

# 유전 알고리즘을 이용한 자동 동조 퍼지 제어기의 하이브리드 최적화 기법

論 文
48A - 1 - 6

## Hybrid Optimization Techniques Using Genetic Algorithms for Auto-Tuning Fuzzy Logic Controllers

柳 東 完\* · 李 永 錫\*\* · 朴 允 鎬\*\*\* · 徐 輔 焮<sup>§</sup>  
(Dong-Wan Ryoo · Young-Seog Lee · Youn-Ho Park · Bo-Hyeok Seo)

**Abstract** - This paper proposes a new hybrid genetic algorithm for auto-tuning fuzzy controllers improving the performance. In general, fuzzy controllers use 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 controllers, using a hybrid genetic algorithm. The object of the proposed algorithm is to promote search efficiency by the hybrid optimization technique. The proposed hybrid genetic algorithm is based on both the standard genetic algorithm and a modified gradient method. If a maximum point is not be changed around an optimal value at the end of performance during given generation, the hybrid genetic 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.

**Key Words** : Genetic algorithm, Modified gradient method, Membership functions, Fuzzy rules, Scaling factors

### 1. 서 론

퍼지 제어는 전문가의 지식을 바탕으로 제어 규칙을 언어적으로 쉽게 표현할 수 있으며, 외란에 대해 매우 강인한 특성을 가진다. 그리고 제어대상을 수학적으로 정확히 근사화할 수 없는 경우에도 제어대상의 입출력 관계만으로도 제어가 가능하며, 우수한 성능을 발휘한다[1-3]. 그러나 일반적으로 이들 대부분은 제어대상의 입출력 관계로부터 제어규칙을 찾아내고, 이렇게 구해진 규칙을 이용하여 제어대상을 제어하고있다. 즉 퍼지규칙과 소속함수 등이 제대로 구성되지 못하면 좋은 성능을 기대할 수 없다. 또한 제어대상이 달라지면 이에 따른 제어규칙, 이득요소나 소속함수를 다시 결정해야 한다.

퍼지 제어기의 성능에 중요한 영향을 미치는 요소들[4-6]은 제어규칙, 이득요소, 소속함수, 퍼지추론, 비퍼지화 등을 들 수 있으며, 이들은 제어시스템 성능에 직접적인 영향을 미치므로 선정에 매우 신중을 기해야 한다. 그러나 기존 퍼지 제어는 체계적인 방법이 제시되어 있지 않아 퍼지규칙 및 소속함수를 조정하기 위해서 시행착오 및 전문가의 경험으로

결정해야 하는 단점이 있다.

근래에는 이런 문제점을 극복하기 위해서 자연의 유전학과 진화이론에 바탕을 둔 확률적인 최적점 탐색 방법인 유전 알고리즘[7-9]이 사용되고 있다. 특히 퍼지 제어기의 목적함수는 수식으로 정규화되지않는 비선형 동적 특성을 가진다. 또한 목적함수의 도함수를 구하기 어렵기 때문에 기존의 최적화기법을 적용하기가 곤란하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 유전 알고리즘을 이용한 최적화 기법이 사용되고 있다[10-11]. 그러나 유전 알고리즘은 전 영역을 탐색하므로 국부 최소점에 빠지지 않을 수 있으나, 수행 말기 즉 최적점 근처에서는 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있다.

그러므로 본 논문에서는 수행말기 즉 최적점 근처에서 이러한 단점을 보완하기 위해 하이브리드 최적화 기법을 제안하였다. 제안된 하이브리드 최적화 기법은 수행말기 최적점 근처에서 최대적합도가 주어진 세대동안 변화하지 않을 때, 유전 알고리즘에서 변수의 개수를 줄인MGM(Modified Gradient Method)알고리즘으로 전환해서 최대 적합도를 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 튜닝 시킨다. 변수의 개수도 63개에서 3개로 줄어들어 수렴속도가 빨라 질 뿐 아니라 유전 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다. 퍼지 제어기의 중요한 요소인 퍼지규칙, 소속함수, 이득요소를 제안된 하이브리드 최적화 기법기법을 이용하여 동시

\* 正 會 員 : 慶北大學 電氣工學科 博士課程  
\*\* 正 會 員 : 永進 專門大學 電氣系列 專任講師  
\*\*\* 正 會 員 : 國防品質研究所 先任研究員  
<sup>§</sup> 正 會 員 : 慶北大學校 電子電氣工學部 教授 · 工博  
接受日字 : 1998年 3月 3日  
最終完了 : 1998年 9月 22日

에 튜닝하였으며, 모의 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 효용성을 확인하였다.

