혼합 방법에 의한 퍼지 규칙 생성과 식별 문제에 응용

이 말 레† · 이 재 필†

요 약

인공지능 시스템에서 지식 베이스 시스템을 구축하기 위해서는 적절한 퍼지 규칙을 선택하는 것이 중요한 문제이다. 본 논문에서는 패턴 식별을 위하여 퍼지 소속함수 데이터로 부터 직접 퍼지 규칙을 추출하는 새로운 방법을 제안하였다. 퍼지영역 변수를 가진 퍼지 규칙은 퍼지 격자에 의해 퍼지공간을 분할하여 각 일부분의 공간을 퍼지 규칙으로 정의했다. 이들 규칙은 소속함수로 부터 추출된다. 그때, 규칙에 대한 최적의 입력변수는 기준에 의해서 추출된 수를 사용하여 결정된다. 본 논문에서 제안한 방법은 ishibuchi가 사용한 신경망과 비교하고, 이 방법의 유효성을 보이기 위해 시뮬레이션 결과를 보였다.

Generating Fuzzy Rules by Hybrid Method and Its Application to Classification Problems

Mal-Rey Lee† · Jae-Pil Lee†

ABSTRACT

To build up a knowledge-based system in an Artificial Intelligence System, selecting an appropriate set of rules is one of the key problems. In this paper, we discuss a new method for extracting fuzzy rules directly from fuzzy membership function data for pattern classification. The fuzzy rules with variable fuzzy regions are defined by sharing fuzzy space in fuzzy grid. These rules are extracted from membership function. Then, optimal input variables for the rules are determined using the number of extracted rules as a criterion. The method is compared with neural networks using Ishibuchi.

Finally, in order to demonstrate the effectiveness of the present method, simulation results are shown.

1. 서 론

퍼지 규칙을 기반으로 한 정보처리 시스템에 관한 연구는 주로 퍼지 제어 분야에서 널리 이용되고 있다 [1, 2]. 퍼지 제어에서 이용되는 퍼지 규칙은 주로 전문가의 경험이나 사전의 지식을 언어적인 정보로 얻는 것이 대부분이다. 고도의 비선형 시스템에서는 적절한 퍼지 규칙을 얻는데 많은 시행착오와 여러 차례의 실험을 거쳐 얻고 있다. 또한 수치적 정보인 입출력 데이타를 사용하여 퍼지 규칙을 생성하고 학습에 이용하는 연구도 행해지고 있으며, 신경망과 클러스터링을 이용한 연구도 행해졌다. [3, 4]

한편, 퍼지 규칙을 기반으로 한 퍼지 식별 시스템을 구성하기 위해 Ishibuchi[5, 6]는 학습용 패턴으로 부터 퍼지 규칙을 자동으로 조정하는 방법을 제안

† 정 회 원:중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과
논문접수:1996년 2월 7일, 심사완료:1997년 4월 24일

했다. 여기서는 퍼지 식별 시스템을 퍼지 격자에 의해 패턴 공간이 퍼지 분할되고 각 퍼지 일부분 공간에서는 퍼지 규칙이 생성된다. 이때, 퍼지 식별 시스템의 성능은 퍼지 분할 방법에 크게 의존한다. 예를 들어 특히 퍼지 분할을 작게 할 경우는 학습용 패턴에 대한 식별 능력은 높지만 평가용 패턴에 대한 성능은 떨어지게 된다. 반대로, 퍼지 분할을 크게 할 경우에는 복잡한 패턴 식별을 할 수 없게 된다. 따라서 좋은 성능의 퍼지 식별 시스템을 구성하기 위해서는 적절한 퍼지 분할을 선택 할 필요가 있다. 이문제를 해결하기 위해 Ishibuchi[6]는 하나의 퍼지 식별 시스템에 대해서 복수의 퍼지 분할을 동시에 이용하는 분산형 퍼지 규칙이라고 하는 개념을 제안했다. 이 방법은 적절한 퍼지 분할 선택문제는 해결 했지만 다수의 퍼지 규칙이 추론에 이용되어 시스템의 성능을 저하 시키는 단점이 있다.

