

유전과 기울기 최적화기법을 이용한 퍼지 파라미터의 자동 생성

° 유동완* · 라경택* · 전순웅** · 서보혁*
* 경북대학교 전기공학과 ** 동양대 제어계측공학과

Automatic generation of Fuzzy Parameters Using Genetic and gradient Optimization Techniques

° Dong- Wan Ryoo* · Kyung-Taek La* · Soon-Yong Chun** · Bo-Hyeok Seo*

*Dept.of Electrical Eng. Kyungpook Nat. Univ. **Dept.of Control & Instrumentation,Dongyang Univ.

Abstract - This paper proposes a new hybrid algorithm for auto-tuning fuzzy controllers improving the performance. The presented algorithm estimates automatically the optimal values of membership functions, fuzzy rules, and scaling factors for fuzzy controllers, using a genetic-MGM algorithm. The object of the proposed algorithm is to promote search efficiency by a genetic and modified gradient optimization techniques. The proposed genetic and MGM algorithm is based on both the standard genetic algorithm and a gradient method. If a maximum point don't be changed around an optimal value at the end of performance during given generation, the genetic-MGM algorithm searches for an optimal value using the initial value which has maximum point by converting the genetic algorithms into the MGM(Modified Gradient Method) algorithms that reduced the number of variables. Using this algorithm is not only that the computing time is faster than genetic algorithm as reducing the number of variables, but also that can overcome the disadvantage of genetic algorithms. Simulation results verify the validity of the presented method.

하지 않을 때, 유전 알고리즘에서 변수의 개수를 줄인 MGM(Modified Gradient Method)알고리즘으로 전환해서 최대적합도를 가지는 점을 초기점으로 하여 최적점을 탐색한다. 즉, 자기동조 퍼지 제어기의 수행초기에는 유전 알고리즘으로 전 영역에서 퍼지규칙과 소속함수를 튜닝시킨다. 그리고 나서 수행말기에서 유전 알고리즘에서 탐색된 최대의 적합도를 가지는 퍼지규칙과 소속함수를 가지고 MGM알고리즘으로 이득요소만 튜닝시킨다. 수렴속도가 빨라 질 뿐 아니라 유전 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다. 퍼지 제어기의 중요한 요소인 퍼지규칙, 소속함수, 이득요소를 제안된 유전-MGM 최적화 기법을 이용하여 동시에 튜닝하였으며, 모의 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 효용성을 확인하였다.

1. 서 론

2. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 제어 시스템

유전 알고리즘은 자연 선택과 유전학에 기반한 탐색방법으로 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 염색체(chromosome)로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 생성한다. 각각의 가능한 해를 하나의 개체(individual)로 보고 이들의 집합을 개체군(population)이라 한다. 하나의 개체는 보통 한 개 또는 여러 개의 염색체로 구성되어 염색체를 변형하는 연산자들을 유전연산자라 한다.

전체적인 유전 알고리즘 흐름은 다음과 같이 요약 할 수 있다.

퍼지 제어기의 성능에 중요한 영향을 미치는 요소들은 제어규칙, 이득요소, 소속함수, 퍼지추론, 비퍼지화 등을 들 수 있으며, 이들은 제어시스템 출력에 직접적인 영향을 미치므로 선정에 매우 신중을 기해야 한다 [1-3]. 그러나 퍼지제어는 체계적인 방법이 제시되어 있지 않아 퍼지규칙 및 소속함수를 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[4-6]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 국부최소점에 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 유전-MGM 알고리즘을 제안하였다. 제안된 유전-MGM 최적화 기법은 수행말기 최적점 근처에서 최대적합도가 주어진 세대동안 변화

1. N개의 개체를 가진 최초 개체군 P(0)를 형성한다.
2. 개체군 P(0)의 적합도를 평가한다.
3. 적합도를 기반으로 부모 개체를 선택한다.
4. 교차(crossover)나 돌연변이(mutation)와 같은 유전 연산자에 의해 변형 하므로써 새로운 N개의 개체군을 형성한다.
5. 정지 조건을 만족하면 적합한 해를 구한 것으로 보고 끝낸다.
6. 새로운 개체군은 다음 세대가 되고 앞의 2단계로 가서 위의 과정을 반복한다.

