에 의해 생성 될 수 있기 때문에 퍼지 규칙을 통한 분류관계 구현은 전문가에 지식을 바탕으로 검증 또는 수정이 편하며 사용자와의 교류방법을 제공한다. 하지만 전문가의 지식을 항상 얻을 수 있는 것이 아니며 때로는 지식이 불완전하고 단편적일 수 있기 때문에 전문가로부터 지식으로 얻는다는 것은 쉬운 일이 아니다. 이러한 문제를 해결하기 위해 데이터를 바탕으로 하는 많은 퍼지 분류기 설계 방법이 연구가 되고 있다 [4]. 그러나, 대부분의 데이터를 바탕으로

퍼지 분류기를 생성하는 방법들은 퍼지 분류기의 최적화 및 일반화된 설계 방법보다는 복잡한 방법으로 퍼지 분류기를 설계하는 방법을 제안하고 있다 [2-6]. 특히, 분류기의 에러를 최소화 하는 최적의 분류기 설계에 대한 부분은 많은 연구가 이루어지지 않고 있다.

본 논문에서는 이러한 최적 퍼지 분류기를 설계하는 문제를 다루기 위해 퍼지 분류기를 볼록 최적화 방법(convex optimization technique)을 사용하여 설계하는 방법을 고찰한다. 그 중에서, Takagi-Sugeno (TS) 퍼지 모델 [7-8] 을 사용하는 TS 퍼지 규칙의 전반부가 주어졌을 때 분류기의 에러를 최소화 하는 최적의 후반부 파라미터 값을 선형 행렬 부등식을 사용하여 동정하는 방법을 제안한다. TS 퍼지 분류기의 후반부 동정은 퍼지 분류기의 목표값과 최종 출력값의 차를 최소화 하는 볼록 최적화 문제로 근사화된다. 볼록 최적화 문제는 선형행렬 부등식으로 서술될 수 있으며 일반 고유값 문제로 변환될 수 있다. 일반 고유값 문제는 interior-point 방법 [9] 같은 기개발된 수치 해석적인 방법을 통해 효율적으로 최적해를 찾을 수 있다. 일반 고유값 문제를 해결함으로써 TS 퍼지 분류기는 분류 에러를 최소화 하는 최적의 후반부 파라미터를 찾을 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성이 된다. 2장에서는 일반적인

접수일자 : 2003년 10월 15일

완료일자 : 2004년 2월 3일

TS 퍼지 분류기의 구성 및 추론 과정이 서술된다. 3장에서는 선형행렬 부등식을 이용한 퍼지 분류기 설계 방법이 제안된다. 4장에서는 제안된 TS 퍼지 분류기를 모의 실험을 통해 그 성능을 입증한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

## 2. TS 퍼지 분류기

일반적으로, 패턴분류 문제는 미리 정해진 클래스 집합  $\Omega = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 과 데이터간의 분류 관계를 정의 하는 것으로 요약된다 [10]. 따라서, 분류기를 설계하는 문제는 분류기의 성능을 최대로 하는 의미의 최적의 분류 관계를 찾아내는 문제가 된다. 퍼지 분류기는 이러한 최적의 분류관계를 퍼지 집합과 퍼지 if-then 규칙을 사용하여 구현한다. 그 중 TS 퍼지 모델을 이용한 퍼지 분류기는 가장 많이 사용되는 퍼지 분류기의 하나이다. TS 퍼지 분류기는 다음과 같은 규칙을 가진다 [11].

$$R_i: \text{If } x_i \text{ is } M_{n1} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } M_{im} \\ \text{The } y_i = z_i \quad (1)$$

여기서,  $y_i$ 는 규칙  $R_i$ 에 해당되는 판단함수이며  $M_{ij}$ 는 전반부 퍼지 집합이다. 변수  $n$ 은 클래스의 수를 나타내며  $m$ 은 입력 특징의 수를 나타낸다. 후반부 파라미터  $z_i$ 는 전반부 출력에 따른 규칙  $R_i$ 의 클래스  $C_i$ 에 대한 지지도를 나타낸다. 후반부 파라미터  $z_i$ 는 입력 변수로 이루어진 선형 다항식으로 표현 할 수도 있다. 분류기의 최종 출력은 각 규칙의 출력을 반영함으로써 다음과 같이 계산된다.