본 논문 에서는 이 문제점을 해결하기 위해 생물학적 진화론에 근거를 둔 전역적 탐색 알고리즘인 유전 알고리즘[7]을 이용해 최적의 퍼지 규칙을 생성하여 고성능인 퍼지 식별 시스템을 구성하는 방법을 제안한다. 퍼지 규칙 생성은 이웃하는 전제부의 두 소속함수에 의해 나눈 영역중에서 가장 높은 추론 오차를 가진 영역에서 규칙이 생성 된다. 퍼지 추론은 단순한 퍼지 규칙으로 조건부는 퍼지 집합의 소속함수를 결론부는 실수로 나타낸다. 소속함수와 퍼지 추론 규칙 수는 유전 알고리즘을 이용해 자동 조정한다. 유전 알고리즘은 시스템이 지역적 최소치(local minimum)에 빠지지 않고 전역적인 최적해를 발견할 가능성을 갖고 있지만, 역전파 알고리즘과는 달리 미세 조정되는 지역적 탐색 메카니즘이 존재하지 않으므로 최적해 부근 에서의 탐색는 수렴 속도가 급격히 떨어진다는 단점이 있다[8, 9, 10]. 여기서는 결론부의 실수를 강하기법(descent method)을[11] 이용하여 구함으로서 유전 알고리즘의 지역적 미세조정(local fine-tuning)을 위한 메카니즘을 제공한다.

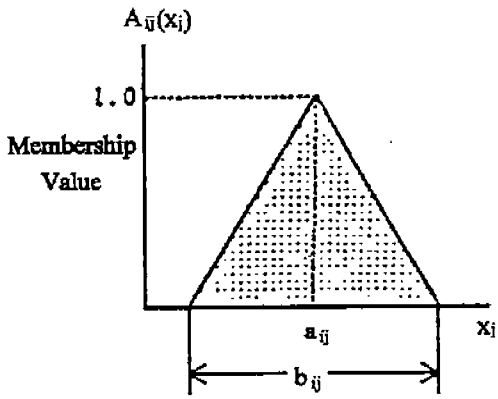
본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 단순한 퍼지 추론과 강하기법을 이용하여 결론부의 실수를 조정하는 방법을 설명하고, 3장 에서는 유전 알고리즘으로 소속함수와 퍼지 규칙 수를 조정하는 방법을 나타내고, 4장 에서는 퍼지 식별 문제에 본 논문 에서 제안한 방법을 적용함으로서 유효성을 보이고, 5장에서는 결론및 향후 연구과제로 끝을 맺는다.

2. 퍼지 추론

단순한 퍼지 추론은 퍼지 규칙을 입력변수 x_j, $(j=1,\ldots,m)$로 표현하고 출력변수 y는 실수로 표현하면 다음과 같은 규칙 형태를 갖는다[2].

$$\text{Rule } i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \ldots, \text{ and } x_m \text{ is } A_{im}$$
$$\text{THEN } y \text{ is } w_i \ (i=1,\ldots,n) \tag{1}$$

여기서 i, $(i=1,\ldots,n)$은 퍼지 추론 규칙 수를 나타내고, $A_{i1},\ldots,A_{im}$은 조건부에 있는 퍼지 집합의 소속함수를 나타낸다. 그리고 w_i은 결론부의 실수(real number)이다. 조건부 퍼지 소속함수는 여러가지 모양이 될 수 있지만 본 논문 에서는 (그림 1)에 나타낸것 처럼 삼각형 퍼지 소속함수를 이용한다. a_{ij}는 소속함수의 중앙값(center value)을 b_{ij}는 이웃하는 소속함수와의 폭(width)를 나타내며 이는 유전 알고리즘에서 하나의 개체로 이용한다.



