

다중 개체군 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지 규칙 최적화

(Fuzzy Rule Optimization Using a Multi-population Genetic Algorithm)

柳時烈*, 張原彬*, 權奇浩**

(Seeyul Lou, Wonbin Chang, and Key Ho Kwon)

요 약

본 논문은 퍼지 규칙 베이스와 소속함수의 모양을 결정하기 위해서, 유전적 다양성을 개선시키는 변형 유전자 알고리즘의 하나인 다중 개체군 유전자 알고리즘(MGA)을 적용하였다. 대부분 퍼지 제어를 위한 퍼지 규칙 베이스의 일반화는 전문가의 경험에 많이 좌우된다. 이러한 점을 개선하여 퍼지 규칙을 최적화하기 위한 방법으로 새로운 평가함수를 제안한다. 시뮬레이션 결과는 제안한 방법이 우수함을 보여준다.

Abstract

In this paper, we apply one of modified Genetic Algorithms, a Multi-population Genetic Algorithm(MGA) that improves the genetic diversity to determine the fuzzy rule base and the shape of membership functions. The generation of the fuzzy rule base for fuzzy control, generally, depends on expert's experience. We suggest a new evaluation function to optimize fuzzy rule base. Simulation shows that the proposed method has good result.

I. 서 론

유전자 알고리즘은 다윈의 진화 이론에 기초를 두고 개발된 알고리즘으로 여러 개체가 동시에 병렬적으로 주어진 환경에 따라 최적의 상태로 적자 생존의 방법으로 진화하여 궁극적으로는 최적의 상태에 도달하는 현상을 모방한 탐색 알고리즘이다.^[1] 이 알고리즘은 현재 많은 응용에서 자주 나타나는 최적화 문제에 대해 우수한 성능을 보이고 있으며, 스케줄링 문제, 순회 판매원 문제, 통신 네트워크의 설계, 철도 회사의 배송 계획 최적화 등에 응용되고 있다.^[2-4]

유전자 알고리즘은 많은 중요한 대규모 조합 최적화 문제와 구속 조건이 많은 공학 문제와 같은 복잡한 문제를 푸는데 유용하다. 이것은 확실적인 알고리즘의 부류에 속해 있지만 방향성 있는 탐색과 확률탐색의 요소를 결합 방법으로, 다른 알고리즘과는 상당히 다르다. 따라서 유전자 알고리즘은 현존하는 방향성 있는 탐색방법보다 더 강인하다. 기존 방법들은 탐색공간에서 단 하나의 개체를 처리하지만 유전자 기반 탐색방법은 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지하는 특징이 있다. 퍼지 이론은 수치적인 값보다는 언어적으로 제어 대상을 제어할 수 있다면 제어 대상의 복잡성이 증가하더라도 제어값을 결정하는 것은 어렵지 않을 것이라는 데서 출발한다. 영국 런던 대학의 맘다니(E. H. Mamdani)는 퍼지 이론을 이용한 스티브 엔진 제어를 성공적으로 실험하였다. 이와 병행하여 모형 자동차의 운전제에 대한 퍼지 제어^[5-8], 비선형성이 강한 시스템의 퍼지 제어^[9], 퍼지 추론을 이용한 시스템

* 正會員, ** 學生會員, 成均館大學校 電氣電子 및 컴퓨터 工學部

(Department of Electric & Electrical, Computer Engineering, Sungkyunkwan University)

接受日字:1999年2月2日, 수정완료일:1999年7月19日

템 모델링과 함수 근사화 문제^[10] 등에 관해서도 연구되었다.

그러나 이러한 퍼지 제어기의 구성에 있어 어려운 점은 규칙 베이스를 구성하는 일이다. 전문가의 지식이나 실험에 의해 규칙 베이스를 구성 할 수 있지만, 제어 대상이 복잡하거나 특별한 환경일 경우, 그 구성에 많은 어려움을 갖는다. 이러한 어려움을 보완하기 위해 규칙 베이스를 자동으로 생성할 수 있는 방법들에 대한 연구가 진행되고 있다.^[11, 12]

본 논문에서는 학습과 적응 능력을 갖는 기존의 다중 개체군 유전자 알고리즘(MGA)과 새로운 평가함수를 적용하여 퍼지 제어 시스템의 퍼지 규칙 베이스와 소속함수를 제어 대상에 맞게 결정하는 최적화 방법을 제안한다.

