

퍼지 식별 시스템을 위한 퍼지 규칙 생성

Generation of Fuzzy Rules for Fuzzy Classification Systems

이말레[†], 김기태^{††}
Mal Rey Lee, Ki Tae Kim

요 약

본 논문에서는 유전과 강하 기법(GA-GDM)을 이용해 퍼지 규칙 생성 방법을 제안하고 이들 규칙을 식별 문제에 응용해 본다. 퍼지 규칙의 조건부에 있는 추론 규칙의 수와 소속함수는 유전 방법을 이용하고, 결론부의 값은 강하 기법을 이용해 규칙을 생성한다. 식별 문제는 최소의 규칙으로 최대의 식별을 목적으로 한다. 제안한 방법의 목적은 최소의 퍼지 규칙 생성으로 정확히 학습 패턴을 식별하는데 있다. 유전 알고리즘의 적합도는 제안한 방법의 목적으로 정의한다. 마지막으로 제안한 방법의 유효성을 보이기 위해 시뮬레이션 결과를 보인다.

주제어 유전 알고리즘, 식별 시스템, 강하기법

ABSTRACT

This paper proposes a generating method of fuzzy rules by genetic and descent method(GA-GDM), and its applied to classification problems. The number of inference rules and the shapes of membership functions in the antecedent part are determined by applying the genetic algorithm, and the real numbers of the consequent parts are derived by using the descent method. The aim of the proposed method is to generation a minimum set of fuzzy rules that can

[†] 중앙대 컴퓨터공학과 박사과정

^{††} 중앙대 컴퓨터공학과 교수

*) 본 논문은 1995년도 중앙대학교 교내학술 연구비 지원에 의한 것임.

correctly classify all training patterns, and fitness function of GA defined by the aim of the proposed method. Finally, in order to demonstrate the effectiveness of the present method, simulation results are shown.

Keywords Genetic algorithm, Classification systems, descent method

1. 서론

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 데이터를 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 패턴으로부터 퍼지 규칙을 자동으로 조정하는 방법을 제안했다. 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. 예를들어 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 선택할 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 해결했지만 다수의 퍼지 규칙이 추론에 이용되어 시스템의 성능을 저하시키는 단점이 있다.

본 논문에서는 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 나는 영역중에서 가장 높은 추론 오차를 가진 영역에서 규칙이 생성된다. 퍼지 추론은 단순한 퍼지 규

칙으로 조건부는 퍼지 집합의 소속함수를 결론부는 실수로 나타낸다. 소속함수와 퍼지 추론 규칙 수는 유전 알고리즘을 이용해 자동 조정한다. 유전 알고리즘(GA)은 시스템이 지역적 최소치(local minimum)에 빠지지 않고 전역적인 최적해를 발견할 가능성을 갖고 있지만, 역전과 알고리즘과는 달리 미세 조정되는 지역적 탐색 메카니즘이 존재하지 않으므로 최적해 부근에서의 탐색은 수렴 속도가 급격히 떨어진다는

용함으로서 유효성을 보이고, 5장에서는 결론 및 향후 연구 과제로 끝을 맺는다.

2. 퍼지 추론

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

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

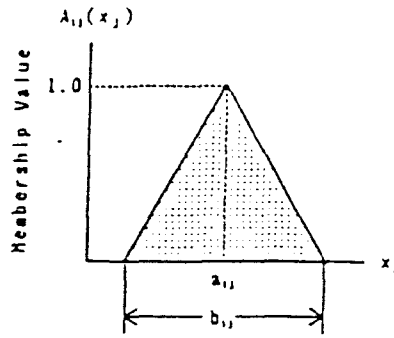
단점이 있다[8, 9, 10]. 여기서는 결론부의 실수를 강하기법(descend method)을[11] 이용하여 구함으로서 유전 알고리즘의 지역적 미세조정(local fine-tuning)을 위한 메카니즘을 제공한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 단순한 퍼지 추론과 강하기법을 이용하여 결론부의 실수를 조정하는 방법을 설명하고, 3장에서는 유전 알고리즘으로 소속함수와 퍼지 규칙 수를 조정하는 방법을 나타내고, 4장에서는 퍼지 식별 문제에 본 논문에서 제안한 방법을 적

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

결론부의 실수 w_i 는 유전 알고리즘의 지역적

4 이말레, 김기태



(그림 1) 조건부의 소속함수

단순한 퍼지 추론의 출력 y 는 다음식을 이용하여 유도된다.