(그림 1) 조건부의 소속함수
(Fig. 1) Membership Function of Antecedent Part

단순한 퍼지 추론의 출력 y는 다음식을 이용하여 유도된다.

$$A_{ij}(X_j)=1-\frac{2\cdot|x_j-a_{ij}|}{b_{ij}} \ (j=1,\cdots,m)\in[0,1] \tag{2}$$

$$\mu_i=\prod_{j=0}^{m}A_{ij}(x_j) \tag{3}$$

$$y=\frac{\sum_{i=1}^{n}\mu_i \cdot w_i}{\sum_{i=1}^{n}\mu_i} \tag{4}$$

결론부의 실수 wi는 유전 알고리즘의 지역적 미세 조정 메카니즘을 제공하기 위해 강하기법(descent method)을 이용해 최적화 한다. 강하기법[11]은 주어진 p차원 벡터에서 목적함수 F(Z)를 최소화하기 위해 변수를 조정하고 벡터 $Z=(z_1, z_2,..., z_p)$는 목적함수 F(Z)$=(-\partial F/z_1, -F/_1z_2,..., -F/z_p)$로 나타내며 식은 다음과 같다.

$$F(Z)=\frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}(y^{rp}-y^{p})^2 \tag{5}$$

여기서 y^{rp}는 p번째 입력 데이타($x_1^p,..., x_m^p$)에 대한 기대값(desirable output)이고, y^p는 p번째 입력 데이타에 대한 퍼지 추론의 출력이다. 목적함수 F(Z)는 제곱 추론 오차(squared inference error)를 의미한다. 강하 기법을 이용할때 결론부 실수의 학습 규칙은 다음 식으로 나타낸다.

$$\begin{aligned} w_i(t+1) &= w_i(t)-K\cdot\frac{\partial F}{\partial w_i} \\ &= w_i(t)-K\cdot\frac{\mu_i^p}{\sum_{i=1}^{n}}\ (y^p-y^{rp}) \end{aligned} \tag{6}$$

t는 반복 학습 수를 나타내고 μ_i^p는 p번째 입출력 데이타에 대응되는 i번째 추론 규칙의 소속값이다. K는 상수 값이다. 입출력 데이타를 반복하여 퍼지 규칙 학습에 적용함으로서 목적함수를 최소화 시키고 전역적인 최적해를 얻는다. 이때 학습의 결과는 지역적 최소치에 빠지지 않는다.

기존의 자동조정 방법 에서는 설계자가 최적의 규칙을 탐색하기 위해서 많은 실험과 시행 착오를 걸쳐 탐색하기 때문에 본 논문에서는 최적의 규칙을 유전 알고리즘을 이용해 탐색하고자 한다.

3. 혼합 방법을 이용한 규칙 최적화

이 장에서는 유전 알고리즘에 의해 퍼지 추론 규칙 수와 조건부의 소속함수 모양을 최적화하는 방법을 설명하고 강하기법을 이용한 결론부의 결정을 설명한다. 유전 알고리즘은 생물 진화론을 적용해서 만든 최적화 기법이며, 교차(crossover)와 돌연변이(mutation)와 같은 확률적 연산 때문에 지역적 최소치로 부터 회피할 수 있다[7]. 유전 알고리즘 에서는 최대의 적합도 E(sr)가 되는 후보자를 선택하고 이 후보자를 개체(sr)라고 하며 스트링으로 표현한다. 스트링은 "1", 또는 "0"으로 표현하고, 개체의 집합 S를 집단(population)이라고 부르며 다음과 같다.

$$s_r = L_{r1}L_{r2},..., L_{rG}\ (g=1,..., G) \tag{7}$$

$$S=\{s_1, s_2,..., s_R\} \tag{8}$$

3.1 퍼지 규칙 최적화

여기서 (그림 2)에 표시한 2군 식별 문제를 생각해 보자. (그림 2)는 함수 $f(x)=-1/4\sin(2\pi\ x_1)+x_2-0.5$에 의해 생성된 패턴의 예이다. 패턴은 만약 $f(x)\geq 0$이면 제 1군이고 그밖은 제 2군에 속한다. (그림 2) 에서 제1군과 2군에 속하는 패턴이 각각 흑점과 백점으로 표시되어 있다. 퍼지 규칙 생성을 간단히 하기 위해 패턴 공간을 2차원 평면[0, 1]*[0, 1]이 라고 가정한다. 학습용 데이타로서, M개의 군(G1, G2,..., GM)으로 나누고, m개의 패턴 $x_p=(x_{p1}, x_{p2})$, p=, 2,..., m이 주어져 있다고 하자. 2차원 패턴 공간의 각 차원이 K개의 퍼지집합으로 이루어져 있고 퍼지 식별 문제의 규칙은 식 (1)과 같고, 퍼지 규칙 생성은 식(5)에 의해서 계산된 추론 오차 F(Z)가 감소하지 않거나 식(9)에 표현한 추론 오차 변환분 ΔF(Z)이 사전에 정의한 임계값 보다 작을때 아래와 같은 3단계를 통해 규칙이 생성된다.

