

# 하이브리드 유전 알고리즘을 이용한 자동 동조 퍼지 제어기의 설계

·류동완· 권재철· 박성욱· 서보혁  
·경북대학교 전기공학과 ·구미전문대학 전기과

## Design of Auto-Tuning Fuzzy Logic Controllers Using Hybrid Genetic Algorithms

· Dong-Wan Ryoo · Jae-Cheol Kwon · Seong-Wook Park · Bo-Hyeok Seo  
Dept. of Electrical Eng. Kyungpook Nat. Univ. · Dept. of Electrical Eng. Kumi Junior Col.

**Abstract** - This paper propose a new hybrid genetic algorithm for auto-tuning fuzzy controller improving the performance. In general, fuzzy controller used pre-determined moderate membership functions, fuzzy rules, and scaling factors, by trial and error. The presented algorithm estimates automatically the optimal values of membership functions, fuzzy rules, and scaling factors for fuzzy controller, using hybrid genetic algorithms. The object of the proposed algorithm is to promote search efficiency by overcoming a premature convergence of genetic algorithms. Hybrid genetic algorithm is based on genetic algorithm and modified gradient method. Simulation results verify the validity of the presented method.

를 가지는 퍼지규칙과 멤버쉽함수를 가지고 GM알고리즘으로 이득요소만 튜닝 시킨다. 변수의 개수도 줄어들어 수렴속도가 빨라 질 뿐 아니라 유전 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다. 퍼지 제어기의 중요한 요소인 퍼지규칙, 멤버쉽함수, 이득요소를 제안된 하이브리드 유전 알고리즘기법을 이용하여 동시에 튜닝하였으며, 모의 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 효용성을 확인하였다.

### 2. 퍼지 제어기의 구성

퍼지 제어기는 그림 1에 나타난 바와 같이 네 개의 주된 구성요소로 함축되어 있으며, 기본 구성은 퍼지화, 비퍼지화, 퍼지 제어규칙 및 퍼지함의(fuzzy implication)이다.

### 1. 서 론

퍼지 제어는 전문가의 지식을 바탕으로 제어 규칙을 언어적으로 쉽게 표현할 수 있으며, 외란에 대해 매우 강인한 특성을 가진다. 그리고 제어 대상을 수학적으로 정확히 근사화할 수 없는 경우에도 제어 대상의 입력력 관계만으로도 제어가 가능하며, 우수한 성능을 발휘한다[1-2]. 그러나 일반적으로 이들 대부분은 제어대상의 입력력 관계로부터 제어규칙을 찾아내고, 이렇게 구해진 규칙을 이용하여 제어대상을 제어하고있다. 즉 퍼지규칙과 멤버쉽함수 등이 제대로 구성되지 못하면 좋은 성능을 기대할 수 없다. 퍼지 제어기의 성능에 중요한 영향을 미치는 요소들[3-4]은 제어규칙, 이득요소, 멤버쉽함수, 퍼지추론, 비퍼지화 등을 들 수 있으며, 이들은 제어시스템 출력에 직접적인 영향을 미치므로 선정에 매우 신중을 기해야 한다. 그러나 기존 퍼지제어는 체계적인 방법이 제시되어 있지 않아 퍼지규칙 및 멤버쉽함수를 조정하기 위해서 시행착오 및 전문가의 경험으로 결정해야하는 단점이 있다. 근래에는 이런 문제점을 극복하기 위해서 자연의 유전학과 진화이론에 바탕을 둔 확률적인 최적점 탐색 방법인 유전 알고리즘[5-6]이 사용되고 있다. 특히 퍼지 제어기의 목적함수는 수식으로 정규화되지않는 비선형 동적 특성을 가진다. 또한 목적함수의 미분치를 구하기 어렵기 때문에 일반적인 최적화기법을 적용하기가 곤란하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 유전 알고리즘을 이용한 최적화 기법이 사용되고 있다[7-8]. 그러나 유전 알고리즘은 전 영역을 탐색하므로 극부최소점에 빠지지 않을 수 있으나, 수행 말기 즉 최적점 근처에서는 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있다. 그러므로 본 논문에서는 수행말기 즉 최적점근처에서 이러한 단점을 보완하기 위해 하이브리드 유전 알고리즘을 제안하였다.