$$Y(\vec{x}) = \frac{\sum_{i=1}^l h_i(\vec{x})y_i}{\sum_{i=1}^l h_i(\vec{x})} \quad (2)$$

여기서,  $\vec{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 는 입력벡터를 의미하고  $h_i(\vec{x})$ 는 다음과 같이 계산되는 규칙  $R_i$ 의 전반부 출력을 나타낸다.

$$h_i(\vec{x}) = \prod_{j=1}^m \mu_{M_{ij}}(x_j) \quad (3)$$

여기서,  $\mu_{M_{ij}} \in [0, 1]$ 는  $j$ 번째 멤버쉽 함수값을 나타낸다. 이상적으로 TS 퍼지 분류기의 최종 출력  $Y(\vec{x})$ 은 데이터  $\vec{x}$ 가 해당되는 클래스  $C_k \in \Omega$ 를 나타낸다. 그러나, 일반적으로 TS 퍼지 분류기의 최종 출력과 데이터  $\vec{x}$  사이에 에러가 존재하기 때문에 데이터  $\vec{x}$ 의 최종 클래스  $\Psi$ 는 TS 퍼지 최종 출력 값과 최소 에러를 가지는 클래스  $C_k$ 로 결정된다.

$$\Psi = \arg \min_i |i - Y(\vec{x})|, i \in \Omega \quad (4)$$

## 3. LMI를 이용한 퍼지 분류기의 설계

본 논문에서 제안된 TS 퍼지 분류기는  $n$ 개의 클래스를 나타내는  $n$ 개의 규칙으로 구성된다. 각각의 규칙은 하나의 클래스를 나타낸다. 규칙 전반부는  $m$ 개의 가우시안 멤버쉽 함수로 구성이 되었고, 후반부는 입력 변수와의 선형 합으로

이루어진 다항식이 사용되었다. 본 논문에서 사용된 TS 퍼지 분류기의 규칙은 다음과 같다.

$$R_i: \text{If } x_1(k) \text{ is } M_{n1} \text{ and } \dots \text{ and } x_m(k) \text{ is } M_{im} \\ \text{Then } y_i(\vec{x}_k) = a_{n1}x_1(k) + \dots + a_{im}x_m(k) + b_i$$

여기서,  $\vec{x}_k = [x_1(k), \dots, x_m(k)]$ 는  $k$ 번째 입력 데이터이고  $x_j(k)$ 는  $k$ 번째 데이터의  $j$ 번째 특징 입력이다. 퍼지 분류기의 최종 출력은 다음과 같이 계산된다.

$$Y(\vec{x}_k) = \frac{\sum_{i=1}^l h_i(\vec{x}_k)(\sum_{j=1}^m a_{ij}x_j(k) + b_j)}{\sum_{i=1}^l h_i(\vec{x}_k)} \quad (5)$$

데이터의 최종 클래스 값은 최종 출력과의 최소 에러를 갖는 클래스 값으로 선택된다. 최종 출력 (5)는 계산의 편의를 위해 다음과 같은 행렬등식으로 나타낼 수 있다.

$$Y(\vec{x}_k) = H_k^T(A\vec{x}_k + B) \quad (6)$$

여기서,

$$H_k = \begin{bmatrix} h_1(\vec{x}_k) \\ \vdots \\ h_i(\vec{x}_k) \\ \vdots \\ h_l(\vec{x}_k) \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nm} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{l1} & \dots & a_{lm} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_i \\ \vdots \\ b_l \end{bmatrix}$$