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

$$\mu_i = \prod_{j=1}^m A_{ij}(x_j) \quad (3)$$

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

미세조정 메카니즘을 제공하기 위해 강하기법(descent method)을 이용해 최적화 한다. 강하기법(11)은 주어진 p 차원 벡터에서 목적함수 $F(Z)$ 를 최소화하기 위해 변수를 조정하고 벡터

$Z = (z_1, z_2, \dots, z_p)$ 는 목적함수 $F(Z) = (-\partial F / \partial z_1, -\partial F / \partial z_2, \dots, -\partial F / \partial z_p)$ 로 나타내며 식은 다음과 같다.

여기서 y^p 는 p 번째 입력 데이터 (x_1^p, \dots, x_m^p)

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

에 대한 기대값(desirable output)이고, y^p 는 p 번째 입력 데이터에 대한 퍼지 추론의 출력이다. 목적함수 $F(Z)$ 는 제곱 추론 오차(squared inference error)를 의미한다. 강하 기법을 이용할 때 결론부 실수의 학습 규칙은 다음 식으로 나타낸다.

$$w_i(t+1) = w_i(t) - K \cdot \frac{\partial F}{\partial w_i} \quad (6)$$

$$= w_i(t) - K \cdot \frac{\mu_i^p}{\sum_{p=1}^n \mu_i^p} (y^p - y^m)$$

t 는 반복 학습 수를 나타내고 μ_i^p 는 p 번째 입력 데이터에 대응되는 i 번째 추론 규칙의 소속값이다. K 는 상수 값이다. 입출력 데이터를 반복하여 퍼지 규칙 학습에 적용함으로써 목적 함수를 최소화 시키고 전역적인 최적해를 얻는다. 이때 학습의 결과는 지역적 최소치에 빠지지 않는다.

기존의 자동조정 방법에서는 설계자가 최적의 규칙을 탐색하기 위해서 많은 실험과 시행착오를 걸쳐 탐색하기 때문에 본 논문에서는 최적의 규칙을 유전 알고리즘을 이용해 탐색하고자 한다.

3. GA를 이용한 규칙 최적화

이 장에서는 유전 알고리즘에 의해 퍼지 추론 규칙 수와 조건부의 소속함수 모양을 최적화하는 방법을 설명한다. 유전 알고리즘은 생물 진

화론을 적용해서 만든 최적화 기법이며, 교차(crossover)와 돌연변이(mutation)와 같은 확률적 연산 때문에 지역적 최소치로 부터 회피할 수 있다(7). 유전 알고리즘에서는 최대의 적합도 $E(s_r)$ 가 되는 후보자를 선택하고 이 후보자를 개체(s_r)라고 하며 스트링으로 표현한다. 스트링은 "1", 또는 "0"으로 표현하고, 개체의 집합 S 를 집단(population)이라고 부르며 다음과 같다.

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

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_R\} \quad (8)$$

3.1 퍼지 규칙 최적화

여기서 그림 2에 표시한 2군 식별 문제를 생각해 보자. 그림 2는 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 2에서 제1군과 2군에 속하는 패턴이 각각 흑점과 백점으로 표시되어 있다. 퍼지 규칙 생성을 간단히 하기 위해 패턴 공간을 2차원 평면 $[0,1] \times [0,1]$ 이라고 가정한다. 학습용 데이터로서, M개의 군(G1, G2, ..., GM)으로 나누고, m개의 패턴 $x_p = (x_{p1}, x_{p2})$, $p = 1, 2, \dots, m$ 이 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 $\Delta F(Z)$ 이 사전에 정의한 임계값 보다 작을때 아래와 같은 3단계를 통해 규칙이 생성된다.