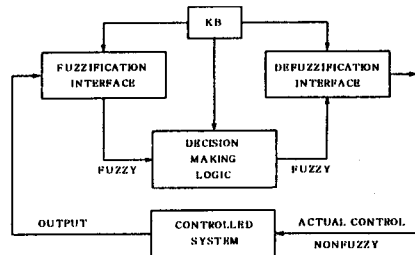


그림 1. 퍼지 제어의 구조  
Fig. 1. Architecture of fuzzy logic control.

전문가의 지식은 IF, THEN으로 형성된다. 퍼지 제어 규칙에서의 전건부는 퍼지 조건문이고, 후건부는 제어 하에서의 시스템의 제어동작이다.

퍼지 제어기의 추론 규칙은 다음과 같다.

$$R_1 : \text{if } e = PB \text{ and } \Delta e = ZE \text{ then } \Delta U = PB$$

$$R_2 : \text{if } e = ZE \text{ and } \Delta e = NB \text{ then } \Delta U = NB$$

⋮

$$R_k : \text{if } e = ZE \text{ and } \Delta e = PB \text{ then } \Delta U = PB$$

퍼지 제어를 실제로 적용할 때, 문제가 되는 것은 제어기의 설계, 즉 퍼지 제어규칙을 어떻게 만드는가 하는 것이다. 기존의 제어이론과는 달리 퍼지 제어에서는 제어규칙을 구성하는 설계방법이 확립되어있지 않기 때문에, 초기의 제어규칙을 시스템 규명(system identification)과 성능평가(critic)에 따라 계속 수정해 나가야한다.

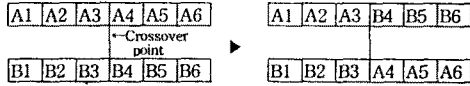
### 3. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 제어기

자연도태(natural selection)의 유전적인 메카니즘에 기초한 유전 알고리즘은 세대(generation)을 거듭함에 따라 어떤 최적화

하는 해에 수렴하는, 또는 도달하는 탐색 알고리즘이다. 탐색 공간이 크거나 분석적으로 해를 찾을 수 없는 문제에 대해 유용한 알고리즘이다.

유전 알고리즘을 이용하여 최적해를 구하는 과정은 다음과 같다.

- 1) 부호화(Coding) : 문제에 따라 다를 수 있겠지만, 보통 2진 수를 이용하여 랜덤하게 해집단을 생성시킨다.
- 2) 평가(Evaluation) : 주어진 목적함수에 대한 각 해의 적합도 (fitness)를 평가한다.
- 3) 복제(Reproduction) : 적합도에 따라 염색체들을 랜덤하게 복제한다. (자연생태계의 적자생존의 원리를 이용한 roulette wheel selection 방법을 사용)
- 4) 교배(Crossover) : 두 부모 염색체를 조합하여 새로운 정보를 가진 자식 염색체를 생성한다.



- 5) 돌연변이(Mutation) : 염색체의 일부분을 랜덤하게 변화시켜 다양한 해를 구할 수 있다.



국지 최적해에 빠질 위험이 있으므로 교배와 돌연변이를 이용하여 개체들을 변화시켜 전역적 탐색을 한다. 그리고 특정세대 수행후나 적합도를 평가하여 일정한 세대를 지나도 적합도의 향상이 없을 때 탐색 절차를 끝낸다

퍼지 제어기의 목적함수는 수식으로 정규화 되지 않은 비선형 동적 특성을 가진다. 또한 목적함수의 미분치를 구하기 어렵기 때문에 일반적인 최적화기법을 적용하기가 곤란하므로 이러한 문제를 해결하기 위해 유전 알고리즘을 사용한다. 유전 알고리즘은 본질적으로 강인하고 전역 최적해에 근사한 값을 결정할 수 있으며, 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 염색체로 표현하고 이를 적당한 알고리즘의 변형으로 최적해를 구해나간다. 그림 2는 퍼지 제어기에 유전 알고리즘을 적용하여 퍼지규칙과 멤버쉽함수를 동정하는 흐름도를 나타낸다.

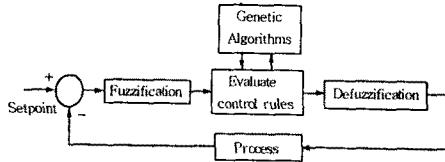


그림 2. 퍼지-유전 알고리즘  
Fig. 2. Fuzzy-genetic algorithms.