제안된 TS 퍼지 분류기를 구현은 후반부 변수 동정 문제로 요약된다. 후반부 변수 동정은 전반부의 출력이 주어졌을 때, 분류기의 분류 에러를 최소화시키는 후반부 변수를 찾아내는 문제이다. 분류기의 분류에러는 TS 퍼지 분류기의 목표 값인 해당 데이터의 클래스 값과 TS 퍼지 분류기의 최종출력의 차로 계산이 된다. 본 논문은 분류기 에러를 최소화 하는 후반부 동정 문제를 분류기 에러를 최소화 하는 볼록 최적화 문제로 근사화 한다. 근사화된 볼록 최적화 문제는 TS 퍼지 분류기의 후반부 변수와 분류기의 목표 값으로 이루어진 선형 행렬 부등식으로 표현이 된다. 표현된 선형 행렬 부등식은 일반 고유값 최소 문제로 변환될 수 있다. 최종적으로 근사화된 일반 고유값 문제를 해결함으로써 최소의 분류에러를 가지게 하는 최적의 후반부 변수가 동정된다.

데이터  $\vec{x}(k)$ 가 주어졌을 때, TS 퍼지 분류기의 목표값을  $Y_k^*$ 라 하면 최적의 TS 퍼지 분류기는 다음 등식을 만족 하여야 한다.

$$Y_k^* = H_k^T(A\vec{x}_k + B), k=1, \dots, p \quad (7)$$

여기서,  $p$ 는 데이터의 수를 나타낸다. 하지만 일반적으로 목표값과 실 최종출력 사이에 에러가 존재하기 때문에 에러를 최소화시키려는 노력이 필요하다.

**Remark 1.** 최종 분류기를 설계를 할 때  $p$ 개의 등식을 고려해야 하므로 행렬등식 (7)의 해결 가능성은  $p$ 의 크기에 따라 달라진다. 만일  $p$ 가 미지수의 개수  $l(m+1)$ 와 같다면 해석적인 방법에 의해서 후반부 변수가 구해질 수 있다. 하지만  $p$ 가  $l(m+1)$ 보다 큰 경우는 일반적인 해석적 방법이 아닌 최소 제곱(least square) 방법 혹은 순환적인 최소 제곱(recursive least square) 방법을 통해 후반부 변수를 동정

해야 한다 [12-13]. 따라서, 해석적인 방법은 최적의 해를 제공하지만, 일반적인  $p$ 를 갖는 TS 퍼지 분류기의 후반부 변수를 해석적인 방법을 통한 찾는 것은 힘든 일이다. 한편 유전 알고리즘을 사용하여 후반부 변수를 찾는 방법이 이러한 문제를 해결하기 위해 제안되었다 [3]. 그러나, 유전 알고리즘을 사용하여 찾은 후반부 변수는 분류기 에러에 대한 최적화 논의가 이루어 질수 없기 때문에 유전알고리즘을 이용하여 최적의 후반부 변수를 찾기는 힘들다.

이러한 어려움을 해결하기 위해 분류에러를 최소로 하는 다음과 같이 블록 최적화 문제가 정의된다.

**문제 1 (gamma 최적 TS 퍼지 분류기 설계 문제).**

$k$  번째 데이터  $\vec{x}(k)$ 의 전반부 출력  $H_k^T$ 이 주어졌을 때, 다음 조건을 만족시키는 최적화된 TS 퍼지 분류기의 후반부 변수 행렬  $A$ 와  $B$ 를 결정하여야.

$$\begin{aligned} & \underset{A, B}{\text{Minimize}} \quad \gamma \text{ subject to} \\ & \|Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B)\|_2 < \gamma, \quad k=1, \dots, p \end{aligned} \quad (8)$$

**정리 1 (gamma 최적화 TS 퍼지 분류기 설계).**

데이터  $\vec{x}(k)$ 의 목표 값  $Y_d^k$ 가 주어지고 전반부 출력  $H_k$ 이 주어졌을 때, 제안된 TS 퍼지 분류기의 분류 에러를 최소화시키는 최적의 후반부 변수 행렬  $A, B$ 는 다음과 같은 일반 고유값 문제를 해결함으로써 결정 된다.