## 2. 퍼지 제어시스템의 구성

퍼지 제어시스템은 그림 1에 나타낸 바와 같이 네 개의 주된 구성요소로 합쳐져 있으며, 기본 구성은 퍼지화, 비퍼지화, 퍼지 제어규칙 및 추론기구이다.

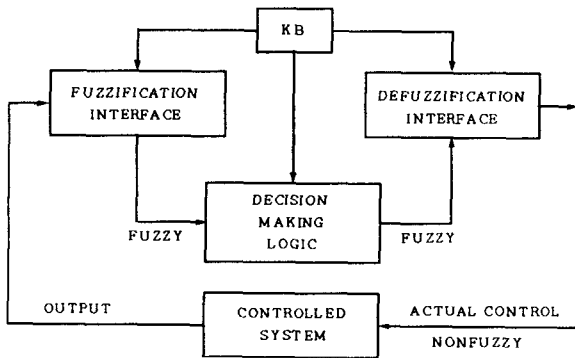


그림 1. 퍼지 제어 시스템의 구조  
Fig. 1. Architecture of a fuzzy logic control system.

퍼지 제어기에서 퍼지 시스템의 동작은 전문가의 경험에 근거한 언어로 표현한 규칙으로 특징지을 수 있으며, 퍼지화는 수치적 데이터를 인간의 모호한 언어적 표현으로 바꾸는데 이용된다. 전문가의 지식은 "if-then"으로 형성된다. 퍼지 제어 규칙에서의 전건부는 퍼지 조건문이고, 후건부는 제어 하에서의 시스템의 제어동작이다.

퍼지 제어기의 추론 규칙은 다음과 같다.

- $R_1$  : if  $e = PB$  and  $\Delta e = ZE$  then  $\Delta U = PB$
- $R_2$  : if  $e = ZE$  and  $\Delta e = NB$  then  $\Delta U = NB$
- ⋮
- $R_k$  : if  $e = ZE$  and  $\Delta e = PB$  then  $\Delta U = PB$

퍼지 추론에서 나온 결과를 제어 입력으로 변환하는 비퍼지화방법으로 보편적인 무게중심법을 사용하면, 이산연산의 경우에  $DU$ 는 식(1)과 같다.

$$DU = \frac{\sum \mu_j DU_j}{\sum \mu_j} \quad (1)$$

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 식별(system identification)과 성능평가(critic)에 따라 계속 수정해 나가야한다.

## 3. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 제어기

본 장에서는 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 제어기의 최적

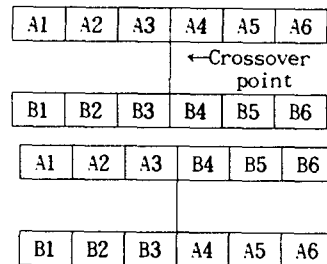
화 기법에 대해 설명한다.

자연도태(natural selection)의 유전적인 메카니즘에 기초한 유전 알고리즘은 세대(generation)를 거듭함에 따라 최적 해에 도달하는 탐색 알고리즘이다. 탐색 공간이 크거나 해석적으로 해를 찾을 수 없는 문제에 대해 유용한 알고리즘이다. 일반적인 최적화와 탐색 절차들과의 차이는

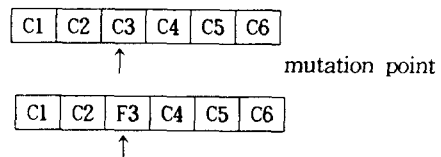
1. 최적화를 위한 변수들을 각 변수들의 백터로 구성된 단일 염색체 개체(one-chromosome individual)로 표현하여 사용한다.
2. 단일 점이 아닌, 단일 염색체들로 구성된 해 집단(population)으로부터 탐색한다.
3. 도함수나 다른 보조적인 지식이 아닌, 목적함수 정보만을 사용한다.
4. 얻어지는 결과는 결정적이라기 보다는 확률적이다.

유전자 알고리즘을 이용하여 최적해를 구하는 과정은 다음과 같다.

- 1) 부호화(Coding) : 문제에 따라 다를 수 있겠지만, 보통 2진수를 이용하여 랜덤하게 초기의 해집단을 생성시킨다.
- 2) 평가(Evaluation) : 주어진 목적함수에 대한 각 해의 적합도(fitness)를 평가한다.
- 3) 복제(Reproduction) : 적합도의 크기에 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.