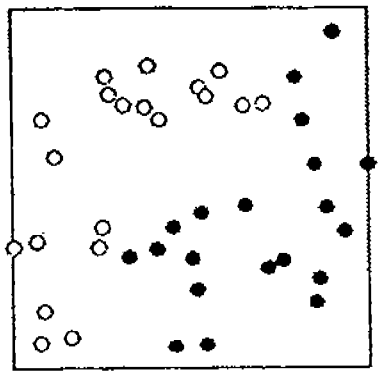
$$\Delta F(Z)=F(Z)-F(Z-1) \tag{9}$$

[퍼지 규칙 생성 방법]

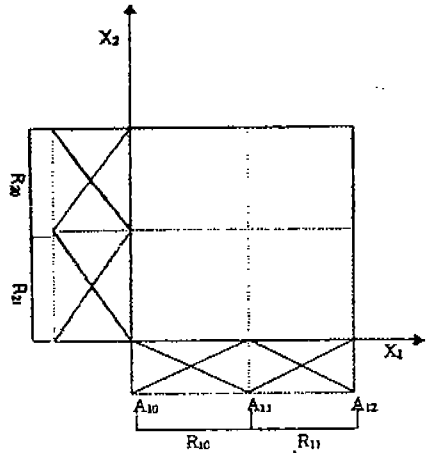
3.1.1. 퍼지 규칙 생성 영역 결정

이웃하는 두 전제부의 소속함수에 의해 분할된 각각의 영역에서 계산한 추론 오차의 값이 가장 큰 추론 오차 영역에서 규칙이 생성된다. 규칙 생성을 위한 예제가 (그림 3)에 나타나 있다. (그림 3)의 3개의

소속함수는 2개의 입력변수 x_1과 x_2에 대한 퍼지 집합이다. 추론 오차는 4개의 영역 즉, x_1에 대한 R_{10}, R_{11}와 x_2에 대한 R_{20}, R_{21}에서 계산되고 규칙 생성에 대한 영역은 각 입력변수(패턴)에 대해서 선택된다.



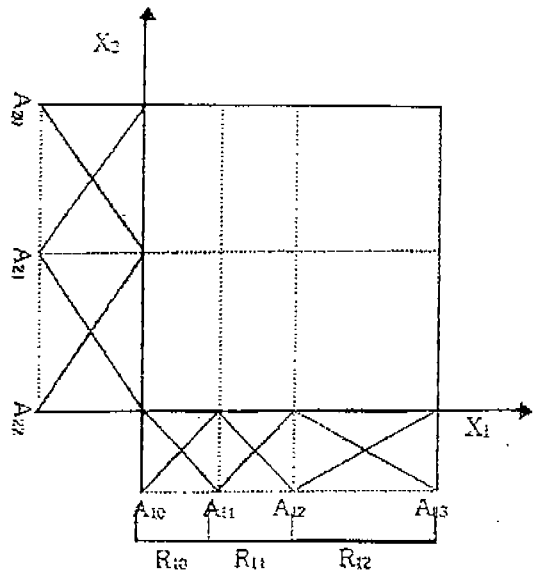
(그림 2) 식별 문제의 예
(Fig. 2) An example of classification problem



(그림 3) 퍼지 규칙 생성 영역의 예
(Fig. 3) Examples of fuzzy rule generating regions

3.1.2. 조건부의 소속함수 생성

소속함수는 중앙값 a_{ij}에 대해 2개의 같은 영역으로 단계 1에 의해서 나누어 생성된다. (그림 4)는 영역 R_{10}에서 소속함수 생성 예를 보여 준다.