1) 개체 선택법

유전 알고리즘에서 적자 생존의 원리를 구현한 것으로 새로운 세대의 개체군이 이전 개체군 보다 나은 적합도를 갖도록 선택하는 방법이다.

2) 교차 연산자

다른 구조를 갖는 개체들을 탐구하기 위한 연산자로서 한 세대의 염색체 수만큼의 난수(random number)를 발생하여 교차 확률(crossover probability)보다 작은 난수에 해당되는 염색체를 교차시킨다. 두 개의 부모 개체가 선택되면 교차 위치가 결정되고 결정된 교차 위치를 기준으로 두 염색체간의 유전자 값이 교환된다.

3) 돌연변이 연산자

개체군의 다양성을 유지하여 새로운 유전 형질을 부여 해 주는 연산자로서 개체군 전체의 비트 수만큼의 난수를 발생시켜 돌연변이 확률(mutation probability)보

다 작은 난수에 해당되는 비트를 변형한다. 퍼지 제어기의 목적함수는 수식으로 정규화 되지 않은 비선형 동적 특성을 가지므로 이러한 문제를 해결하기 위해 유전 알고리즘을 사용하였다. 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 1은 퍼지 제어기에 유전 알고리즘을 적용하여 퍼지규칙과 소속함수를 동정하는 흐름도를 나타낸다.

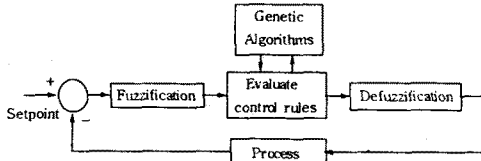


그림 1. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지제어시스템
Fig. 1. Fuzzy control system using a genetic algorithm.

3. 유전-MGM 알고리즘을 이용한 퍼지제어시스템

유전 알고리즘은 전 영역을 탐색하므로 국부최소점에 빠지지 않을 수 있으나, 수행 말기(최적점 근처)에서는 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 그러므로 수행말기에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 유전-MGM 최적화 기법을 사용하였다. 제안된 유전과 MGM 최적화 기법은 수행말기에 최대적합도의 변화가 주어진 세대동안 변화하지 않을 때 유전 알고리즘에서, 변수의 개수를 줄인 MGM 알고리즘으로 전환된다.

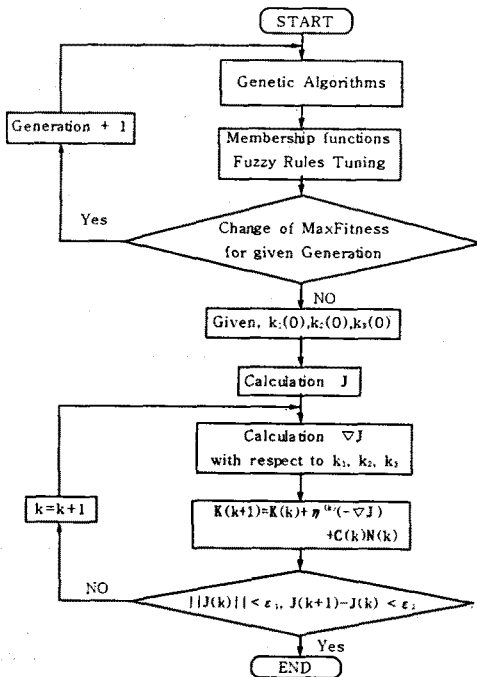


그림 2. 퍼지 제어기의 유전-MGM 최적화 기법 흐름도
Fig. 2. Flow chart of genetic-MGM algorithms for fuzzy controller.

그림2는 퍼지 제어 시스템의 유전-MGM 최적화 기법 흐름도를 나타내고 있다. 수행초기에서 랜덤하게 초기화시켜 유전 알고리즘을 수행하고 수행 말기(최적점 근처)

에서 유전 알고리즘의 단점인 수렴속도가 느려진다. 집단의 최대적합도 값이 주어진 세대동안 변하지 않을 때 MGM알고리즘으로 전환해서 최대적합도값을 가지는 점을 초기점으로하여 최적점을 탐색한다

3.1 퍼지 제어기와 염색체 표현

양자화 레벨 E(k), DE(k)는 오차 e(k)와 오차변화량 de(k), 그리고 입력 이득요소 k1, k2의 함수로서 각각 사상된다. E(k)와 DE(k)는 규칙기반(rule base)과 소속함수에 추론과 비퍼지화 과정을 거쳐 DU가 얻어지게되며 여기에 출력이득요소 K3이 곱해져 제어 입력 신호가 된다. 또, 비퍼지화 과정을 거친 DU는 다음 과정에 의해 새로운 제어입력신호를 얻게 된다.