금지 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 도함수를 구하기 어렵기 때문에 기존의 최적화기법을 적용하기가 곤란하므로 이러한 문제를 해결하기 위해 유전 알고리즘을 사용하였다. 유전 알고리즘은 본질적으로 강인하고 전역 최적해에 근사한 값을 결정할 수 있으며, 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해

들을 염색체로 표현하고 이를 적당한 알고리즘의 변형으로 최적해를 구해나간다. 그림 2는 퍼지 제어기에 유전 알고리즘을 적용하여 퍼지규칙과 소속함수를 동정하는 흐름도를 나타낸다.

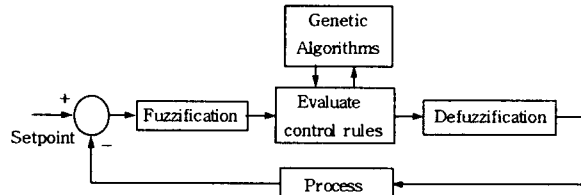


그림 2. 유전 알고리즘을 이용한 퍼지제어시스템  
Fig. 2. Fuzzy control system using a genetic algorithm.

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

4. 제안된 하이브리드 최적화 기법을 이용한 퍼지 제어기

본 장에서는 제안한 하이브리드 최적화 기법을 이용한 자동 동조 퍼지 제어기의 최적화 기법에 대해 설명한다.

유전 알고리즘은 수행 말기(최적점 근처)에서는 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 그러므로 수행말기에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 하이브리드 최적화 기법을 제안하였다. 제안된 하이브리드 최적화 기법은 수행말기에 최대적합도의 변화가 주어진 세대동안 변화하지 않을 때 유전 알고리즘에서, 변수의 개수를 줄인 MGM 알고리즘으로 전환된다. 그림 3은 대상 시스템을 포함하는 전체 제어 시스템의 구조이다.

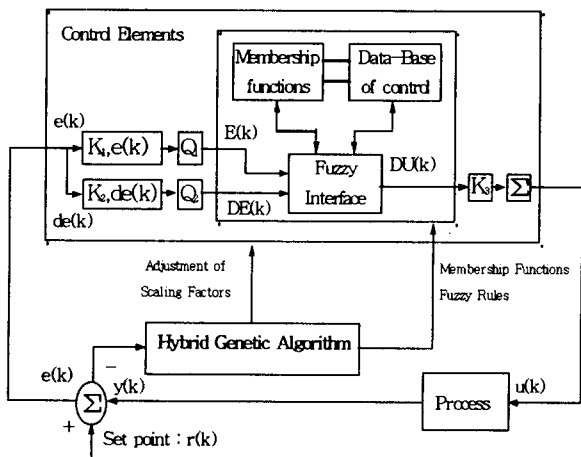


그림 3. 하이브리드 유전 알고리즘을 이용한 전체 제어시스템의 블록선도  
Fig. 3. Block diagram of the overall system using the hybrid Genetic Algorithm .

그림 4는 하이브리드 최적화 기법의 흐름도이다. 수행초기

( $t = t_0$ )에서 랜덤하게 초기화 시켜 유전 알고리즘을 수행하고 수행 말기 (최적점 근처)에서 유전 알고리즘의 단점인 수렴속도가 느려진다. 집단의 최대 적합도 값이 주어진 세대동안 변하지 않을 때( $t = t_1$ ) MGM알고리즘으로 전환해서 최대 적합도값을 가지는 점을 초기점( $t = t_2$ )으로하여 최적점을 탐색한다

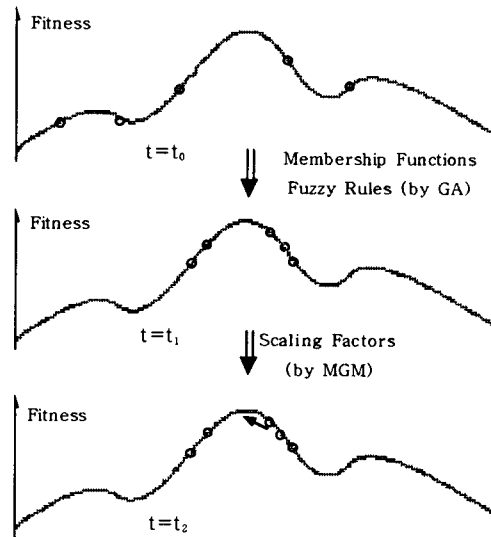


그림 4. 유전-MGM 알고리즘  
Fig. 4. Genetic-MGM Algorithms.