$$\Delta F(Z) = F(Z) - F(Z-1) \quad (9)$$

[퍼지 규칙 생성 방법]

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 3에 나타나 있

다. 그림 3의 3개의 소속함수는 2개의 입력변수 x_1 과 x_2 에 대한 퍼지 집합이다. 추론 오차는 4개의 영역 즉, x_1 에 대한 R_{10}, R_{11} 와 x_2 에 대한 R_{20}, R_{21} 에서 계산되고 규칙 생성에 대한 영역은 각 입력변수(패턴)에 대해서 선택된다.

2. 조건부의 소속함수 생성

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

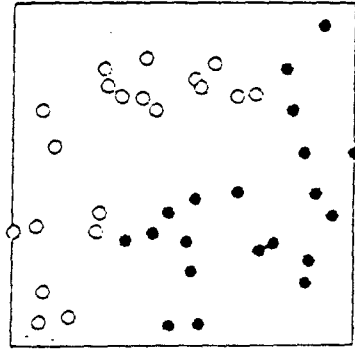
3. 결론부의 실수 결정

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

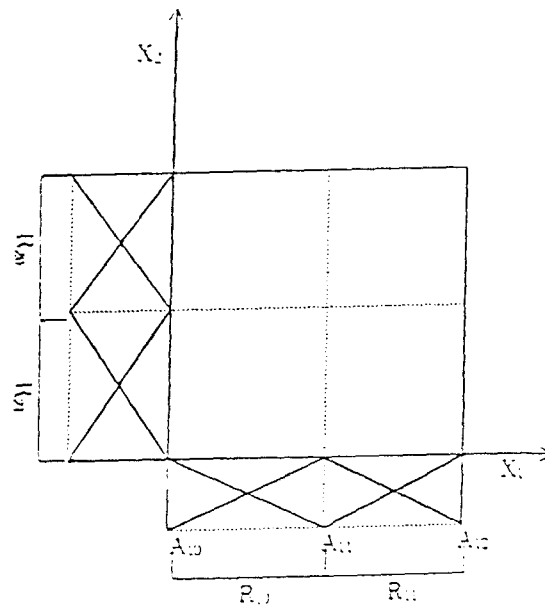
단순화된 퍼지 추론에서 사용한 퍼지 규칙의 조건부 소속함수는 그림 5와 같다. 소속함수의 수와 모양은 스트링 "1"과 "0"으로 구성하고 여기서 소속함수의 각 중앙을 "1"로 나타냈다.

각 입력변수 x_i 에 대해서 최적의 소속함수 수와 이들의 중앙값을 유전 알고리즘에 의해 탐색한다. 소속함수의 수와 중앙값을 최대화 시키는 적합도 E(s)는 유전 알고리즘을 이용하기 위하여 다음과 같이 정의한다.