멤버쉽 함수는 퍼지한 정도를 지정하여 퍼지집합을 결정하는 요소로서 제어규칙과 합성하여 퍼지데이터를 얻는데 이용되며, 본 논문에서는 직접 추론법을 사용하였다.

삼각형 퍼지변수를 표시하면 그림 3과 같고 각 퍼지변수의 라벨은 다음과 같다.

- NB = Negative Big
- NM = Negative Medium
- NS = Negative Small
- ZE = Zero
- PS = Positive Small
- PM = Positive Medium
- PB = Positive Big

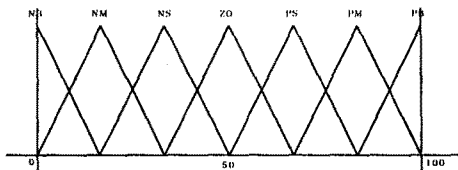


그림 3. 삼각형형의 퍼지변수  
Fig. 3. Fuzzy variables of triangular type.

#### 4. 하이브리드 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 제어기

유전 알고리즘은 전 영역을 탐색하므로 국부최소점에 빠지지 않을 수 있으나, 최적점 근처에서는 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점(premature convergenc e)이 있다. 그러므로 수행방식에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 하이브리드 유전 알고리즘을 제안하였다. 제안된 하이브리드 유전 알고리즘은 수행말기에 최대적합도의 변화가 주어진 세대동안 변화하지 않을 때 유전 알고리즘에서, 변수의 개수를 줄인 GM 알고리즘으로 전환된다.

그림 4은 대상 시스템을 포함하는 전체 제어 시스템의 구조이다.

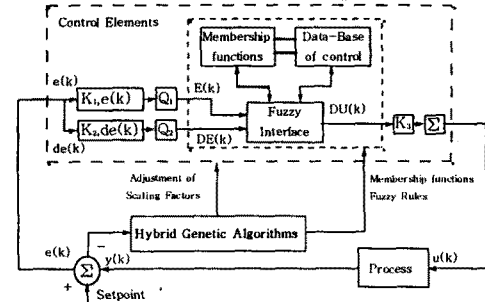


그림 4. 전체 제어시스템의 블록선도  
Fig. 4. Block diagram of overall control system.

#### 4.1 퍼지 제어기의 구성

양자화 레벨 E(k), DE(k)는 오차 e(k)와 ,오차변화량 de(k), 그리고 입력 이득요소 k1, k2의 함수로서 각각 사상되며, 이것은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E(k) = \text{Quantize}(k_1, e(k)) \quad (1)$$

$$DE(k) = \text{Quantize}(k_2, de(k)) \quad (2)$$

퍼지추론에서 나온 멤버쉽함수값을 하나의 제어입력 값으로 변환하는 비퍼지화방법으로 보편적인 평균 무게중심법을 사용하였다. E(k)와 DE(k)는 규칙기반(rule base)과 멤버쉽함수에 추론과 비퍼지화 과정을 거쳐 DU가 얻어지게되며 여기에 출력 이득요소 K3가 곱해져 제어 입력 신호가 된다.

또 , 비퍼지화 과정을 거친 DU는 다음 과정에 의해 새로운 제어입력신호를 얻게 된다.

$$du(k) = DU(k) \times K_3 \quad (3)$$

플랜트 구동에 필요한 조작량 u(k)는 식(5)과 같다.

$$u(k) = u(k-1) + du(k) \quad (4)$$

#### 4.2 염색체의 표현

자연의 유전학과 진화이론에 바탕을 둔 확률적인 최적점 탐색 방법인 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 멤버쉽 함수를 튜닝하기 위해서 그림 5에서 보는 바와 같은 형태로 총 49개의 퍼지규칙을 스트링의 앞에 위치시켰다. 여기서 NB=1, NM=2, NS=3, ... PM=6, PB=7이며, 각각의 삼각형형 멤버쉽함수 폭은 1에서 7까지의 수로 표현되며, 여기에 스케일링(7을 곱함)하여 범위는 7부터 49까지의 폭을 가지도록 하여 탐색하였다.