퍼지 제어 시스템의 파라미터를 자연의 유전학과 진화이론에 바탕을 둔 확률적인 최적점 탐색 방법인 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 소속함수를 튜닝하기 위해서 그림 3에서 보는 바와 같은 형태로 총 49개의 퍼지규칙을 스트링의 앞에 위치시켰다. 여기서 NB=1, NM=2, NS=3, ... PM=6, PB=7이며, 각각의 삼각형형 소속함수 폭은 1에서 7까지의 수로 표현되며, 여기에 스케일링하여 탐색하였다 즉 오차의 소속함수와 오차변화량의 염색체도 1에서 7사이의 값이며, 오차의 소속함수와 오차변화량의 소속함수스트링에 더하기5를 하여 스케일링계수(여기서는3)를 곱하여 범위는 18에서 36까지의 범위를 가진다. 즉 각 소속함수사이의 간격은 16.6이므로 적어도 1.4가 중복되도록 하였다. (1+5)×스케일링계수부터 (7+5)×스케일링계수까지 때문에 정략적으로 부적합한 해가 발생되지 않도록 하였다. 그림4에서 나타낸 아래표와 같이 정수형염색체로 표현하였다.

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 3. 동조 파라미터의 표현
Fig. 3. Representation of the tuning parameters.

3.2 적합도 함수

성능지수로서는 식(1)의 ITAE를 사용한다.

$$ITAE = \int error(t) \times t \quad \text{또는} \quad J = \sum_{t=0}^{\infty} (t \cdot error(t)) \quad (1)$$

여기서 오차는 $error = r(k) - y(k)$ 이다. 퍼지규칙과 소속함수의 스트링을 평가하기 위하여 적합도를 여러방법으로 사용할 수 있으나 본 연구에서는 식(2)과 같은 적합도를 이용하였다.

$$Fitness = \frac{1}{\sum_{t=0}^{\infty} (t \cdot |error(t)|)} = \frac{1}{ITAE} \quad (2)$$

3.3 MGM을 이용한 동조

성능지수로 결정된 ITAE로써 목적함수 J가 구성되며, 입력요소와 출력이득요소를 동시에 튜닝시킨다. 퍼지 제어 시스템의 파라미터 생성을 위한 유전 알고리즘은 전영역을 탐색하므로 국부최소점에 빠지지 않을 수

있으나, 최적점 근처에서는 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점이 있으므로 수행 말기 즉 최적점 근처에서는 MGM 최적화 기법으로 제거기를 동조 시킨다. 즉 자동 동조 퍼지 제어기의 수행 초기에는 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 소속함수를 튜닝시킨다. 그리고 수행 말기(최적점 근처)에서 유전 알고리즘에서 탐색된 최대의 적합도를 가지는 퍼지규칙과 소속함수를 가지고 MGM 알고리즘으로 이득요소만 튜닝시킨다. 변수의 개수도 63개에서 3개로 줄어들어 수렴 속도가 빨라 질 뿐 아니라 유전 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다. 이득요소의 학습법칙은 식(3)과 같다.

$$k(k+1) = k(k) - \eta^{(k)} \cdot \left(\frac{\partial J(k)}{\partial k} \right) + C(k) N(k) \quad (3)$$

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(4)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{if } J(k^{(k)}) > J(k^{(k-1)}) \\ \eta^{(k)} &= a \eta^{(k-1)} / \|\nabla J(k^{(k)})\| \\ \text{otherwise} \\ &= \eta^{(k-1)} / \|\nabla J(k^{(k)})\| \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 a 는 상수이며, η 는 스텝크기(step size)이다.

$$\nabla J = \frac{\partial J}{\partial k} = \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{J(k+\omega) - J(k)}{\omega} \quad (5)$$

여기서 ω 는 양의 아주 작은값이다.