A. 적합도의 정의

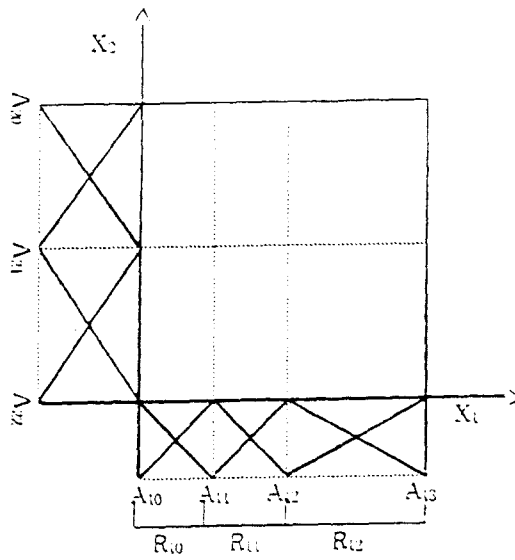


(그림 2) 식별 문제의 예

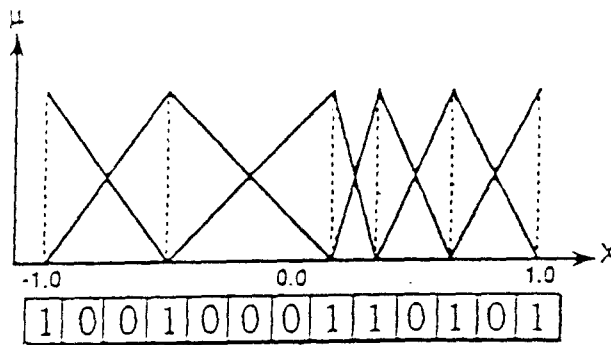


(그림 3) 퍼지 규칙 생성 영역의 예

8 이말레, 김기태



(그림 4) 생성된 규칙의 예



(그림 5) 소속함수의 스트링 표현

유전 알고리즘을 이용해 고성능인 패턴 식별 문제를 해결하기 위한 평가 함수로 규칙 집합 s_r 에 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.

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

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

B. 개체의 정의

유전 알고리즘을 이용해 최적의 해를 구하기 위해서는 각각의 실행 가능해를 기호열이 되는 개체로 표현해야 한다. 본 논문에서는 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 의

해 제 1세대의 개체군을 생성 한다.

(2) 선택 연산

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

(3) 교차(crossover) 연산

선택 확률에 따라서 2개의 개체를 선택하고, 교차점을 랜덤하게 설정하여 서로 교환함으로써 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_r 에 대해서 돌연변이 확률 P_m 으로 다음과 같은 돌연변이 연산을 적용한다.

$$s_r \rightarrow s_r * (-1) \quad (12)$$

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 t 세대까지 생존된 개체는 반드시 제 $t+1$ 세대에 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 $s_r(t)$, $r = 1, \dots, R$ 은 랜덤하게 생성한다.

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

(step 3) 집단 $S(t)$ 로 부터 선택확률 $P_{s_1}(t)$ 와 $P_{s_2}(t)$ 에 따라 두개의 개체 $s_1(t)$ 와 $s_2(t)$ 를 선택한다.

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

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

(step 6) 새로운 개체 수, k 가 R 이 될때까지 단계 3에서 단계 5까지 반복한다.

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

(step 8) 세대수, t 는 하나 증가 되고 단계 2에서 부터 단계 8까지 집단 S 가 수렴 할 때까지 반복한다.

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.

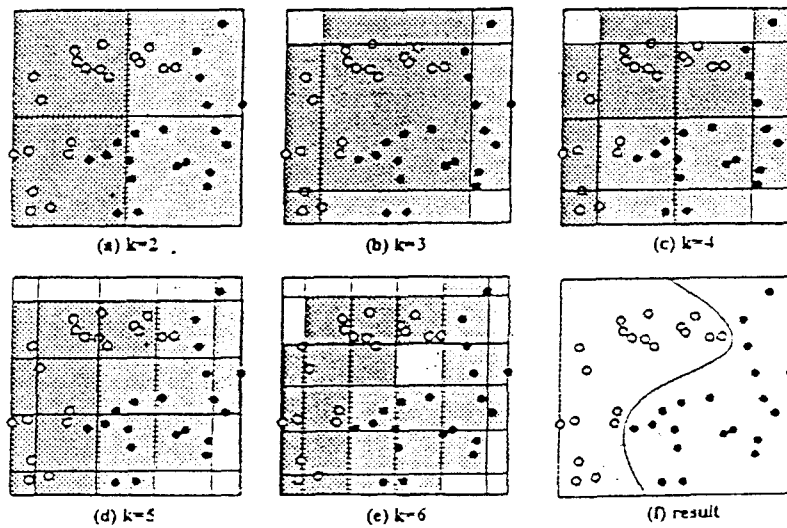
4.1 퍼지 격자에 의한 규칙 생성과 패턴 식별

식별 문제는 그림 2에 적용했다. Ishibuchi는

퍼지 격자에 의해 퍼지 공간을 분할하여 각 일부분의 공간을 퍼지 규칙으로 생성했다. 그림 6은 2차원 패턴 공간의 각 차원이 6개의 퍼지집합으로 퍼지 분할이 이루어지고 있는것을 보여주고 있다.