II. 다중 개체군 유전자 알고리즘(MGA)

일반적인 유전자 알고리즘(Simple Genetic Algorithm: SGA)은 보통 단일 개체군을 사용하게 되는데, 이와는 달리 여러 개의 개체군을 이용하는 방식이 있다. 이를 다중 개체군 유전자 알고리즘(Multi-population Genetic Algorithm: MGA)이라고 한다. 이 알고리즘에서는 부개체군이라는 새로운 개념을 사용하는데, 이것은 전체 개체군의 일부분을 말한다. 따라서 전체 개체군은 여러 개의 부개체군으로 나뉜다.^[13]

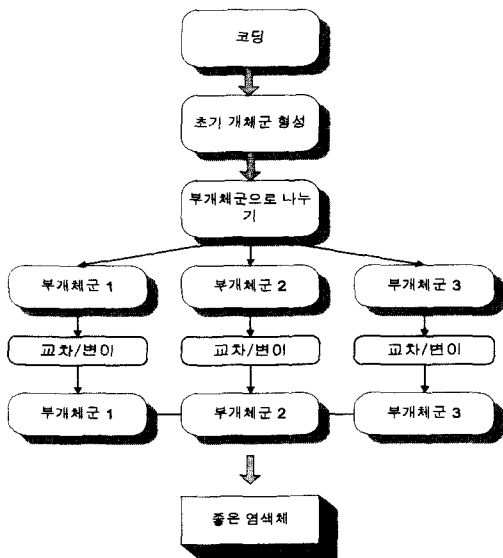


그림 1. MGA의 구조
Fig. 1. Structure of MGA.

다중 개체군 유전자 알고리즘은 일반적인 유전자 알고리즘의 단점인 미성숙 조기 수렴을 해결하고 개체의 다양성을 유지하기 위해서 고안된 이론으로서 그 성능의 우수함을 입증 받고 있다.^[13, 14]

그림 1은 MGA의 기본 구조를 보여준다.

III. 퍼지 제어 시스템

퍼지 제어기 또는 퍼지 추론 시스템은 크게 입력, 처리, 그리고 출력의 세 단계로 나뉠 수 있다. 입력에서 입력 데이터는 퍼지 집합으로 매핑(mapping)되며, 이 과정을 퍼지화라고 한다. 이러한 데이터를 이용하여 출력 값을 생성하기 위해 중간 처리과정이 포함되고, 다시 출력 과정에서는 처리과정에서 생성된 출력 값을 다시 보통 출력 값으로 매핑시킨다. 이 마지막 과정을 비퍼지화라고 한다.

퍼지 제어 시스템에서 입력변수들로서는 일반적으로 오차와 오차 변화량이 사용된다. 오차는 기준 입력과 시스템의 실제 출력과의 차로써 정의되고, 오차의 변화량은 현재 오차와 직전 오차와의 차로 정의된다. 비퍼지화 과정은 본 논문에서는 무게 중심법을 이용한다.^[15]

IV. 다중 개체군 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지 제어 시스템

1. 퍼지 제어 시스템

퍼지 시스템을 최적화 시키기 위해 사용한 유전자 알고리즘과 최적화된 퍼지 규칙 베이스를 적용할 시스템과의 전체적인 관계를 보여주는 퍼지 시스템의 블록 선도는 그림 2와 같은 구조로 구성된다.

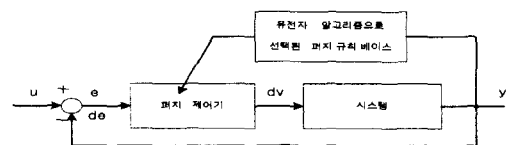


그림 2. 유전자 알고리즘을 이용한 퍼지 제어 시스템
Fig. 2. Fuzzy control system using Genetic Algorithm.

그림 2에서 u는 시스템 입력함수, e는 오차로써 입력함수와 출력함수의 차, de는 오차 변화율로 이전 오차와 현재 오차의 차, dv는 퍼지 제어기 출력, 및 y는

시스템의 출력이라고 한다.

2. 코드화

본 논문에서는 두 개의 퍼지 입력변수와 한 개의 퍼지 출력변수를 사용하고, 각각에 대해서 7가지의 언어 변수를 정의한다.