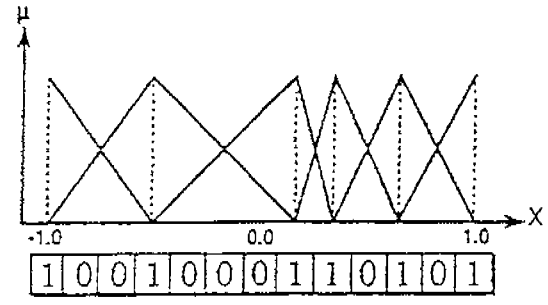


(그림 4) 생성된 규칙의 예
(Fig. 4) Examples of the generated rules

3.1.3. 결론부의 실수 결정

식(6) 강하기법에 의해 유전 알고리즘의 지역적 미세 조정을 해결하면서 결정된다.

단순화된 퍼지 추론에서 사용한 퍼지 규칙의 조건부 소속함수는 (그림 5)와 같다. 소속함수의 수와 모양은 스트링 "1"과 "0"으로 구성하고 여기서 소속함수의 각 중앙을 "1"로 나타냈다.



(그림 5) 소속함수의 스트링 표현
(Fig. 5) String Representaion of Membership Functions

각 입력변수 x_j에 대해서 최적의 소속함수 수와 이들의 중앙값을 유전 알고리즘에 의해 탐색한다.

소속함수의 수와 중앙값을 최대화 시키는 적합도

$E(s_r)$는 유전 알고리즘을 이용하기 위하여 다음과 같이 정의한다.

A. 적합도의 정의

유전 알고리즘을 이용해 고성능인 패턴 식별 문제를 해결하기 위한 평가 함수로 규칙 집합 s_r에 의해 정확히 식별된 학습용 패턴 수를 $C(s_r)$이라고 하고, 규칙 집합의 규칙 수를 $|s_r|$이라 할때 적합도 함수는 $C(s_r)$ 최대화와 $|s_r|$ 최소화로 정의한다. 2가지 평가 함수를 직접 유전 알고리즘에 적용하기 위해 적합도 함수 $E(s_r)$은 다음과 같은 식이 된다.

$$E(s_r) = \max_r \{W_C \cdot C(s_r) - W_{s_r} \cdot |s_r|\} \tag{10}$$

B. 개체의 정의

유전 알고리즘을 이용해 최적의 해를 구하기 위해서는 각각의 실행 가능해를 기호열이 되는 개체로 표현해야 한다. 본 논문 에서는 규칙의 수와 소속함수를 기다란 스트링열로 표현하고, 개체로서 취급한다.

C. 각종 유전적 연산자

본 논문에서 이용한 유전 알고리즘은 단순한 유전 알고리즘이며, 엘리트 보존 전략에 의해 규칙을 추출한다. 유전 알고리즘은 다음과 같은 기본 연산으로 구성된다.

(1) 초기 세대에 대한 개체군의 생성

소속함수의 중앙값 $a_{ij}=1$, 이웃하는 소속함수의 폭 $b_{ij}=0$이라 하고, 이와 같은 연산에 의해 제 1세대의 개체군을 생성 한다.

(2) 선택 연산

교차 연산에 의한 차세대의 개체군을 생성하기 위해, 다음과 같은 선택확률 $p_{sr}(t)$에 의해 개체를 생성한다.

$$P_{sr}(t) = \frac{E(s_r(t))}{\sum_{r=1}^{R} E(s_r(t))} \tag{11}$$

(3) 교차(crossover) 연산

선택 확률에 따라서 2개의 개체를 선택하고, 교차점을 랜덤하게 설정하여 서로 교환함으로서 새로운 2개의 개체를 생성한다. 이와 같은 교차 연산을 반복적으로 행하고, 차 세대의 개체군을 생성한다.

(4) 돌연변이(mutation) 연산

교차 연산에 의해서 생성된 개체의 각 s_r에 대해서 돌연변이 확률 P_m으로 다음과 같은 돌연변이 연산을 적용한다.

$$s_r \rightarrow s_r * (-1) \tag{12}$$

이 연산에 의해 $1 \rightarrow -1$ 또는 $-1 \rightarrow 1$ 이라고 하는 돌연변이가 일어난다.

(5) 엘리트 보존 전략

엘리트 보존 전략은 전세대에 포함된 최고로 좋은 개체, 다시 말해서 적합도가 가장 큰 개체가 다음세대의 후보자로 살아 남는다는 전략이다. 이 연산에 의해서 제 t세대까지 생존된 개체는 반드시 제 t+1세대에 존재하게 된다.