String :	172345124...6577245617345467173452		
String :	172345124...65772456	1734546	7173452
	Fuzzy Rules	Membership of error	Membership of error rate

dE/E	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	1	7	2	3	4	5	1
NM	2	4	4	5	4	3	6
NS	5	4	5	3	6	3	2
ZE	1	6	6	3	4	1	1
PS	7	6	2	3	4	6	4
PM	2	5	2	1	6	3	5
PB	6	7	7	2	4	5	6

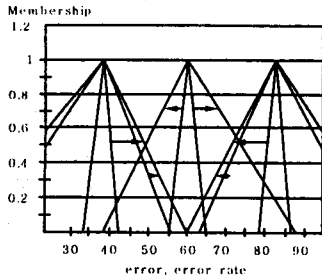


그림 5. 퍼지 제어기 스트링의 표현

Fig. 5. Representation of fuzzy controller string.

그림 5는 퍼지규칙의 스트링 표현과 멤버쉽함수의 넓이의 스트링 표현을 나타내고 있다.

### 4.3 적합도 함수의 결정

제어기에 학습능력을 부여하기 위해서는 성능평가 방법이 선행되어야 한다. 최적의 계단응답을 결정하기 위한 성능지수로서는 식(5)의 ITAE(Integral of time multiplied absolute error)를 사용한다.

$$ITAE = \int |error(t)| \times t \quad \text{또는}$$

$$J = \sum_{t=0}^{\infty} (t \cdot |error(t)|) \quad (5)$$

여기서 오차는  $error = r(k) - y(k)$ 이다. 퍼지규칙과 멤버쉽함수의 스트링을 평가하기 위하여 적합도를 여러방법으로 사용할 수 있으나 본 연구에서는 식(6)과 같은 적합도를 이용하였다.

$$Fitness = \frac{1}{\sum_{t=0}^{\infty} (t \cdot |error(t)|)} = \frac{1}{ITAE} \quad (6)$$

### 4.4 GM의 적용

제안된 하이브리드 유전 알고리즘은 자동 동조 퍼지 제어기의 수행초기에는 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 멤버쉽함수를 튜닝시킨다. 그리고 수행말기에 최대적합도가 주어진 세대동안 변화하지 않을 때 유전 알고리즘에서 탐색된 최대의 적합도를 가지는 퍼지규칙과 멤버쉽함수를 가지고 GM알고리즘으로 이득요소만 튜닝 시킨다. 변수의 개수도 63개에서 3개로 줄어들어 수렴속도가 빨라 질 뿐 아니라 유전 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다. 이득요소의 학습법칙은 식(7)와 같으며, 국부최소점에 빠지지 않도록 노이즈항이 추가된 어닐링(annealing)형태이다.

$$k(k+1) = k(k) - \eta^{(k)} \cdot \left( \frac{\partial J(k)}{\partial k} \right) + C(k) N(k) \quad (7)$$

여기서  $k = [k_1, k_2, k_3]^T$  이득요소벡터이고,  $k$ 는 스텝이며,  $C(k) = \exp(-(k+100))$ ,  $N(k)$ 는 잡음원(noise source)이다. 본 논문에서 사용된 스텝 크기는 식(8)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{if } J(k^{(k)}) > J(k^{(k-1)}) \\ \eta^{(k)} &= a \eta^{(k-1)} / \|\nabla J(k^{(k)})\| \\ \text{otherwise} \\ \eta^{(k)} &= \eta^{(k-1)} / \|\nabla J(k^{(k)})\| \end{aligned} \quad (8)$$

여기서  $a$ 는 상수이며,  $\eta$ 는 스텝크기(step size)이다.

$$\nabla J = \frac{\partial J}{\partial k} = \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{J(k+\omega) - J(k)}{\omega} \quad (9)$$

여기서  $\omega$ 는 양의 아주 작은값이다. 그림6은 하이브리드 유전 알고리즘의 흐름도이다. 수행초기 ( $t = t_0$ )에서 랜덤하게 초기화 시켜 유전 알고리즘을 수행하고 수행 말기에서 유전 알고리즘의 단점인 수렴속도가 느려진다. 집단의 최대적합도 값이 주어진 세대동안 변하지 않을 때 ( $t = t_1$ ) GM알고리즘으로 전환해서 최대적합도값을 가지는 점을 초기점( $t = t_2$ )으로하여 최적점을 탐색한다

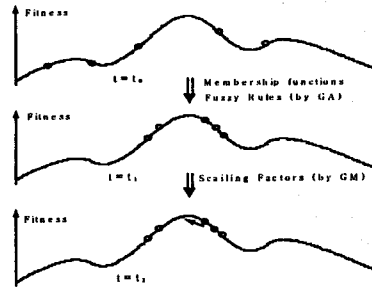


그림 6. 하이브리드 유전 알고리즘  
Fig. 6. Hybrid genetic algorithms.