현재 많이 사용되고 있는 규칙 베이스 코드화 방법은 이것을 이진 부호 문자로 표기하는 것이다. 이진으로 표현할 경우 하나의 규칙을 표시하기 위해 모두 3비트가 필요하게 되며, 따라서 모든 규칙을 표시하기 위해서는 147비트가 필요하게 된다. 이것은 147개의 이진수의 나열이 되며 하나의 개체가 된다. 이 하나의 개체로서 49개의 규칙 전체를 표현하게 된다. 이진으로 표현할 경우 2ⁿ개의 언어변수가 있을 경우 유용하나 그렇지 않을 경우 다시 다른 방법으로 코딩하는 절차가 필요하게 된다. 여기서는 7가지의 언어변수를 디지털로 표현한다. 즉 하나의 규칙을 0-6의 숫자로 표기(0: NB, 1: NM, 2: NS, 3: ZE, 4: PS, 5: PM, 6: PB)하게 되면, 이진 코딩에서의 문제점을 피할 수 있게 된다. 이 코딩 방법으로 하나의 규칙 베이스를 나타내기 위해서는 모두 49디지털가 필요하게 되며 이것은 연산 속도에 있어서도 향상을 가져올 수 있다.

0531235532530406212 ... 623523432235432156 41053 04310 53241
| ← 49 bits → || ← 15 bits →

그림 3. 분리된 부개체군
Fig. 3. Partitioned sub-strings.

그림 3와 같이 소속함수의 형태를 표현하기 위해서 일반적으로 입출력 언어 변수에 사용되는 소속함수를 49디지털에 추가적으로 덧붙이는 방법이 사용되고 있다. 본 논문에서는 49디지털에 15디지털을 추가하여 유전자의 총 길이는 64디지털가 된다. 여기서 15디지털은 입출력 소속함수의 모양을 결정한다.

앞서의 경우 유전자의 다양성이라는 면에서 생각해 볼 문제가 대두된다. 즉 초기 개체군에 따라서 유전적 다양성을 상실함으로 인해 불완전 수렴을 하게 되는 문제가 있다. 이러한 문제는 소속함수의 모양을 결정하게 되는 추가된 15디지털의 교배 확률이 낮아지기 때문이다. 즉 이 부분에 있어서의 교배 확률은 유전자의 길이가 길면 길어질수록, 즉 퍼지 규칙의 수가 늘어날수록 낮아지게 되며, 이러한 문제가 유전자의 다양성을 상실하게 한다. 이 문제를 해결하기 위해 기존

의 MGA 코딩 방법을 적용한다.

이 방법은 49디지털의 퍼지 규칙을 나타내는 유전자와는 별개로 15디지털로 구성된 소속함수를 결정하기 위한 개체군을 구성한다. 이 15디지털 또한 0-6까지의 숫자로 표기되며, 각 5디지털는 각각 입력변수 2개와 소속함수의 모양을 결정하는 출력변수 1개를 결정하게 된다.

이와 같이 MGA 코딩 방법은 두 개의 개체군을 형성하며, 이 두 개의 개체군은 각각 진화하게 되고, 이것들은 서로 상호 작용을 한다. 즉 소속함수를 나타내는 부분의 교배확률을 높임으로써 다양성 향상에 기여한다.

SGA 코딩 방법과 본 논문에서 적용한 MGA 코딩 방법의 그림은 다음과 같다.

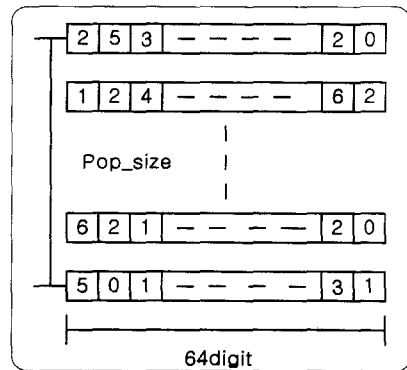


그림 4. SGA 코딩 방법
Fig. 4. SGA coding method.

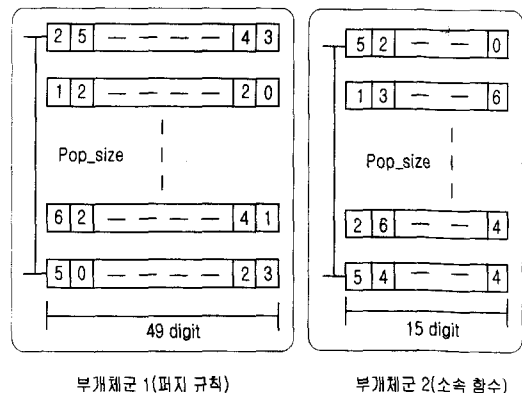


그림 5. MGA 코딩 방법
Fig. 5. MGA coding method.