그림 6에서 볼 수 있듯이 퍼지 분할이 작을경

우(k 의 식이 큰 경우)는 복잡한 패턴 식별이 가능하지만 퍼지 추론 규칙의 수가 많아 시스템의 성능이 저하된다. 또한 퍼지 분할이 큰 경우(k 의 식이 작은 경우)는 패턴 식별력이 떨어져 적절한 k 개의 식을 설정해야 하는 문제점이 생긴다.



(그림 6) 생성된 퍼지 규칙과 식별 결과

종선의 영역: 제 1군의 규칙(흑점)

점의 영역: 제 2군의 규칙(백점)

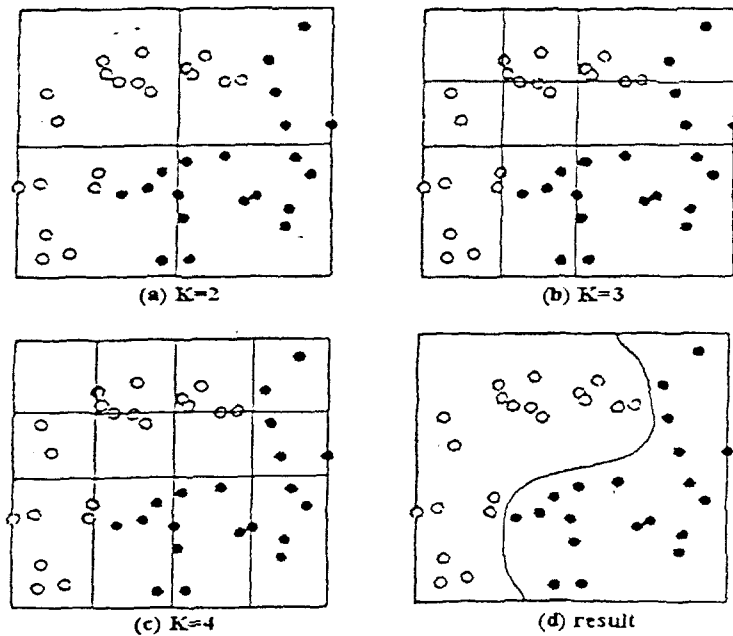
4.2 GA에 의한 규칙 생성과 패턴 식별

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

- 각 세대의 개체수 : $R = 20$,
- 총 세대수(기준) : $t = 1000$,
- 돌연변이 확률 : $P_m = 0.01$,
- 개체의 길이 : $G = 13$
- 입계 값 : $\delta = 1.0 \times 10^5$

그림 6의 식별 결과를 보면 $K=6$ 일때 전체의 패턴이 정확하게 식별 되었음을 알 수 있다. 이때 전체 규칙의 총수는 60개되어 실행 가능해의 총수는 $2^{60} \approx 1.2 \times 10^{18}$ 가 된다. 이것을 실제 유전 알고리즘에 적용하면 규칙의 총수는 20개체 * 1000 세대 = 20000이 된다. 이와 같은 수치 설정으로 초기 개체군을 랜덤하게 변경시켜 20회 실행 시켰다. 수치 실험에 의해서 생성된 규칙과 식별결과가 그림 7에 나타나 있다.

그림 6와 그림 7을 비교해 볼때 그림 6보다



(그림 7) 제안한 방법에 의한 실험 결과

훨씬 적은 퍼지 규칙으로 $k=4$ 일때 정확히 패턴 식별을 할 수 있음을 보였다. 그림 7의 (a)에서 (c)의 영역이 유전 알고리즘에 의해서 생

보다 퍼지 규칙을 생성하는 학습 수렴 속도가 우수함을 보여주고 있다. 시뮬레이션에 사용한 식별문제 예는 다음과 같다.

