

Genetic 알고리즘을 이용한 풀 온도 제어 시스템의 지식베이스 최적화

김 성 학†

요 약

자동제어는 그 대상이 근사적 수식화가 가능한 선형시스템에 주로 적용되고 있다. 제어대상에 대한 수학적 모델링이 명확하게 결정되지 않는 경우에는 사람이 직접 제어하는 수동제어를 하게 된다. 본 논문에서는 수영장과 같이 거의 전적으로 숙련가의 경험에 의존하고 있는 수동제어를 자동제어가 가능하게 FLC(Fuzzy Logic Controller)를 구축하고, 여기서 사용되는 지식을 가장 최적의 상태로 유지하기 위해 genetic 알고리즘을 사용하여 전문가로부터 얻어온 지식을 개선한다. 또한 규칙부와 소속함수는 동시에 수정되도록 알고리즘을 설계하여 수동제어보다 제어 성능이 향상됨을 보인다.

The Optimization of Knowledgebase for Swimming Pool Temperature Control Systems using Genetic Algorithms

Sung Hark Kim†

ABSTRACT

Automatic control has been for the most part applied to linear systems where it can be approximately formalized. In case that it is not definitely established the mathematical modelling to control objects, it requires manual control strategies which put under the human rule. In this paper, it constructs an FLC(Fuzzy Logic Controller) in order to turn a hand control into an automatic control in the domain of swimming pool that has been almost absolutely dependant on a skilled worker's experience. Genetic algorithms upgrade the knowledge which is acquired from human expert, using by FLC, so as to maintain knowledge in the very optimal way. It also designs an algorithm that modifies the rule base and the membership function at the same time, and ultimately will show that it can get better result than human controllers.

1. 서 론

오늘날 어떤 대상을 자동으로 제어하기 위한 많은 연구가 진행되고 있는데 지금까지는 제어 대상 대부분이 비교적 단순한 선형으로 제어에 영향을 미치는 변수들과 산출되는 제어값 사이의 근사적 수식화가 가능한 대상에 주로 한정되고 있다. 따라서 제어 대상에 대한 명확한 수식이 산출되지 않는 경우에는 사람이 직접 제어하는 즉, 숙련가가 과거의 풍부한 경험으로 보

유하고 있는 지식을 바탕으로 제어하고 있다. 본 연구는 이러한 수동제어를 자동제어화하고, 보다 정확한 제어가 이루어 지도록 사용되는 전문가의 지식을 최적화하기 위한 방법을 제시한다.

국내의 실내의 수영장은 약 320여개가 있는데, 대다수 운영되고 있는 실례를 보면 숙련가의 경험에 의한 추정 제어나 단순 국부적인 제어 방식만을 채택하고 있으며 전적으로 인력에 의존하고 있다. 따라서 운용자의 실수나 미숙련자일 경우 제어상의 오류를 일으킬 수 있고 국부적 온도차로 전체적인 온도 제어가 어려운 실정이다. 기존의 수영장 온도제어는 환수온도 계속치

· 본 연구는 유한전문대학 부설 산업과학기술연구소 연구비 지원으로 수행되었음.
† 종신회원 : 유한전문대학 전자계산과 조교수
논문접수 : 1994년 9월 1일, 심사완료 : 1994년 9월 27일

에 따라 열교환기 밸브를 조작한다. 이때 순간적인 온도 상승이나 감지후 요구 온도에 달하는데 까지 상당한 시간이 소요되고 있으며 때로는 급격한 온도 변화로 인해 불쾌감을 주는 경우도 있고, 필요 이상의 가열로 에너지가 낭비되고 있다.

이러한 제어상의 문제점이 야기된 것은 현재 제어하고자 하는 대상에 영향을 주는 제어변수들과 제어값에 대한 수식적인 제어방정식이 세워지지 못했기 때문이다. 수영장 시스템은 (식 1)에서와 같이 많은 상태변수들이 존재하게 되는데 이들을 수학적 상태방정식으로 모델링하기에는 매우 동적이고 가변적인 부분들이며, 또한 무리한 모델링을 할 경우 많은 부분이 생략되거나 가정치를 적용하게 될 것이므로 실제 시스템과 그 차이를 좁혀 주기란 매우 어려운 문제로 볼 수 있다.

$$\frac{dy}{dt} = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, \dots) \quad (1)$$

- 여기서, x_1 : 스팀온도와 물 온도사이의 관계
- x_2 : 센서의 위치와 수영장의 거리
- x_3 : 물의 순환속도 및 손실량
- x_4 : 스팀관과 급수관의 형태
- x_5 : 주변온도