$$\begin{aligned} & \underset{A, B}{\text{Minimize}} \quad \gamma \text{ subject to} \\ & L_k = \left[ Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B) \quad \star \right] > 0, \quad k=1, \dots, p \end{aligned} \quad (9)$$

**증명 :** 문제 1을 해결하기 위해, TS 퍼지 분류기는 문제 1를 만족시키는 후반부 변수 행렬  $A$ 와  $B$ 를 구해야 한다. 문제 1의 블록 최적화 문제는 다음과 같은 TS 퍼지 분류기의 최종 출력값과 목표값의 차에 상한 값을 설정하는 것으로 해석이 된다.

$$(Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B))^T (Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B)) < \gamma, \quad k=1, \dots, p \quad (10)$$

행렬 부등식 (10)은 다음과 같이 쓸수 있다.

$$\gamma - (Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B))^T (Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B)) > 0, \quad k=1, \dots, p \quad (11)$$

Shur's complement 법칙에 의해 행렬 부등식 (11)은 다음과 같은 선형행렬부등식으로 나타낼수 있다.

$$\left[ Y_d^k - H_k^T(A \vec{x}_k + B) \quad \star \right] > 0, \quad k=1, \dots, p \quad (12)$$

따라서, 블록 최적화 문제 1은 식 (12)의  $\gamma$ 값을 최소화함으로써 해결된다. 선형행렬 부등식 (12)의  $\gamma$ 값을 최소화하는 문제는 선형행렬 부등식 문제 중 정리 1과 같은 일반 고유값 문제로 정의 될 수 있다.

**Remark 2.** 정리 1의 일반 고유값 문제는  $p$ 개의 선형행렬 부등식을 가지는 문제이다. 따라서 문제 1을 풀기 위해  $p$ 개의 데이터에 대한 목표 값인  $Y_d^k$ 와 전반부 출력값  $H_k$ 가 정

의 되어 있어야 한다. 목표 값  $Y_d^k$ 는  $k$  번째 데이터의 클래스 값으로 할당되며, 전반부 출력값은 통계적인 방법을 통해 얻어진 멤버쉽 함수의 출력 값으로 계산된다.

최종적으로 정리 1을 통해 얻어진 선형행렬 부등식 문제인 일반 고유값 문제를 수치해석적인 방법을 통해 해결함으로써 최적의 후반부 변수 행렬  $A$ 와  $B$ 를 얻는다.

**4. 모의 실험**

제안된 설계방법의 성능을 검증하기 위하여 분꽃 데이터 분류 문제와 Wisconsin Beast Cancer Diagnostic Database 분류 문제에 대한 모의 실험을 진행한다.

**4.1 분꽃 데이터**

분꽃 데이터는 분류기와 패턴 인식 문제에서 공통적으로 많이 사용되는 성능평가 데이터이다. 분꽃 데이터는 모두 4개의 특징 입력을 가지며 150개의 데이터로 이루어져 있다. 150개의 데이터는 3개의 클래스로 나뉘 수 있으며 각 클래스는 50개의 데이터를 가진다.

제안된 TS 퍼지 분류기의 성능 검증하기 위해 150개의 분꽃 데이터가 학습 데이터로 고려되었다. 또한 각 클래스의 데이터 집합의 평균과 분산을 통계적인 방법으로 구함으로써, 멤버쉽 함수가 그림 1과 같이 동정되었다. 그림 1과 같은 멤버쉽 함수를 가지며 분류 에러를 최소로 하는 후반부 파라미터 값을 결정하기 위한 일반 고유값 문제가 정리 1에 의해 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} & \underset{A, B}{\text{Minimize}} \quad \gamma \text{ subject to} \\ & \text{block-diag}[L_1, \dots, L_{150}] > 0 \end{aligned} \quad (13)$$

Interior point 방법을 사용하여 분꽃 데이터의 일반 고유값 문제를 풀었을 때 분류 에러가 최소인 최적의 후반부 변수 행렬  $A$ 와  $B$  값은 다음과 같다.