4. 사례 연구

첫 번째 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 inertia는 0.0945[Kgm]이다. 그리고, 전달함수는 2차계로서 식(6)과 같다.

$$G(s) = \frac{1}{s(s+3.6)} \quad (6)$$

유전알고리즘에 적용한 파라미터는 다음과 같다.

집단수: 100 교배확률 P_m : 0.5 돌연변이확률 P_c : 0.1

튜닝된 퍼지규칙과 소속함수의 폭을 표 1에 나타냈으며, MGM 알고리즘에서의 이득요소의 초기값과 튜닝된 값을 표 2에 나타내었다. 유전과 MGM 최적화 기법을 적용한 퍼지 제어기의 최대적합도와 일반적인 유전 알고리즘의 최대적합도의 변화를 그림 4에서 비교하였다. 여기서 최대적합도가 50세대동안 변화하지 않으면 MGM 알고리즘으로 전환하여 최적점을 탐색하도록 하였다. 여기서 사용된 파라미터의 값 a 는 0.8, 스텝크기 초기값은 $\eta^{(0)} = 0.001$ 이다. 그림 6는 시스템의 입,출력 이득요소의 튜닝을 나타내었다.

표 1. 튜닝된 퍼지규칙과 소속함수
Table 1. Tuned value of fuzzy rules and membership functions

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

Membership	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
E	33	30	21	24	18	36	21
dE	33	21	18	24	18	36	33

표 2. 적합도와 이득요소의 튜닝된 값
Table 2. Tuned value of fitness and scaling factors.

After GA : ITAE (Fitness)	3,469812 (0.2882)		
After MGM : Tuned ITAE (Fitness)	2,4898172 (0.4016359)		
Initial value	Scaling factors		
	k1	k2	k3
	1.000	1.000	1.000
Tuned value	Scaling factors		
	k1	k2	k3
	1.0003320	0.999905	1.0000755

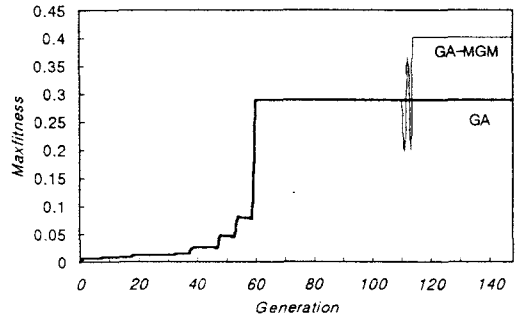


그림 4. 퍼지 제어기의 유전과 MGM 최적화 기법 적합도

Fig. 4. Fitness of genetic-MGM algorithms for fuzzy controller:

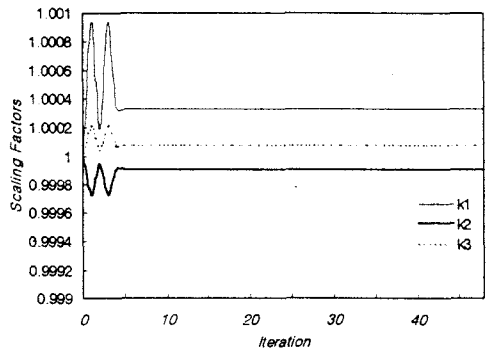


그림 5. 시스템의 입,출력 이득요소

Fig. 5. Input/Output scaling factors of system.

제어 시스템의 성능평가를 위해 두 번째 모의실험은 시간지연을 가지는 시스템이다. 그리고, 전달함수는 식(7)과 같다.

$$G(s) = \frac{e^{-0.5s}}{(s^2 + 2s + 1)} \quad (7)$$

유전알고리즘에 적용한 파라미터는 다음과 같다.

집단수: 100 교배확률 P_m : 0.5 돌연변이확률 P_c : 0.1

튜닝된 퍼지규칙과 소속함수의 폭을 표 3에 나타냈으며, MGM알고리즘에서의 이득요소의 초기값과 튜닝된 값을 표 4에 나타내었다. 유전-MGM 최적화 기법을 적용한 퍼지 제어기의 최대적합도와 일반적인 유전 알고리즘의 최대적합도의 변화를 그림6에서 비교하였다. 여기서 최대적합도가 50세대동안 변화하지 않으면 MGM알고리즘으로 전환하여 최적점을 탐색하도록 하였다. 그림 8은 시스템의 입, 출력 이득요소의 튜닝을 나타내었다.