4.1 퍼지 제어기의 구성

양자화 레벨  $E(k)$ ,  $DE(k)$ 는 오차  $e(k)$ 와 ,오차변화량  $de(k)$ , 그리고 입력 이득요소  $K_1, K_2$ 의 함수로서 각각 사상되며, 이것은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E(k) = Quantize[K_1, e(k)] \tag{2}$$

$$DE(k) = Quantize[K_2, de(k)] \tag{3}$$

퍼지추론에서 나온 소속함수 값을 하나의 제어입력 값으로 변환하는 비퍼지화 방법으로 보편적인 평균 무게 중심법을 사용하였다.  $E(k)$ 와  $DE(k)$ 는 규칙기반(rule base)과 소속함수에 추론과 비퍼지화 과정을 거쳐  $DU$ 가 얻어지게 되며 여기에 출력이득요소  $K_3$ 가 곱해져 제어 입력 신호가 된다. 또, 비퍼지화 과정을 거친  $DU$ 는 다음 과정에 의해 새로운 제어입력 신호를 얻게 된다.

$$du(k) = DU(k) \times K_3 \tag{4}$$

플랜트 구동에 필요한 조작량  $u(k)$ 는 식(5)과 같다.

$$u(k) = u(k-1) + du(k) \tag{5}$$

4.2 염색체의 표현

자연의 유전학과 진화이론에 바탕을 둔 확률적인 최적점 탐색 방법인 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 소속함수를 튜닝

하기 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 삼각형 소속함수 폭은 1에서 7까지의 수로 표현되며, 여기에 스케일링하여 탐색하였다. 즉 오차의 소속함수와 오차변화량의 염색체도 1에서 7사이의 값이며, 오차의 소속함수와 오차변화량의 소속함수 스트링에 5를 더하여 스케일링 계수(여기서는3)를 곱하여 범위는 18에서 36까지의 범위를 가진다. 즉 각 소속함수사이의 간격은 16.6이므로 적어도 1.4가 중복되도록 하였다. (1+5)×스케일링 계수부터 (7+5)×스케일링 계수까지 때문에 정략적으로 부적합한 해가 발생되지 않도록 하였다.

그림 5에서 나타난 아래표와 같이 정수형염색체로 표현하였으며, 그림 5는 퍼지규칙의 스트링 표현과 소속함수의 넓이의 스트링 표현을 나타내고 있다.

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

dEVE	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

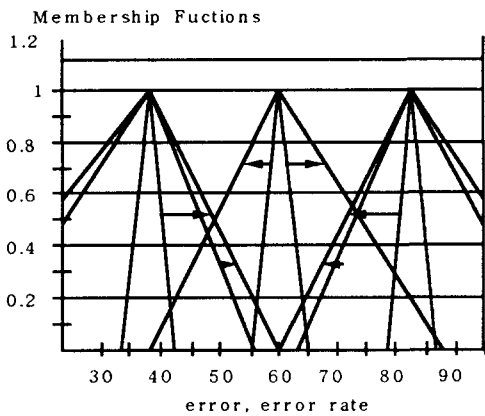


그림 5 동조 파라미터의 표현  
Fig. 5 Representation of the tuning parameters.

4.3 적합도 함수의 결정

제어기에 학습능력을 부여하기 위해서는 성능평가 방법이

선행되어야 한다. 최적의 계단응답을 결정하기 위한 성능지수로서는 식(6)의 ITAE(Integral of time multiplied absolute error)를 사용한다.

$$J = \sum_{t=0}^{\infty} (t \cdot |error(t)|) \tag{6}$$

여기서 오차는  $error = r(k) - y(k)$  이다.

퍼지규칙과 소속함수의 스트링을 평가하기 위하여 적합도를 여러 방법으로 사용할 수 있으나 본 연구에서는 식(7)과 같은 적합도를 이용하였다.

$$Fitness = \frac{1}{\sum_{t=0}^{\infty} (t \cdot |error(t)|)} \tag{7}$$

4.4 MGM의 적용

성능지수로 결정된 ITAE로써 목적함수 J가 구성되며, 입력 이득요소와 출력 이득요소를 동시에 튜닝시킨다. 제안된 하이브리드 최적화 기법은 최적점 근처에서 유전 알고리즘에서, 변수의 개수를 줄인 MGM 알고리즘으로 전환된다.

즉 자동 동조 퍼지 제어기의 수행초기에는 유전 알고리즘으로 퍼지규칙과 소속함수를 튜닝시킨다. 그리고 수행 말기(최적점 근처)에서 유전 알고리즘에서 탐색된 최대의 적합도를 가지는 퍼지규칙과 소속함수를 가지고 MGM알고리즘으로 이득요소만 튜닝 시킨다. 변수의 개수도 63개에서 3개로 줄어들어 수렴속도가 빨라질 뿐 아니라 유전 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다.