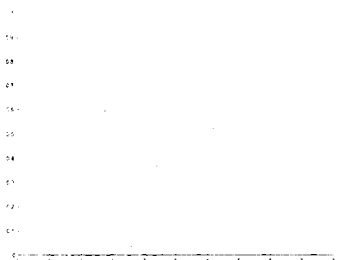
$$A = \begin{bmatrix} 0.0074 & 0.0038 & -0.0290 & -0.0856 \\ -0.4574 & -0.2325 & -0.1257 & 0.0770 \\ -0.1237 & -0.2474 & -0.0545 & -1.0471 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0.9969 \\ 4.6012 \\ 7.7101 \end{bmatrix} \quad (14)$$

동정된 분류기의 성능을 검증하기 위해 150개의 분꽃 데이터가 사용되었다. 표 1은 모의실험을 통해 얻어진 제안된 TS 퍼지 모델의 성능과 그 비교를 나타낸다. 표1을 살펴보면 제안된 TS 퍼지 모델의 분류 정확도는 다른 모델에 비해 성능이 우수함을 확인 할 수 있다.

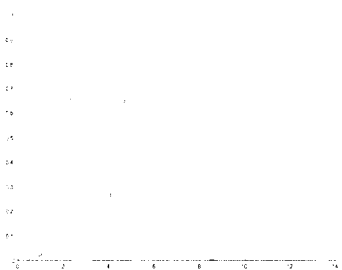
표 1. 분꽃 데이터에 대한 분류 결과 비교  
Table 1. Comparison of classification results on Iris

참고문헌	퍼지 규칙 수	분류 정확도
[14]	3	96.67 %
[15]	8	95.30 %
제안된 분류기	3	98.00 %

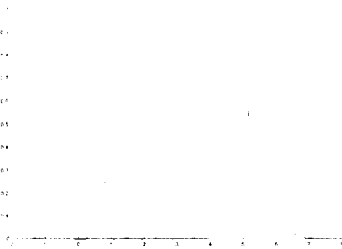
$$A^T = \begin{bmatrix} 0.0052 & 0.0240 \\ 0.0007 & 0.0098 \\ 0.0043 & 0.0038 \\ -0.0053 & 0.0018 \\ 0.0079 & 0.0017 \\ 0.0311 & 0.0169 \\ 0.0069 & 0.0199 \\ 0.0128 & 0.0077 \\ 0.0119 & -0.0001 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0.8957 \\ 1.3642 \end{bmatrix} \quad (15)$$



(a) 규칙  $R_1$ 의 멤버쉽 함수



(b) 규칙  $R_2$ 의 멤버쉽 함수



(c) 규칙  $R_3$ 의 멤버쉽 함수

그림 1. 분꽃 데이터 분류를 위한 멤버쉽 함수

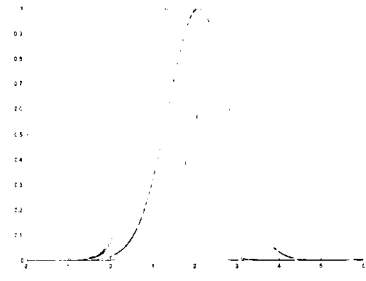
Fig. 1. membership function for Iris data classification

#### 4.2 Wisconsin Breast Cancer Diagnostic Database 데이터

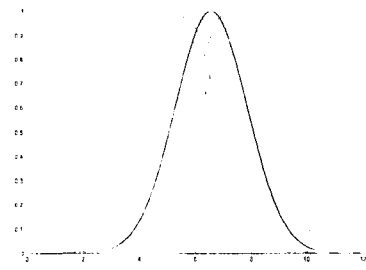
WBCDD 데이터는 Wisconsin 대학 병원의 Wolberg 박사에게 의해 얻어진 암 진단 데이터이다. 이 데이터는 699 개의 데이터를 가지고 있다. 699 개의 데이터는 468 개의 “양성 종양” 클래스와 241 개의 “악성 종양” 클래스로 구분된다. 각각의 입력 데이터는 9 개의 특징으로 구성된다. 이중 16 개의 데이터가 잘못된 값을 가지고 있기 때문에, 모의 실험에서는 683 개의 데이터만을 가지고 모의 실험을 하였다.