3.2 자동 조정 과정(self-tuning)

유전 알고리즘을 이용해 최적의 퍼지 규칙을 획득하는 절차는 다음과 같다.

(step 1) 초기 세대($t=0$)에 대한 모든 개체 $s_r(t)$, $r=1,\ldots,R$은 랜덤하게 생성한다.

(step 2) 결론부의 실수를 결정하기 위해 강하기법을 이용하여 학습시킨다.

(step 3) 집단 S(t)로 부터 선택확률 $P_{si}(t)$와 $P_{sj}(t)$에 따라 두개의 개체 $s_i(t)$와 $s_j(t)$를 선택한다.

(step 4) 새로운 개체 $s_k'(t)$를 생성하기 위해 선택된 두 개체에 대해 교차연산을 한다.

(step 5) 돌연변이 확률 P_m에 따라 개체 $s_k'(t)$의 스트링에 돌연변이 연산을 한다.

(step 6) 새로운 개체 수, k가 R이 될때까지 단계 3에서 단계 5까지 반복한다.

(step 7) 새로운 집단 $S(t+1)=\{s_1'(t), s_2'(t),\ldots, s_R'(t)\}$은 단계 3에서 단계 6의 과정에서 생성 된다.

(step 8) 세대수, t는 하나 증가 되고 단계 2에서 부터 단계 8까지 집단 S가 수렴 할 때까지 반복 한다.

수렴된 집단에서 적합도가 가장 높은 개체가 최적의 해가 된다.

4. 수치 실험

제안한 방법의 유효성을 보이기 위해 Ishibuchi[6]가 제안한 퍼지 규칙 생성과 그 규칙으로 퍼지 식별 문제를 해결한 방법을 먼저 알아 본다.

4.1 퍼지 격자에 의한 규칙 생성과 패턴 식별

식별 문제는 (그림 2)에 적용했다. Ishibuchi는 퍼지 격자에 의해 퍼지 공간을 분할하여 각 일부분의 공간을 퍼지 규칙으로 생성했다. (그림 6)는 2차원 패턴 공간의 각 차원이 6개의 퍼지집합으로 퍼지 분할이 이루어 지고 있는것을 보여주고 있다.

종선의 영역:제 1군의 규칙(흑점) 점의 영역:제 2군의 규칙(백점)

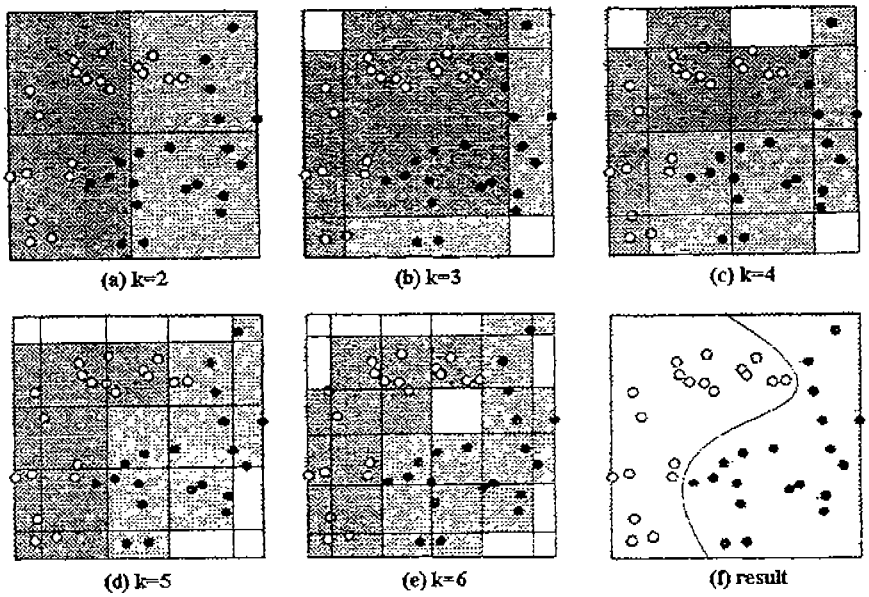
(그림 6)에서 볼 수 있듯이 퍼지 분할이 작을경우(k의 식이 큰 경우)는 복잡한 패턴 식별이 가능하지만 퍼지 추론 규칙의 수가 많아 시스템의 성능이 저하된다. 또한 퍼지 분할이 큰 경우(k의 식이 작은 경우)는 패턴 식별력이 떨어져 적절한 k개의 식을 설정해야 하는 문제점이 생긴다.