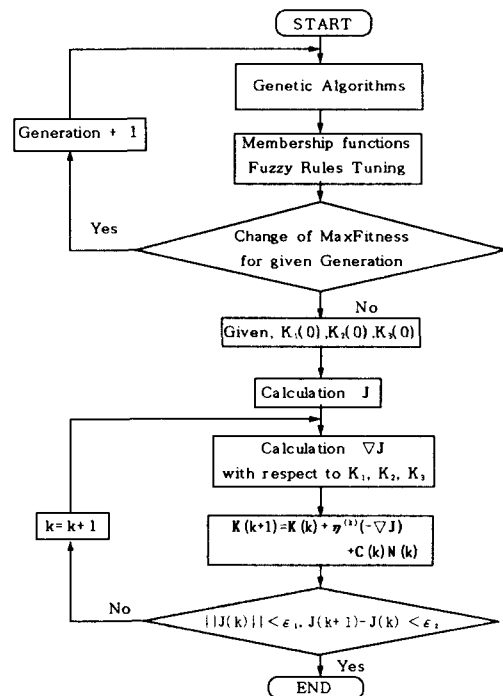


그림 6 퍼지 제어기의 하이브리드 유전 알고리즘 흐름도  
Fig. 6 Flow chart of the hybrid genetic algorithms for fuzzy controller.

이득요소의 학습법칙은 식 (8)과 같으며, 국부 최소점에 빠지지 않도록 노이즈항이 추가된 어닐링(annealing)형태이다.

$$K(K+1) = K(k) - \eta^{(k)} \cdot \left( \frac{\partial J(k)}{\partial K} \right) + C(k) N(k) \quad (8)$$

여기서  $K=[K_1, K_2, K_3]^T$ 이득요소 벡터이고,  $k$ 는 스텝이며,  $C(k) = \exp(-(k+100))$   $N(k)$ 는 잡음원(noise source)이다. 본 논문에서 사용된 스텝 크기는 식 (9)과 같다.

$$\begin{aligned} &\text{if } J(k^{(k)}) \geq J(k^{(k-1)}) \\ &\quad \eta^{(k)} = a \eta^{(k-1)} \|\nabla J(k^{(k)})\| \\ &\text{otherwise} \\ &\quad \eta^{(k)} = \eta^{(k-1)} \|\nabla J(k^{(k)})\| \end{aligned} \quad (9)$$

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

$$\nabla J = \frac{\partial J}{\partial k} = \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{J(k+\omega) - J(k)}{\omega} \quad (10)$$

$\omega$ 는 양의 아주 작은값이다.

그림 6은 퍼지 제어기의 하이브리드 최적화 기법 흐름도를 나타내고 있다. 최대적합도 값이 주어진 세대동안 변화가 없으면 유전 알고리즘에서 MGM알고리즘으로 전환한다

### 5. 사례 연구

본 논문에서 제안한 방법에 의해 산출한 소속함수, 퍼지규칙, 이득요소를 사용하여 설계한 제어 시스템의 성능평가를 위해 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 inertia 는 0.0945 [Kgm]이다. 그리고, 전달함수는 2차계로서 식 (11)과 같다.

$$G(s) = \frac{1}{s(s+3.6)} \quad (11)$$

유전 알고리즘에 적용한 파라미터는 다음과 같다.

집단수: 100 교배확률  $P_m$ : 0.5 돌연변이확률  $P_c$ : 0.1

튜닝된 퍼지규칙과 소속함수의 폭을 표 1에 나타냈으며, MGM알고리즘에서의 이득요소의 초기값과 튜닝된 값을 표 2에 나타내었다. 오차에 대한 튜닝된 소속함수와 오차 변화량에 대한 튜닝된 소속함수를 그림 8, 9에 나타내었다.

하이브리드 최적화 기법을 적용한 퍼지 제어기의 최대적합도와 일반적인 유전 알고리즘의 최대적합도의 변화를 그림10에서 비교하였다. 여기서 최대적합도가 50세대동안 변화하지 않으면 MGM알고리즘으로 전환하여 최적점을 탐색하도록 하였다. 여기서 사용된 파라미터의 값  $a$ 는 0.8, 스텝크기 초기값은  $\eta^{(0)}=0.001$ 이다. 하이브리드 알고리즘과 유전 알고리즘으로 튜닝된 퍼지 제어기의 출력응답을 그림 11에서 비교하였다. 그림 12는 시스템의 입,출력 이득요소의 튜닝을 나타내었다. 삼각형 퍼지변수를 표시하면 그림 7과 같고, 각 퍼지변수의 라벨은 다음과 같다.