입출력의 값을 [-1, 1]로 정규화하고, 기본적인 모양을 삼각 퍼지 함수를 사용할 경우, 삼각 함수의

중앙값으로써 표시가 가능하게 된다. 또한 각 이웃한 삼각함수 값은 이전 혹은 다음의 삼각함수 중앙값에 좌우의 값들이 오버랩되도록 한다. 이런 과정을 통해 다섯 개의 중앙값으로써 7가지의 언어 변수들을 표현하는 것이 가능하다.

즉, -1에서 1까지의 정규화된 부분을 5부분으로 나눈 후, 나뉘어진 각 부분을 하나의 숫자로 표현하며 다시 7개의 부분으로 나누게 된다. 이런 방법으로 0에서 6까지의 숫자로 표현될 수 있는 각각의 디지털은 각 언어 변수의 중앙값을 나타낼 수 있고 이것을 그림으로 나타내면 그림 6과 같은 소속함수가 된다.

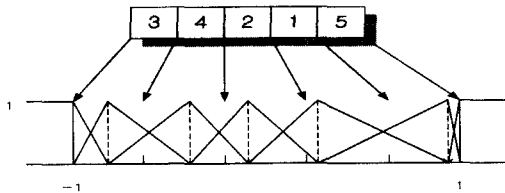


그림 6. 소속함수의 형태
Fig. 6. Triangle membership function of fuzzy linguistic variable.

3. 평가함수

일반적으로 시스템의 성능 평가는 상승 시간, 정착 시간, 오버슈트 등에 따라 결정된다. 다음 식과 같이 네 가지의 평가함수를 이용하여 최적 퍼지 규칙 베이스까지의 수렴 속도와 시스템의 성능 향상에 대해 비교한다.

$$Fit\ 1 = \frac{1}{\int_0^T e^2(t) dt} \tag{1}$$

$$Fit\ 2 = \frac{1}{\int_0^T |e(t)| dt} \tag{2}$$

$$Fit\ 3 = \frac{1}{H} + 1 \tag{3}$$

$$Fit\ 4 = \frac{1}{\int_0^T (te^2(t) + t(de(t))^2) dt} \tag{4}$$

여기서, T 는 정착 시간, $e(t)$ 는 오차, H 는 상승 시간+정착 시간+오버슈트, 및 $de(t)$ 는 오차 변화율이다.

식 (1)과 (2)는 제어공학에서 많이 사용하는 성능지수를 바탕으로 표현한 평가함수이고^[16], 식(3)은 기존 논문의 평가함수이고^[17], 식(4)는 시간과의 관계

를 고려한 본 논문에서 제안한 새로운 평가함수이다.

4. 교배 및 돌연변이

앞서 제안한 코드화 방법의 연산에 있어서 교배 연산의 경우에는 이진으로 표현되었을 때의 연산이 그대로 적용되며, 한 점 교배 연산을 사용한다. 다만 분리된 개체군을 사용하므로 선택된 개체들은 각각의 개체군에서 동일한 순서를 가지는 개체를 선택하게 되며, 이 선택된 개체들은 서로의 개체군내에서 동일한 교배 연산을 수행하게 된다.

반면 돌연변이 연산의 경우 적용할 유전인자가 0일 때 1로, 1일 때 2로, 2일 때 3으로, 3일 때 4로, 4일 때 5로, 5일 때 6으로, 및 6일 때 0으로 각각 치환함으로써 돌연변이 연산을 수행한다.

V. 시뮬레이션 방법 및 결과

1. 시뮬레이션 방법

본 논문에서는 퍼지 규칙 베이스를 생성하는데 있어서 다양성 문제를 해결하기 위한 기존의 다중 개체군 유전자 알고리즘(MGA)과 새로운 평가함수인 식(4)을 제안한다. 이 방법의 유용성을 보이기 위해 원형 이차 시스템에서의 스텝 응답 특성과 1축 로봇 매니퓰레이터에서의 추종 문제에 적용한다. 이 두 가지 문제에는 퍼지 규칙 베이스를 생성하기 위해 입출력 퍼지 소속함수의 형태를 결정 짓는 15디지털을 퍼지 규칙에 첨가하는 SGA 코딩 방법과 MGA 코딩 방법의 비교를 통해 유용성을 보인다.