4.2 GA에 의한 규칙 생성과 패턴 식별

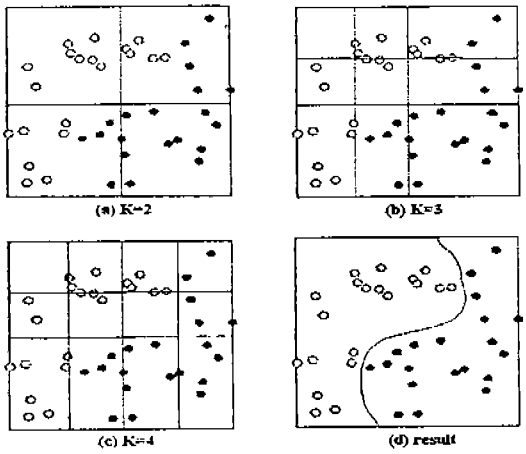
2다음과 같은 조건으로 3장에서 제시한 유전 알고리즘을 (그림 2)의 예제에 적용했다.

각 세대의 개체수:R=20,
총 세대수(기준):t=1000,
돌연변이 확률:$P_m=0.01$,
개체의 길이:G=13
임계 값:$=1.0*10^{-5}$

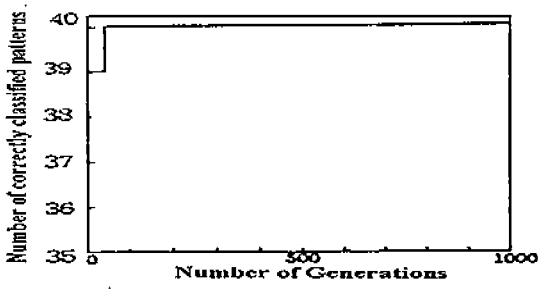
(그림 6)의 식별 결과를 보면 K=6일때 전체의 패턴이 정확하게 식별 되었음을 알 수 있다. 이때 전체 규칙의 총수는 60개되어 실행 가능해의 총수는 $260 \div 1.2*10^{17}$가 된다. 이것을 실제 유전 알고리즘에 적용하면 규칙의 총수는 20개체*1000세대=20000이 된다. 이와 같은 수치 설정으로 초기 개체군을 랜덤하게 변경시켜 20회 실행 시켰다. 수치 실험에 의해서 생성된 규칙과 식별결과가 (그림 7)에 나타나 있다.



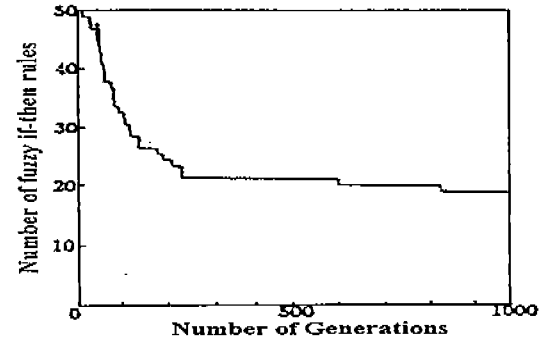
(그림 6) 생성된 퍼지 규칙과 식별 결과
(Fig. 6) Generated fuzzy rules and classification results



(그림 7) 제안한 방법에 의한 실험 결과
(Fig. 7) Simulation result with the proposed method



(그림 8) 각 세대에서 가장좋은 개체에 의해 정확히 식별된 패턴 수
(Fig. 8) The number of correctly classified pattems by the best individual in each generation



(그림 9) 각 세대에서 가장좋은 개체에 의한 퍼지 규칙의 수
(Fig. 9) The number of fuzzy rules by the best individual in each generation.