- NB = Negative Big(1)    NM = Negative Medium(2)
- NS = Negative Small(3)    ZE = Zero (4)
- PS = Positive Small(5)    PM = Positive Medium(6)
- PB = Positive Big(7)

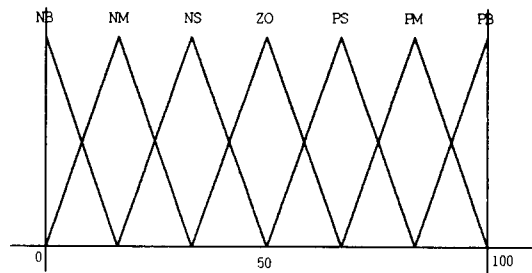


그림 7 삼각형의 퍼지변수  
Fig. 7 Fuzzy variables of triangular type.

표 1. 튜닝된 퍼지규칙과 소속함수  
Table 1. Tuned values 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 functions	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
E	33	30	21	24	18	36	21
dE	33	21	18	24	18	36	33

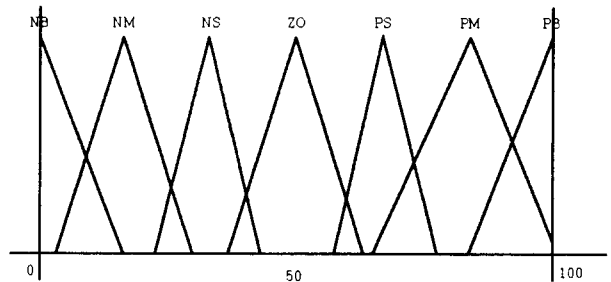


그림 8. 오차에 대한 튜닝된 소속함수  
Fig. 8. Tuned membership functions for error

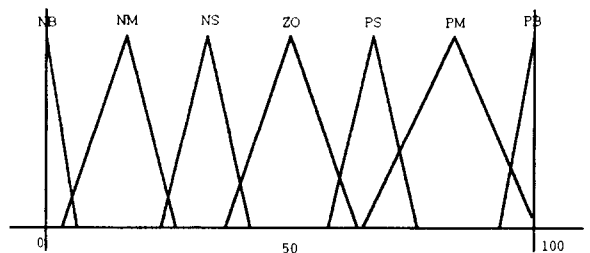


그림 9 오차 변화량에 대한 튜닝된 소속함수  
Fig. 9 Tuned membership functions for error rate

표 2. 적합도와 이득요소의 튜닝된 값

Table 2. Tuned values 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

표 2에서 적합도와 자동동조된 이득요소의 값을 나타내었다.

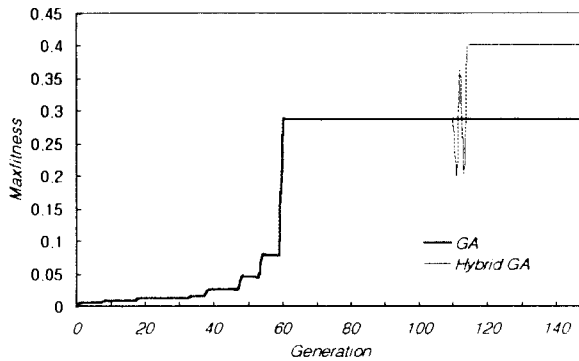


그림 10. 퍼지 제어기의 하이브리드 유전 알고리즘 적합도  
Fig. 10. Fitness of the hybrid genetic algorithm for fuzzy controller.

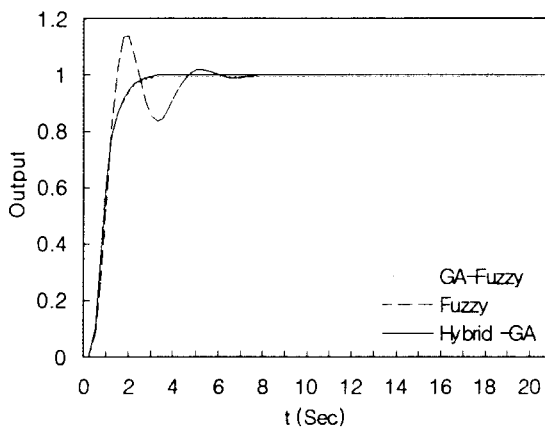


그림 11. 퍼지 제어시스템의 출력응답  
Fig. 11. Output response of the logic control system.