제안된 TS 퍼지 분류기를 이용하여 WBCDD 데이터를 분류하기 위해 693 개의 학습 데이터가 사용되었다. WBCDD 데이터 클래스가 2 개이기 때문에 TS 퍼지 분류기는 두 개의 규칙으로 구성이 된다. 규칙 전반부의 멤버쉽 함수 값은 각 클래스의 평균과 분산을 통해 정해진다. 그림 2는 동정된 멤버쉽 함수를 나타낸다. 그림 2와 같은 멤버쉽 함수를 바탕으로한 규칙 전반부의 출력이 주어질 때 WBCDD 분류 에러를 최소화 하기 위한 후반부 파라미터 값은 다음과 같다.

보다 일반적인 분류기의 성능 평가를 위해 임의의 전체 데이터의 절반만을 학습 데이터로 삼고 나머지 부분을 평가 데이터로 사용하여 제안된 퍼지 분류기의 성능을 평가하였다. 총 50 회 반복하여 실험을 하였으며 그 평균값을 다른 분류기와 비교를 하여 보았다. 표 2는 WBCDD 데이터에 타 분류기와 성능을 비교한 것이다. 표 2에서도 알 수 있듯이 제안된 방법으로 동정된 TS 퍼지 분류기의 성능이 타 다른 분류기 보다 높음을 확인할 수 있다.



(a) 규칙  $R_1$ 의 멤버쉽 함수



(b) 규칙  $R_2$ 의 멤버쉽 함수

그림 2. WBCDD 데이터 분류를 위한 멤버쉽 함수  
Figure 2: membership functions for WBCDD data classification

표 2. WBCDD 데이터에 대한 분류기 성능 비교  
Table 2. Comparisons of classification results on WBCDD data

참고 문헌	분류 정확도 평균
[16]	95.14 %
[17]	95.57 %
[18]	95.60 %
제안된 분류기	97.10 %

## 5. 결 론

본 논문에서는 분류 에러를 최소로 하는 최적의 후반부를 가지는 TS 퍼지 분류기의 설계 방법을 제안하였다. 즉, 전반부가 동정되었을 때, 분류 에러를 최소로 하는 최적의 후반부를 동정하는 문제는 볼록 최적화 문제로 근사화 되었다. 근사화된 볼록 최적화 문제는 선형 행렬 부등식 문제중의 하나인 일반 고유값 문제로 재 설정이 되며, 이를 해결함으로써 최적의 후반부가 동정된다. 모의 실험을 통해 제안된 방법으로 설계된 TS 퍼지 분류기 성능의 우수성을 확인 할 수 있었다. 추후 해결해야 할 과제로 전반부 멤버쉽 함수를 선형 행렬 부등식을 이용하여 동정하는 방법이 연구되어야 할 것이다.