표 1. 시뮬레이션을 위한 유전자 파라미터
Table 1. Genetic parameters for simulation.

	SGA 코딩 방법	MGA 코딩 방법	
		부개체군 1	부개체군 2
개체군 크기	50	50	50
염색체의 길이	64	49	15
교배율	0.4	0.4	0.4
돌연변이율	0.01	0.01	0.01
세대수	200	200	200

이 두 가지 문제에 유전자 알고리즘을 적용하는데 있어서의 유전자 파라미터 들의 값은 표 1과 같고 새로운 평가함수를 적용한다.

1) 원형 이차 시스템에서의 스텝 응답
 자연계의 모든 시스템은 무한 차수의 시스템이지만 일반적으로 적당히 근사하여 유한한 차수의 시스템으로 모델링하며, 그 중에서도 이차 시스템 모델링은 시스템이 보여주는 다양한 특성을 이용함으로써, 고차 시스템을 직접 해석하지 않고도 그 특성을 유추할 수 있으므로 특별한 의미를 지닌다. 원형 이차 시스템의 폐루프 전달함수는 다음과 같이 나타난다.

$$G(s) = \frac{w_n^2}{s^2 + 2\zeta w_n s + w_n^2} \quad (5)$$

여기서, 시뮬레이션을 위해 ζ 는 0.25, w_n 은 1로 하여 스텝 응답특성을 살펴본다. 이 경우 각각 sampling time은 0.05초로 한다.

2) 1축 로봇 매니플레이터

1축 로봇 매니플레이터에서 몇 가지 가설들을 설정한다. 우선 막대는 강체, 링크가 연속적으로 떨어뜨려진 상태에 있을 때 l 의 값이 0, 및 기어비는 $n : 1$ 로 한다. 또한 막대의 길이 l 은 joint axis로부터 링크의 무게 중심까지의 거리가 된다. 그림 7은 1축 로봇 매니플레이터를 보여준다.

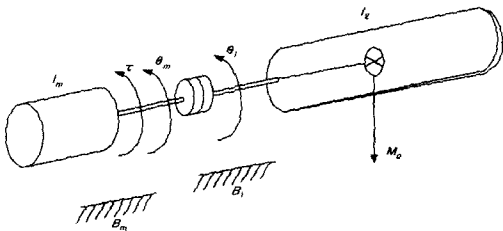


그림 7. 1축 로봇 매니플레이터
 Fig. 7. Single-link manipulator.

그림 7의 1축 로봇 매니플레이터는 다음과 같은 식으로 표시된다. [18]

$$\ddot{\theta}_m = \frac{1}{J} (u - B\dot{\theta}_m - C\sin(\theta_m / n)) \quad (6)$$

$$\begin{cases} J = J_m + J_l / n^2 \\ B = B_m + B_l / n^2 \\ C = Mgl / n \end{cases}$$

여기서 l 은 막대의 길이로서 2.0m, M 은 막대의 무게로서 2.0kg, g 는 중력가속도 9.8m/s², J_m 은 모터의 관성으로서 0.01kg·m², J_l 은 막대의 관성으로 0.1kg·m², B_m 은 모터의 마찰계수로서 0.001, B_l 은

막대의 마찰계수로서 역시 0.001, 및 n 은 기어비 20을 나타낸다.

2. 시뮬레이션 결과

1) 원형 이차 시스템에서의 스텝 응답

SGA 코딩 방법과 MGA 코딩 방법을 비교하여 유전적 다양성을 유지하면서도 좋은 성능을 발휘할 수 있다는 것을 보이기 위해 각각 200 세대까지의 실행을 통해 얻은 모든 개체들을 표시하는 방안과 최대 적합도를 표시하는 두 가지의 척도로 비교하기로 한다.

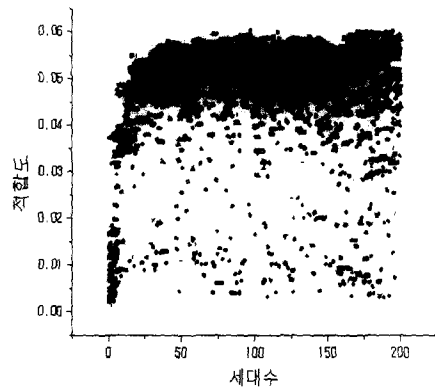


그림 8. SGA 코딩 방법
 Fig. 8. SGA coding method.