표 3. 튜닝된 퍼지규칙과 소속함수
Table 3. Tuned value of fuzzy rules and membership functions

dEVE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	5	4	2	4	1	1	5
NM	4	1	5	6	7	4	4
NS	7	1	4	3	7	4	5
ZE	3	4	7	4	3	1	1
PS	6	7	4	2	3	5	6
PM	6	1	1	4	4	5	5
PB	3	1	7	5	3	6	5

Membership	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
E	33	27	24	18	30	24	33
dE	30	21	27	27	27	36	21

표 4. 적합도와 이득요소의 튜닝된 값
Table 4. Tuned value of fitness and scaling factors.

After GA : ITAE (Fitness)	4.51059 (0.2217)		
After MGM : Tuned ITAE (Fitness)	3.8461724 (0.2599987)		
Initial value	Scaling factors		
	k1	k2	k3
Tuned value	Scaling factors		
	1.000548	1.9999724	0.9998602

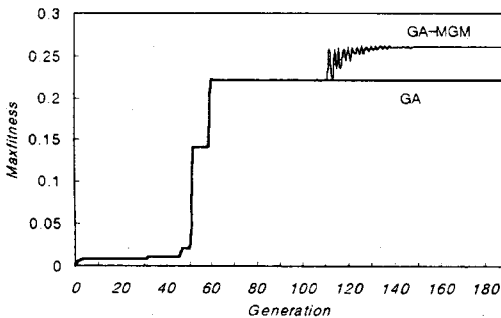


그림 6. 퍼지 제어기의 유전과 MGM 최적화 기법 적합도
Fig. 6. Fitness of genetic-MGM algorithms for fuzzy controller.

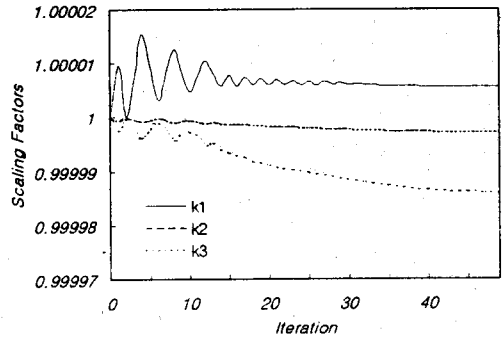


그림 7. 시스템의 입, 출력 이득요소
Fig. 7. Input/Output scaling factors of system.

5. 결 론

본 논문에서는 유전과 MGM 최적화 기법을 이용한 자동동조 퍼지 제어기를 제안하였다.

제안된 유전-MGM 최적화 기법은 기존의 유전 알고리즘이 수행말기에서 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점을 보완하기 위하여 최적점 근처에 도달하면 유전 알고리즘에서, 변수의 개수를 줄인 MGM알고리즘으로 전환된다. 즉, 자기동조 퍼지 제어기의 수행초기에는 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 소속함수를 튜닝시킨다. 그리고 최적점 근처에서는 유전 알고리즘에서 탐색된 최대의 적합도를 가지는 퍼지규칙과 소속함수를 가지고 MGM알고리즘으로 이득요소만 튜닝시키므로써 기존의 유전 알고리즘을 보완하였다.

이러한 퍼지규칙, 소속함수, 이득요소를 제안된 유전과 MGM 최적화 기법기법을 이용하여 동시에 튜닝시켰으며 사례연구를 통하여 제안된 알고리즘의 효율성을 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] G.M. Abdelnour, C.H. Chang, F.H. Huang and J.Y. Cheung, "Design of a fuzzy controller using input and output mapping factor." *IEEE Trans.on systems, Man and Cybernetics*, vol.21, No. 5, sep./oct., 1991.
- [3] L.Zheng, "A practical computer-aided tuning technique for fuzzy control." *2nd IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.* 1993, San Francisco, Mar. pp. 702-707.1993
- [4] Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley, 1989
- [5] Michalewicz., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1994
- [6] M. Runwei Cheng., *Genetic Algorithms And Engineering Design*, A Wiley-Interscience Publication, 1996
- [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.