problem 1: $f(x) = -1/4\sin(2\pi x_1) + x_2 - 0.5$

problem 2: $f(x) = -1/3\sin(2\pi x_1) + x_2 - 0.5$

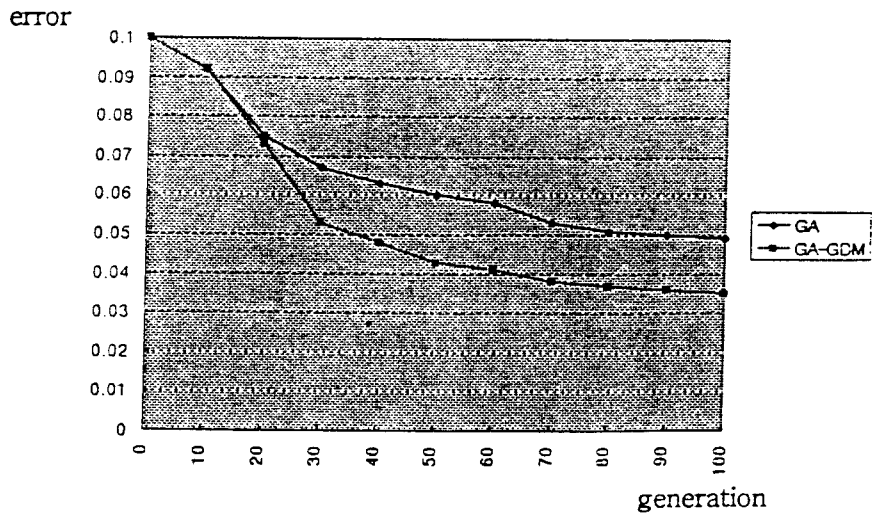
problem 3: $f(x) = -1/3\sin(2\pi x_1 - 1/2\pi) + x_2 - 0.5$

problem 4: $f(x) = -| -2x_1 + 1 | + x_2$

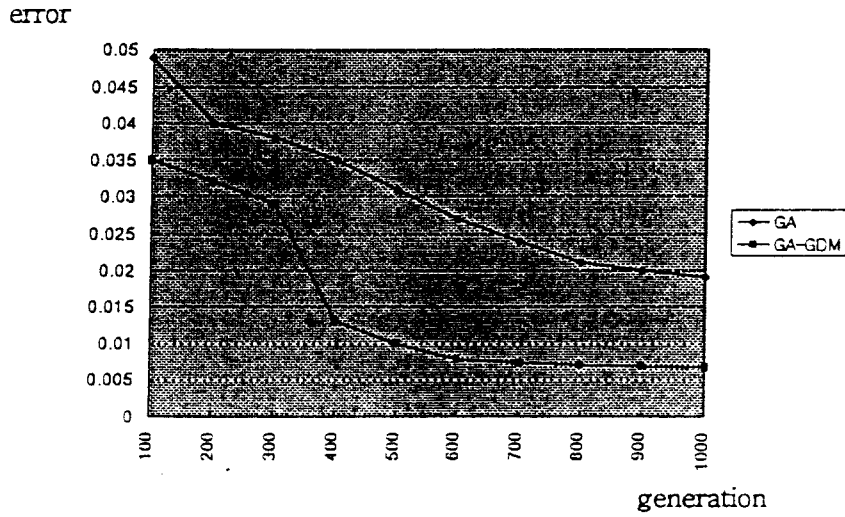
problem 5: $f(x) = (x_1 + x_2 - 1)(-x_1 + x_2)$

성된 퍼지 규칙이 되고, (d)는 전체의 학습용 패턴이 식별된 결과이다. 그림 8과 9는 제안한 방법(GA-GDM)으로 식별 문제에 적용하여 제안한 방법이 유전 알고리즘(GA)만 이용했을 때

각각의 식별 문제에서 패턴 공간 $[0, 1] * [0, 1]$ 은 다음 함수 값에 따라 흑점과 백점의 두 분류로 나누어진다. 만약 $f(x) \geq 0$ 면 x 는 G1에 속하고 그렇지 않으면 x 는 G2에 속한다. 식별