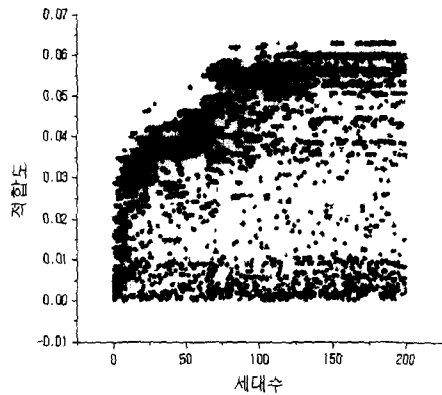


그림 9. MGA 코딩 방법
 Fig. 9. MGA coding method.

그림 8과 9은 SGA 코딩 방법과 MGA 코딩 방법의 다양성에 관한 차이를 보여준다. 여기에서 각 세대마다 나타나는 모든 개체들의 적합도를 표현해줌으로써 다양한 탐색 공간을 탐색하고 있다는 것을 보일 수 있으며, 이것은 적합도의 값이 넓게 분포되어 있는 그래프가 유전적 다양성을 유지한다는 것을 의미한다.

최대 적합도 값에 있어서도 초기 60 세대까지는 SGA 코딩 방법보다 MGA 코딩 방법이 떨어지지만 이후 다양한 탐색 공간을 탐색함으로써 더 나아지는 것을 볼 수 있다.

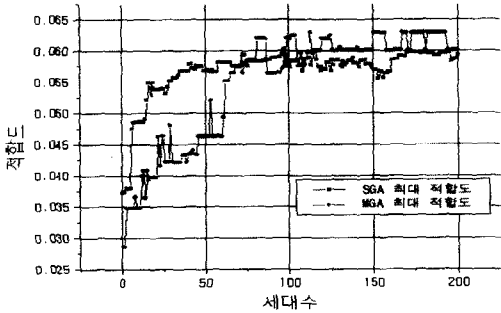


그림 10. 최대 적합도 비교
Fig. 10. Comparison of maximum fitness.

그림 10의 결과를 살펴 볼 때 MGA 코딩 방법이 적절히 다양성을 유지하면서도 최대 적합도를 구하는데 있어서의 성능이 좋다는 것을 확인할 수 있다.

그림 11은 주어진 평가함수에 동일한 일반적인 유전자 알고리즘을 적용하여 주어진 평가함수들 성능을 비교한다.

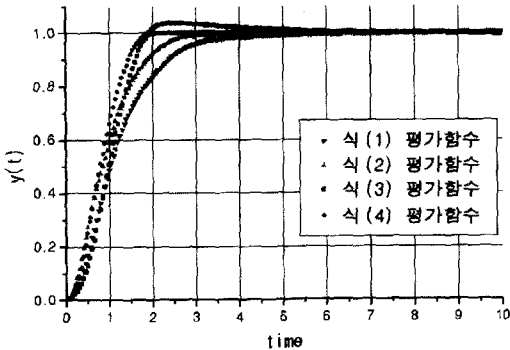


그림 11. 최적해에 대한 응답(150 세대)
Fig. 11. Response with optimal solution (150 generation).

이 방법은 많은 시간이 경과한 후의 오차와 오차 변화율에 더 많은 제약을 주어 개체들의 평가값을 낮춤으로써 개체를 도태시키는 역할을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 가장 좋은 성능을 보이는 식(4)을 평가함수로 제안한다.

2) 1축 로봇 매니퓰레이터
실험에서 사용된 파라미터 값은 표 1과 같으며, 기

준 입력은 시간 6을 한 주기로, 크기는 $-\frac{\pi}{2}$ 에서 $\frac{\pi}{2}$ 로, 각에 대한 오차의 범위는 $-\frac{1}{2}\pi$ 에서 $\frac{1}{2}\pi$ 로, 오차 변화율에 대한 값의 범위는 $-\frac{1}{4}\pi$ 에서 $\frac{1}{4}\pi$ 로 하고, 힘의 범위는 $-2N$ 에서 $2N$ 으로 제한하였다.

평가함수에서 시간에 관한 항은 문제에 맞도록 3초 주기의 안정상태에 도달할 때마다 시간을 갱신해 주는 방법을 사용하였다. 이때 세대수는 150세대까지의 최적해에 대한 응답을 살펴봄으로써 성능 비교를 한다.