## 5. 사례 연구

본 논문에서 제안한 방법에 의해 산출한 이득요소를 사용하여 설계한 제어 시스템의 성능평가를 위해 모의실험에 적용한 전동기의 특성은 Torque constant는 1.088[Nm/A], Voltage constant는 1.1[V/rad/sec], Armature inductance는 10 [mH], Armature resistance는 3.5[Ohm], Moment of inertia 는 0.0945 [Kgm]이다. 그리고, 전달함수는 2차계로서 식 (10)과 같다.

$$G(s) = \frac{1}{s(s+3.6)} \quad (10)$$

유전알고리즘에 적용한 파라메터는 다음과 같다.

$$\text{집단수} : 100 \quad \text{교배확률 } P_m : 0.5 \quad \text{돌연변이확률 } P_c : 0.1$$

튜닝된 퍼지규칙과 멤버쉽함수의 폭을 표 1에 나타냈으며, GM알고리즘에서의 이득요소의 초기값과 튜닝된 값을 표 2에 나타내었다. 오차에 대한 튜닝된 멤버쉽 함수와 오차 변화량에 대한 튜닝된 멤버쉽 함수를 그림 7, 8에 나타내었다. 하이브리드 유전 알고리즘을 적용한 퍼지 제어기의 최대적합도와 일반적인 유전 알고리즘의 최대적합도의 변화를 그림 9에서 비교하였다. 여기서 최대적합도가 50세대동안 변화하지 않으면 GM알고리즘으로 전환하여 최적점을 탐색하도록 하였다. 여기서 사용된 파라메터의 값  $a$ 는 0.8, 스텝크기 초기값은  $\eta^{(0)} = 0.001$  이다.

표 1. 튜닝된 퍼지규칙과 멤버쉽함수

Table1. Tuned value of fuzzy rules and membership functions.

dE/E	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	1	5	3	4	7	4	5
NM	5	7	5	6	5	1	7
NS	6	5	6	6	7	1	3
ZE	1	7	7	4	1	2	2
PS	7	7	3	4	5	7	5
PM	1	6	3	2	7	1	4
PB	4	3	7	7	1	6	6

Membership	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
E	7	14	28	49	28	35	28
dE	35	28	28	7	14	49	14

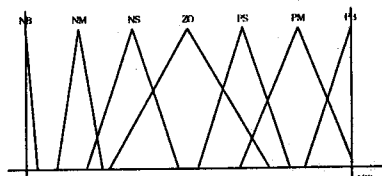


그림 7. 오차에 대한 튜닝된 멤버쉽 함수  
Fig. 7. Tuned membership function for error

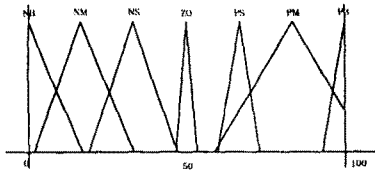


그림 8. 오차 변화량에 대한 튜닝된 멤버십 함수  
Fig. 8. Tuned membership function for error rate

표 2. 이득요소의 초기값과 튜닝된 값  
Table 2. Initial value and tuned value of scaling factors.

After GA : ITAE (Fitness)	7.1571821 ( 0.1397198 )		
After GM : Tuned ITAE (Fitness)	2.6522568 ( 0.3770375 )		
Initial value	Scaling factor		
	k1	k2	k3
Tuned value	Scaling factor		
	k1	k2	k3

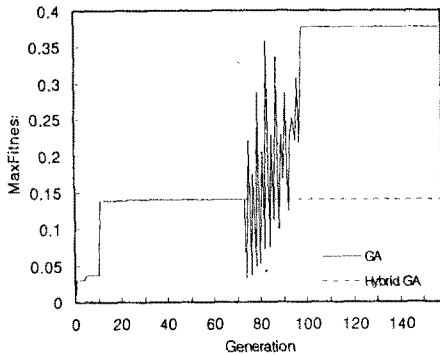


그림 9. 퍼지 제어기의 하이브리드 유전 알고리즘 적응도  
Fig. 9. Fitness of hybrid genetic algorithms for fuzzy controller.