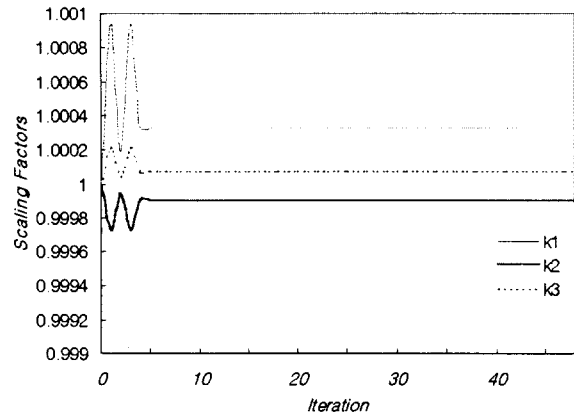


그림 12. 시스템의 입,출력 이득요소  
Fig. 12. Input/Output scaling factors of the system.

제어 시스템의 성능평가를 위해 두 번째 모의실험은 시간지연을 가지는 시스템이다. 그리고, 전달함수는 식 (12)과 같다.

$$G(s) = \frac{e^{-0.5s}}{(s^2 + 2s + 1)} \quad (12)$$

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. 오차에 대한 튜닝된 소속함수와 오차 변화량에 대한 튜닝된 소속함수를 그림 13, 14에 나타내었다

표 3. 튜닝된 퍼지규칙과 소속함수

Table 3. Tuned values of fuzzy rules and membership functions

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

하이브리드 최적화 기법을 적용한 퍼지 제어기의 최대적합도와 일반적인 유전 알고리즘의 최대 적합도의 변화를 그림

15에서 비교하였다. 여기서 최대 적합도가 50세대동안 변화하지 않으면 MGM알고리즘으로 전환하여 최적점을 탐색하도록 하였다. 여기서 사용된 파라미터의 값  $\alpha$ 는 0.8, 스텝크기 초기값은  $\eta^{(0)}=0.001$ 이다.

하이브리드 알고리즘과 유전 알고리즘으로 튜닝된 퍼지 제어기의 출력응답을 그림 16에서 비교하였다. 그림 17은 시스템의 입, 출력 이득요소의 튜닝을 나타내었다.

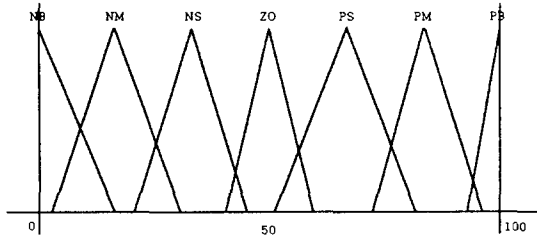


그림 13. 오차에 대한 튜닝된 소속함수  
Fig. 13. Tuned membership functions for error

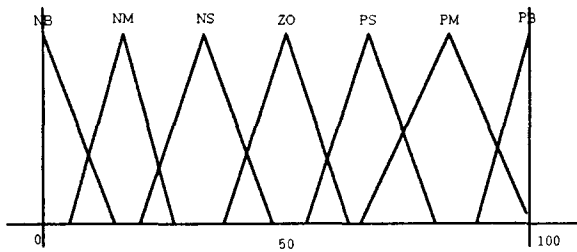


그림 14. 오차 변화량에 대한 튜닝된 소속함수  
Fig. 14. Tuned membership functions for error rate

표 4. 적합도와 이득요소의 튜닝된 값  
Table 4. Tuned values 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
	1.000	1.000	1.000
Tuned value	Scaling factors		
	k1	k2	k3
	1.0000548	1.9999724	0.9998602

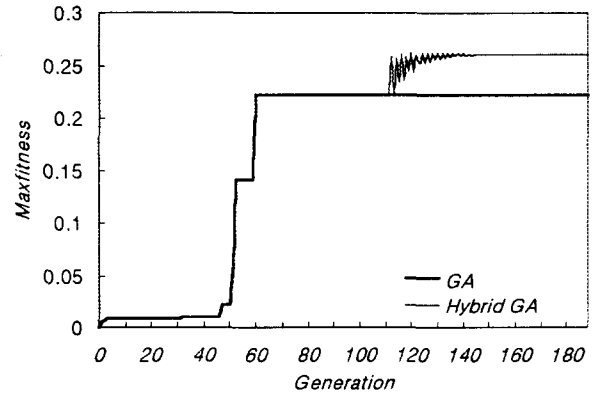


그림 15. 퍼지 제어기의 하이브리드 유전 알고리즘 적합도  
Fig. 15. Fitness of hybrid genetic algorithms for fuzzy controller.