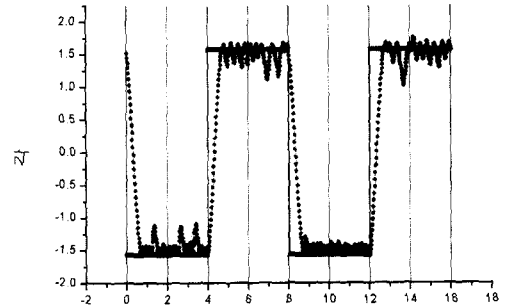


그림 12. SGA 코딩 방법(150 세대)
Fig. 12. SGA coding method(150 generation).

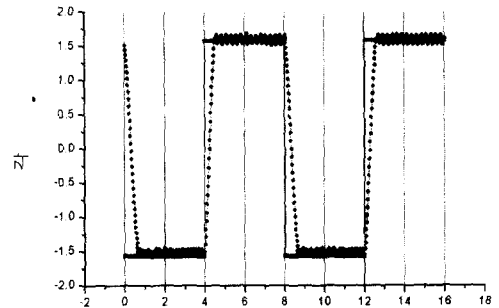


그림 13. MGA 코딩 방법(150 세대)
Fig. 13. MGA coding method(150 generation).

그림 12와 13에서의 결과는 1축 로봇 매니퓰레이터의 추종 문제에서 SGA 코딩 방법과 MGA 코딩 방법으로 획득한 퍼지 규칙 베이스와 소속함수의 형태가 원형 이차 시스템에서의 결과와 동일하게 50 세대까지의 응답은 어느 것이 더 우수하다고 이야기 할 수 없지만, 150 세대이후의 해에 대한 응답은 더 우수함을 볼 수 있다. 이것은 기존의 MGA 코딩 방법과 새로운 평가함수의 적용으로 효과적인 탐색을 진행하고 있다는 것을 의미한다.

VI. 결 론

그 동안 연구되어 왔던 퍼지 규칙 베이스 생성에 관한 연구들은 전문가의 지식이나 숙련된 기술자들의 지식을 통해 작성되어 왔다. 유전자 알고리즘은 전역적인 탐색능력은 뛰어나지만 지역적인 탐색능력이 떨어지는 단점을 가지고 있으나 최적화 문제에서 우수한 성능을 보이고 있다. 이러한 장점 때문에 최근 들어 퍼지 규칙 베이스 생성을 위해 유전자 알고리즘을 적용하여 시간적, 경제적, 및 지리적인 측면에서 획득하기가 쉽지 않은 전문가의 지식을 대체하면서 정확하고 세밀한 퍼지 모델을 생성하기 위한 연구들이 계속 진행되고 있다.

이러한 많은 연구들은 주로 퍼지 규칙 베이스를 어떻게 코딩할 것인가 하는 문제와 그것의 소속함수 값의 형태를 어떻게 결정할 것인가에 관해 진행되어 왔다. 이에 더욱더 문제를 잘 표현할 수 있는 코딩 방법에 관한 연구가 진행되어야 하고 또한 소속 함수 값의 형태를 결정할 수 있는 코딩 방법에 관한 연구가 병행되어야 했다. 이러한 방법들은 주로 얼마나 더 좋은 규칙을 생성할 수 있는가 하는 문제를 해결하기 위한 방안들이었다. 이것을 해결하기 위해 본 논문에서는 초기 개체군에 따라 다양성이 퇴화되는 문제를 해결하기 위하여 기존의 다중 개체군 유전자 알고리즘(MGA)과 새로운 평가함수를 적용했다.

본 논문에서는 이러한 퍼지 규칙 베이스의 코딩 문제와 유전자 알고리즘 자체의 성능 향상을 위하여 다양성을 향상시키기 위한 방안을 제안함으로써 퍼지 규칙 베이스를 작성하는데 있어서 좀더 나은 결과를 얻을 수 있도록 하였다.

본 논문에서의 시뮬레이션 결과로 볼 때 SGA 코딩 방법에 비해 MGA 코딩 방법이 퍼지 규칙 베이스를 작성하는데 있어서 일반적으로 사용되고 있는 방법과 비교하여 다양한 탐색공간을 탐색하고 그에 따라 더 좋은 성능을 발휘함을 알 수 있었다.