하이브리드 알고리즘과 유전 알고리즘으로 튜닝된 퍼지 제어기의 출력응답을 그림 10에서 비교하였다. 그림 11는 시스템의 입,출력 이득요소의 튜닝을 나타내었다.

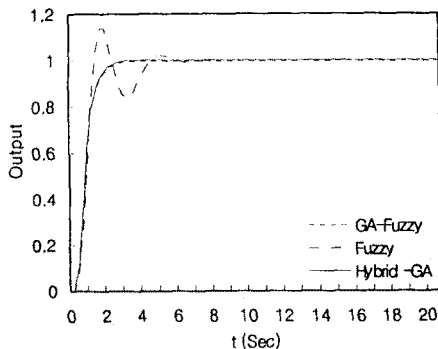


그림 10. 튜닝된 퍼지 제어기의 출력응답  
Fig. 10. Output response of tuned Fuzzy logic controller

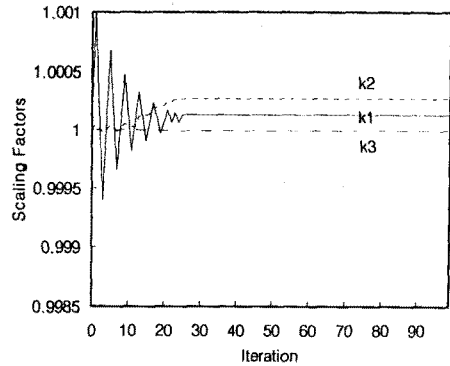


그림 11. 시스템의 입,출력 이득요소  
Fig. 11. Input/Output scaling factors of system.

## 6. 결 론

본 논문에서는 하이브리드 유전 알고리즘을 이용한 자동동조 퍼지 제어기를 제안하였다. 퍼지 제어기의 성능에 중요한 영향을 미치는 요소들은 제어규칙, 이득요소, 멤버십함수, 퍼지추론, 비퍼지화 등을 들 수 있으며, 이들은 제어 시스템 출력에 직접적인 영향을 미치므로 이들의 선정에 매우 신중을 기해야 한다. 제안된 하이브리드 유전 알고리즘은 기존의 유전 알고리즘이 수행말기에서 대부분 스트림의 적합도가 비슷해져 수렴 시간이 오래 걸리는 단점을 보완하기 위하여 자기동조 퍼지 제어기의 수행초기에는 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 멤버십함수를 튜닝시킨다. 그리고 최적점 근처에서는 유전 알고리즘에서 탐색된 최대의 적합도를 가지는 퍼지규칙과 멤버십함수를 가지고 GM알고리즘으로 이득요소만 튜닝시키므로써 기존의 유전 알고리즘을 보완하였다. 이러한 퍼지규칙, 멤버십함수, 이득요소를 제안된 하이브리드 유전 알고리즘기법을 이용하여 동시에 튜닝시켰으며 사례연구를 통하여 제안된 알고리즘의 효용성을 확인하였다.

## (참 고 문 헌)

- [1] Han-Xiong, L. and Gatland, H. B, "A New Methodology for Designing a Fuzzy Logic Controller" *IEEE Tr. on SMC*, Vol. 25, No 3, March 1995
- [2] S.M. smith and D.J. Comer, "An algorithm for automated fuzzy logic controller tuning," in *1st IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst. 1992, Fuzz-IEEE '92-Proc.*, San Diego, Mar. 8-12, pp. 615-622.
- [3] L.Zheng, "A practical computer-aided tuning technique for fuzzy control," *2nd IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst. 1993*, San Francisco, Mar. 1993, pp. 702-707.
- [4] A. Karimi, "Computer aided design of control Systems using simulated annealing," *M.S thesis, Univ. Calif., San Diego, CA* 1988
- [5] Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley, 1989
- [6] Z. Michalewicz., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1994
- [7] A.Homaifar and Ed McCormick, " Simultaneous Design of Membership Functions and Rule Sets for Fuzzy Controllers Using Genetic Algorithms," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol.3, No. 2, MAY, 1995.
- [8] D. Park, A. Kandel "Genetic-Based New Fuzzy Reasoning Models With Application to Fuzzy Control" *IEEE Trans.on systems, Man and Cybernetics*, vol.24, No. 1, JAN, 1994.