(그림 6)와 (그림 7)을 비교해 볼때 (그림 6)보다 훨씬 적은 퍼지 규칙으로 정확히 패턴 식별을 할 수 있음을 보였다. (그림 7)의 (a)에서 (c)의 사선 및 점으로 표시한 영역이 유전 알고리즘에 의해서 선택된 퍼지 if-then 규칙이 되고, (d)는 전체의 학습용 패턴이 식별된 결과이다. (그림 8)과 (그림 9)는 식별능력과 생성된 최적의 규칙 수를 그래프로 보여준다. 제안한 방법은 또한 여러개의 식별 문제를 선택해 패턴 식별에 적용해 보았다. 〈표1〉은 제안한 방법의 유용성을 보여 주고 있다.

〈표 1〉 식별된 패턴과 퍼지 규칙 수
〈Table 1〉 The number of classified pattems and fuzzy rules

기존 방법			제안한 방법		
패턴수	생성규칙	분류수	패턴수	생성규칙	분류수
20	46	20	20	12	20
40	60	40	40	25	40
100	92	100	100	37	100
200	117	200	200	58	200

5. 결 론

본 논문 에서는 유전 방법을 이용한 퍼지 규칙 생성과 생성된 규칙을 식별 문제에 응용하는 방법을 제안했다. 퍼지 규칙의 조건부의 소속함수와 추론 규칙수 는 유전 알고리즘에 의해서 최적화 했고, 결론부 실수는 유전 알고리즘의 지역적 미세 조정을 해결하기 위해 강하 기법을 이용하여 최적화 했다. 제안한 방법은 최소의 규칙으로 학습 패턴을 정확히 식별 할 수 있었다.

수치 실험을 통해 제안한 방법의 유효성을 보였다. 하지만 본 논문 에서는 유전 연산자인 돌연변이 확률을 일정하게 하여 실험하였다. 향후 연구 과제는 다양한 확률을 이용함으로서 식별 문제에서 어떤 영향을 끼치는지 알아보고 그의 유효성도 보여야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 이광형, 오길록, 퍼지 이론및 응용 I, II, 홍릉과학출판사, 1991.

[2] H. Ichihshi and T. Watanabe: "Learning Control System by a Simplified Fuzzy Reasoning Model", IPMU'90, Paris-France, July 2-6, pp. 417-419, 1990.

[3] Shigeo and Ming-Shong Lan, "A Method for Fuzzy Rules Extraction Directly from Numerical Data and Its Application to Pattern Classification", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 18-28, 1995.

[4] H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Efficient fuzzy partition of pattern space for classification problems." Proc. of the Second Interational Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, JAPAN), pp. 671-674, 1992.

[5] H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka, "Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification," Fuzzy Sets and Systems, vol. 52, pp. 21-32, 1992.

[6] H. Ishibuchi, K. Nozaki and R. Weber, "Approximate Pattern Classification with Fuzzy Boundary", Proc. of International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 52, pp. 21-32, 1992.

[7] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1989.

[8] Thrift P.: "Fuzzy Logic Synthesis with Genetic Algorithms", Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithma, San Diego, USA, pp. 509-513, 1991.

[9] C. L. Karr, "Design of an adaptive fuzzy logic controller using a genetic algorithm," Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, pp. 450-457, 1991.

[10] Karr C.: "Genetic Algorithms for Fuzzy Controllers", AI Expert, February, pp. 26-33, 1991.

[11] H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami: "A Self-Tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method", Proc. of 4th IFSA Congress, Brussels, pp. 155-158, 1991.

[12] C. C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller- Part I and II," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 20, pp. 404-435, 1990.

[13] M. Valenzuela-Rendon, "The fuzzy classifier system: A classifier system for continuously varying variables," Proc. of the Fourth Internationl Conference on Genetic Algorithms, pp. 346-353, 1991.

[14] T. Takagi and M. Sugeno: "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modelling and Control", IEEE SMC-15, PP. 116-132, 1985.

이 말 례

1991년 국립군산대학교 전자계산학과 졸업(학사)
1993년 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
1997년~현재 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사수료
관심분야: 인공지능, 유전자 알고리즘, 퍼지 이론, 신경망, 인공생명

이 재 필

1993년 중앙대학교 전자계산학과 졸업(학사)
1995년 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
1997년~현재 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 재학중
관심분야: 인공지능(특히, 지능형 에이전트, 기계학습 및 혼합형 추론)