향후에 연구되어야 할 과제로서 앞서 제안한 코딩 방법에서 부개체군1과 부개체군2의 돌연변이 확률과 교배 확률을 각각 제시하면서 최고의 성능을 발휘할 수 있는 적절한 파라미터 값의 선정이 필요할 것이다. 또한 소속함수값의 형태에 따른 규칙베이스의 성능상의 차이를 비교하기 위해 더 다양한 시스템에 적용해 알아보고, 두 개의 입력이 아닌 다중 입력을 갖는 퍼

지 규칙 테이블의 최적화 방안에 대해 연구해 보아야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data structures = evolution Programs", Springer-Verlag, 1994.
- [2] Cleveland, G. A. and Smith, S. F., "Using Genetic Algorithms to Schedule Flow Shop Release", Proc. of ICGA-89, 1889.
- [3] Goldberg, D. and Lingle, R., "Alleles, loci, and travelling salesman problem", Proc. of ICGA-85, 1985.
- [4] Gabbert, P., Brown, D., Huntley, C., Markowicz, B., and Sappington, D., "A System for learning routes and Schedules with Genetic Algorithms", Proc. of ICGA-91, 1991.
- [5] K. Tanaka and M. Sano, "Trajectory stabilization of a model car via fuzzy control", Fuzzy Sets and Systems 70, pp. 155-170, 1995.
- [6] M. Sugeno and M. Nishida, "Fuzzy control of model car", Fuzzy Sets and Systems 16, pp. 103-113, 1985.
- [7] M. Sugeno and K. Murakami, "An experimental study of fuzzy parking control using a model car", Industrial Applications of Fuzzy Control, pp. 125-138, 1985.
- [8] M. Sugeno and T. Murofushi, "Fuzzy algorithmic control of a model car by oral instructions", Fuzzy Sets and Systems 32, pp. 207-218, 1989.
- [9] Sukhamay Kundu and Jianhua Chen, "Design of heuristic fuzzy controller", Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp. 2130-2134, 1996.
- [10] H. Ishigami, T. Fukuda, T. Shibata, and F. Arai, "Structure optimization of fuzzy neural network by genetic algorithm", Fuzzy Sets and Systems 71, pp. 257-264, 1995.
- [11] C. L. Karr, "Design of an adaptive fuzzy logic controller using genetic algorithm",

- in Proc. the Fourth Int. Conf. Genetic Algorithms, pp. 450-457, 1991.
- [12] P. Thrift, "Fuzzy logic synthesis with genetic algorithms", in Proc. Fourth Int. Conf. Genetic Algorithms, pp. 509-513, 1991.
 - [13] Gyula Mester, Szilveszter Pletl, and Attila Nemes, "Structure optimization of Fuzzy Control Systems by Multi-population Genetic Algorithm", ELITE Foundation '98 September 7-10, pp. 460-464, 1998.
 - [14] Darrell Whitley, "A Genetic Algorithm Tutorial", Colorado State University Technical Report CS-93-103, 1993.
 - [15] R. Kruse, J. Gebhardt, and F. Klawonn, "Foudation of Fuzzy Systems", John Wiley and Sons, 172-174, 1994.
 - [16] Benjamin C. Kuo, "Automatic Control Systems", Prentice-Hall International Editions, 463-449, 1991.
 - [17] 김영권, 이말례, 및 김기태, "유전자 알고리즘에 의한 퍼지 규칙 베이스 구성," 한국정보과학회 논문지 제24권 제11호, pp. 1220-1227, 1997
 - [18] Mark W. Spong and M. Vidyasagar, "Robot dynamics and control", John Wesley and Sons, pp. 129-163, 1989.

저 자 소 개



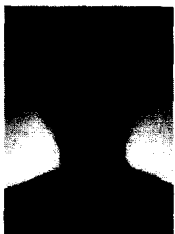
柳 時 烈(學生會員)

1997년 2월 성균관대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1999년 2월 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 졸업(공학석사). 주관심분야는 퍼지, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등



權 奇 浩(正會員)

1975년 2월 성균관대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1978년 8월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1978년 1월 ~ 1980년 2월 ETRI 연구원. 1988년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학박사). 1996년 1월 ~ 1996년 12월 Texas A&M 교환교수. 1989년 3월 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 교수. 주관심분야는 카오스, 퍼지, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등



張 原 彬(學生會員)

1998년 2월 성균관대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1999년 3월 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 석사과정. 주관심분야는 퍼지, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등