(그림 8) 100번 생성의 수렴 속도



(그림 9) 1000번 생성의 수렴 속도

속하고 그렇지 않으면 x 는 $G2$ 에 속한다. 식별 문제에 대해서 학습 패턴은 각각 랜덤하게 20 개씩 생성했다. 그림 8은 GA와 GA-GDM을 100번 학습 시킨 결과이며, 이때 최종 평균 오차는 각각, 9.143×10^{-5} , 3.256×10^{-5} 이

다. 그림 9는 1000번 학습 시킨 결과이고 최종 평균 오차는 7.630×10^{-6} , 4.984×10^{-7} 이다. 두 그림에서도 볼 수 있듯이 GA-GDM이 더 좋은 최적해를 생성할 수 있을 뿐만 아니라 최적해로의 수렴 속도 역시 GA보다 우수함을

〈표 1〉 식별된 패턴과 퍼지 규칙 수

기존 방법			제안한 방법		
패턴 수	생성 규칙	분류 수	패턴 수	생성 규칙	분류 수
20	46	20	20	12	20
40	60	40	40	25	40
100	92	100	100	37	100
200	117	200	200	58	200

알 수 있다. 이는 GA의 경우 시스템이 어느정도 최적해에 근접하게 되면 지역적 미세 조정 메카니즘의 결핍으로 인해 수렴 속도가 급격히 떨어지는 반면 제안한 방법은 학습 초기에는 기본적인 유전 알고리즘에 의해 인접 초기해로 빠르게 수렴하고, 이후 강하방법에 의해 집단내의 각 염색체(스트링)가 지역적 미세 조정을 수행하기 때문이다.

제안한 방법은 또한 여러개의 식별 문제를 선택해 패턴 식별에 적용해 보았다. <표 1>은 제안한 방법의 유용성을 보여 주고 있다.

5. 결론

본 논문에서는 유전과 강하 방법을 이용하여 퍼지 식별 시스템을 위한 퍼지 규칙 생성 방법을 제안했다. 퍼지 규칙의 조건부의 소속함수와 추론 규칙 수는 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 있었으며 학습의 수렴속도도 유전 방법만 이용했을 때 보다 향상되었다.

하지만 본 논문에서는 유전 연산자인 돌연변이 확률을 일정하게 하여 실험 하였다. 향후 연구 과제는 다양한 확률을 이용함으로써 식별

문제에서 어떤 영향을 끼치는지 알아보고 그의 유효성도 보여야 할 것이다.

참고 문헌

- [1]이광형, 오길록(1991), 퍼지 이론및 응용 I, II, 홍릉과학 출판사.
- [2]H. Ichihshi and T. Watanabe(1990) : "Learning Control System by a Simplified Fuzzy Reasoning Model", IPMU'90, Paris-France, July 2-6, 417-419.
- [3]Shigeo and Ming-Shong Lan(1995), "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, 18-28.
- [4]H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka(1992), "Efficient fuzzy partition of pattern space for classification problems." Proc. of the Second Interational Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, JAPAN), 671-674.
- [5]H. Ishibuchi, K. Nozaki and H. Tanaka(1992), "Distributed represen-

- tation of fuzzy rules and its application to pattern classification," Fuzzy Sets and Systems, vol. 52, 21-32.
- [6]H. Ishibuchi, K. Nozaki and R. Weber(1992), "Approximate Pattern Classification with Fuzzy Boundary", Proc. of International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 52, 21-32.
- [7]D. E. Goldberg(1989), Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.
- [8]Thrift P.(1991) : "Fuzzy Logic Synthesis with Genetic Algorithms", Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, San Diego, USA, 509-513.
- [9]C. L. Karr(1991), "Design of an adaptive fuzzy logic controller using a genetic algorithm," Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, 450-457.
- [10]Karr C.(1991) : " Genetic Algorithms for Fuzzy Controllers", AI Expert, February, 26-33.
- [11]H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami: "A Self-Tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method", Proc. of 4th IFSA Congress, Brussels, 155-158.