## 참고문헌

- [1] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets, information and control", Vol. 8, Page(s): 338-353, 1965.
- [2] P. K. Simpson, "Fuzzy min-max neural networks. I. Classification", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 3, pp. 776-786, 1992.
- [3] M. Setnes and H. Roubos, "GA-fuzzy modeling and classification: complexity and performance", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 8, pp. 509-522, 2000.
- [4] S. Abe and M.S .Lan, "A method for fuzzy rules extraction directly from numerical data and its application to pattern classification", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 3, pp. 1-28, 1995.
- [5] S. Abe and R. Thawonmas, "A fuzzy classifier with ellipsoidal regions", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 5, pp. 358-368, 1997.
- [6] S. Abe, R. Thawonmas, and M. Kayama, "A fuzzy classifier with ellipsoidal regions for diagnosis problems", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 29, pp. 140-148, 1999.
- [7] M. Sugeno and G. T. Kang, "Structure identification of fuzzy model", Fuzzy Sets and Systems. Vol. 28, pp. 15-33, 1988.
- [8] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [9] Y. Nesterov and A. Nemirovsky, Interior-point polynomial methods in convex programming, SIAM. Philadelphia, PA, 1994.
- [10] O. Cordon, M. J. Jesus. and F. Herera, "A proposal on reasoning methods in fuzzy rule-based classification systems", Int. Journal of Approximate Reasoning, Vol. 20, pp. 21-45, 1999.
- [11] L. I. Kuncheva, "How good are fuzzy If-Then classifiers?", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part B, Vol. 30, pp. 501-509, 2000.
- [12] M. Setnes and H. Roubos, "GA-fuzzy modeling and classification: complexity and performance ", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 8, pp. 509-522,2000.
- [13] J. Yen, L. Wang, and C. W. Gillespie, "Improving the inter ability of TSK fuzzy models by combining learning and local learning", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 6, pp. 530-537, 1998.
- [14] R. Li, M. Mukaidono and I.B. Turksen, "A fuzzy neural network for pattern classification and feature selection", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 130, pp. 101-140, 2002.
- [15] T.P. Hong and J. B. Chen, "Processing individual fuzzy attributes for fuzzy rule induction", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 112, pp. 127-140, 2000.
- [16] H. M. Lee, C. M. Chen, J. M. Chen, and Y. L. Jou, "An efficient fuzzy classifier with feature selection based on fuzzy entropy", IEEE Trans. on Systems. Man and Cybernetics, Part B, Vol. 31, pp. 426-432, 2001.
- [17] H. M. Lee, C. M. Chen, and Y. F. Lu, "A self-organizing HCMAC neural network classifier ", IEEE Trans. on Neural Network, Vol. 14, pp. 15-27, 2003.
- [18] M. Muselli and D. Liberati, "Binary rule generation via hamming clustering", IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol. 14, pp. 1258-1268, 2002.

저 자 소 개



**김문환(Moon Hwan Kim)**

2004년 : 연세대학교 전기전자과 졸업  
2004년~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 석사과정

관심분야 : 퍼지 분류기, 웹기반 제어, 지능형 시스템 설계, 유전 알고리즘, 지능형 로봇

Phone : 02-2123-2773  
Fax : 02-362-4539  
E-mail : jmacs@control.yonsei.ac.kr



**주영훈(Young Hoon Joo)**

1982년 : 연세대학교 전기공학과 졸업  
1984년 : 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업  
1995년 : 동대학원 전기공학과 졸업 (공학박사)  
1986년 7월~1995년 8월 : 삼성전자(주) 생산기술 센터 자동화연구소(선임 연구원)  
2001년 1월~현재 : 대한전기학회 제어계측

분과 편집위원  
2003년 1월~현재 : 퍼지 및 지능시스템학회 편집 위원장  
1995년 9월~현재 : 군산대 공대 전자정보공학부 부교수

관심분야 : 지능제어, 지능시스템 설계, 지능형 로봇, 퍼지 모델링, 유전자 알고리즘, 신경회로망

Phone : 063-469-4706  
Fax : 063-466-2086  
E-mail : yhjoo@kunsan.ac.kr



**박진배(Jin Bae Park)**

1977년 : 연세대학교 전기공학과 졸업  
1990년 : Kansas State University 공대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업 (공학박사)  
1990~1991년 : Kansas state University 공대 전기 및 컴퓨터 공학과 조교수  
2003년 1월~현재 : 대한전기학회 이사

2004년 1월~현재 : 제어자동화시스템공학회 부회장  
1992년 3월~현재 : 연세대 공대 전기전자공학과 교수

관심분야 : 강인 제어 및 필터링, 지능형 로봇, 지능제어, 지능 시스템, 신호처리시스템.

Phone : 02-2123-2773  
Fax : 02-362-4539  
E-mail : jbpark@control.yonsei.ac.kr