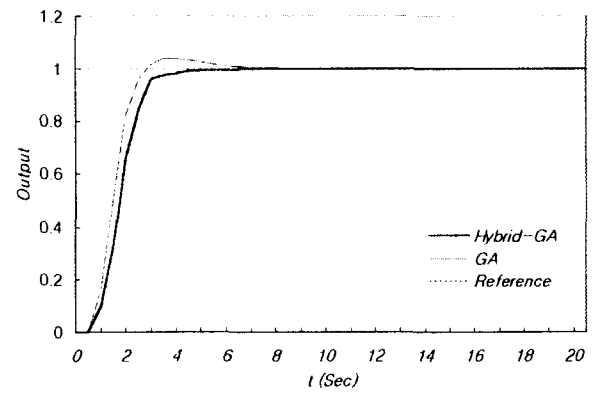


그림 16. 튜닝된 퍼지 제어기의 출력응답  
Fig. 16. Output responses of the Fuzzy logic control system.

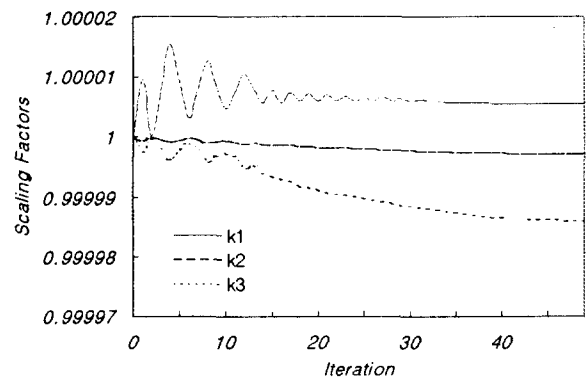


그림 17. 시스템의 입, 출력 이득요소  
Fig. 17. Input/Output scaling factors of the system.

## 6. 결 론

본 논문에서는 하이브리드 최적화 기법을 이용한 자동동조 퍼지 제어를 제안하였다. 퍼지 제어기의 성능에 중요한 영향을 미치는 요소들은 제어규칙, 이득요소, 소속함수, 퍼지 추론, 비퍼지화 등을 들 수 있으며, 이들은 제어 시스템 출력에 직접적인 영향을 미치므로 이들의 선정에 매우 신중을 기해야 한다. 그러나 이를 위한 체계적인 방법이 제시되어있지 않아 시행착오에 의존하여 왔다.

제안된 하이브리드 최적화 기법은 기존의 유전 알고리즘이 수행말기에서 대부분 스트링의 적합도가 비슷해져 수렴시간이 오래 걸리는 단점을 보완하기 위하여 최적점근처에 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 하이브리드 최적화 기법기법을 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. simith and D.J. Comer, "An algorithm for automated fuzzy logic controller tuning," in *1st IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst. Fuzz-IEEE '92-Proc.*, San Diego, 8-12, pp. 615-622 1992
- [3] 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, 1991.
- [4] L.Zheng, "A practical computer-aided tuning technique for fuzzy control," *2nd IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.*, San Francisco, pp. 702-707 1993.
- [5] A.Boscolo and F. Drius, "Computer aided tuning and validation of fuzzy system," in *1st IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.*, San Diego, pp605-614. 1992
- [6] A. Karimi, "Computer aided design of control systems using simulated annealing," M.S Thesis, Univ. Calif., San Diego, 1988
- [7] Goldberg, D. E., *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley, 1989
- [8] Z. Michalewicz., *Genetic Algorithms+Data Structures*

=*Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1994

- [9] M. Runwei Cheng., *Genetic Algorithms And Engineering Design*, A Wiley-Interscience Publication, 1996
- [10] 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, 1995.
- [11] D. Park, and A. Kandel "Genetic-Based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control" *IEEE Trans.on systems, Man and Cybernetics*, Vol.24, No. 1, 1994.

## 저 자 소 개



유 동 완 (柳 東 完)

1968년 10월 4일생 1995년 영남대 공대 전기공학과졸업. 1997년 경북대 대학원 전기공학과졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정.



이 영 석 (李 永 錫)

1966년 3월 20일생 1991년 경북대 공대 전기공학과졸업. 1994년 동대 대학원 전기공학과졸업(석사). 1996년 동 대학원 박사과정 수료 1997년 9월 -현재 영진전문대학 전기계열 전임강사



박 윤 호 (朴 允 鎬)

1952년 4월 28일생. 1980년 충남대 공대 전기공학과 졸업. 1982년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1982년 국방과학연구소. 현재 국방품질연구소 선임연구원



서 보 혁 (徐 輔 焌)

1952년 3월 11일생. 1975년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1980년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1985년 동 대학원 전기공학과 졸업(공박). 현재 경북대 공대 전자전기공학부 교수