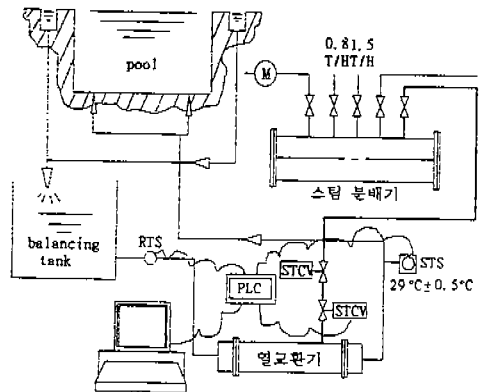
따라서 종래에 사용되어 왔던 단순 수치제어인 2 위치 제어나 PID 제어등으로 수치적인 증명이 불가능한 부분이 존재한다. 그래서 현재는 전문가의 지식과 경험에 근거한 수동제어가 계속 수행되고 있다. 수동제어에서 사용되는 숙련가의 제어규칙은 제어대상의 현재 출력치 혹은 그 이력에 대한 대응 조작량을 결정하는 규칙이라고 볼 수 있으며, 대개가 정의하기 어려운 애매모호한 일상적인 언어로 기술된다. 이와 같은 경우에 일상적인 언어로 제어규칙을 표현할 수 있는, 미국 캘리포니아 대학의 Zadeh 교수에 의해 제안된 퍼지(fuzzy) 이론[8, 11]으로 수영장 온도 제어를 위한 FLC(Fuzzy Logic Controller)[5, 6, 12]를 구축하여 적정 온도 유지의 자동제어를

가능하게 하고자 한다.

그러나 이러한 퍼지이론도 전문가의 지식을 기초로하여 적용되기 때문에 전문가의 지식을 습득하는 과정에서 그 지식이 잘못 기술될 수 있으며, 또한 제공되는 지식들이 모두 옳다고 확증할 수도 없다. 고성능의 퍼지제어를 하기 위해서는 이러한 지식들을 올바른 것으로 구성해야 한다 [9]. 그러나 가장 좋은 지식으로 구성하는 데에는 일정한 방법이 있는 것이 아니기 때문에 여러 번 다른 형태의 지식을 대입해보는 수많은 시행착오를 거쳐야 하며, 이는 매우 많은 시간이 소비되는 작업이다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 본 논문에서는 genetic 알고리즘[2, 4, 7]을 사용하여 가장 최적의 소속함(membership function)과 규칙부(rule base)가 유지되도록 하고, 제어에 적용시킬 때 성능이 향상됨을 보인다.

2. 환경 설정

본 장에서는 퍼지 추론을 적용하여 성능 분석을 하기 위하여, 수영장의 환경을 설정한다. (그림 1)에서는 RTS(Return Temperature Sen-



- 규격 : 25m * 15m * (1.2m ~ 1.5m)
- 열교환기의 길이 : 140cm
- 열교환기의 통과 유량 : 88 t/h
- 열교환기의 통과 유속 : 2 m/sec
- 열교환기의 최대 열량 : 80만 kcal/h

(그림 1) 수영장 온도 제어 모델

(Fig. 1) Temperature control model for the swimming pool

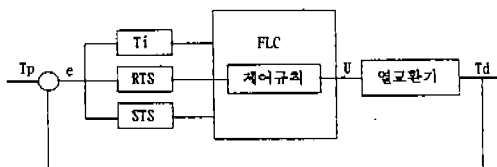
sor)와 STS(Supply Temperature Sensor) 및 STCV(STeam Control Valve)의 작동 관계와 열교환기의 특성을 보이고 있다.

풀에서 흘러 넘친 물은 밸런싱 탱크를 거쳐 열교환기로 들어와 가열된 후 다시 풀내로 들어가게 되는데, RTS는 환수되는 물의 온도를 감지하게 되고, STS는 공급되는 온도를 감지한다. 이러한 환경에서 물이 열교환기를 통과하는 데는 약 0.7초가 소요되며, 열교환기의 효율을 100%라 가정할 때 환수되는 물의 온도를 9.05°C 상승시킬 수 있다. 또한 열교환기의 발생 열량은 STCV의 개폐량에 비례하므로 열교환기를 통과하여 공급되는 물의 온도 상승분 ΔT 는 (식 2)에 의하여 구할 수 있다.

$$\Delta T = \frac{(8000 * STCV - Control)}{88312.0} \quad (2)$$

3. 수영장의 퍼지 온도제어

수영장내의 각 센서로부터 얻은 온도 값들을 읽고 이 값을 지식베이스에 들어 있는 소속함수를 이용하여 실수치인 온도 값을 퍼지추론을 사용할 수 있도록 퍼지한 값(fuzzy value)으로 변환시킨다. 이 퍼지값을 기준으로 지식베이스에 있는 퍼지 제어규칙에 적합한 제어규칙을 찾아내어 실행하게 된다. 그러나 그 추론된 결과는 아직 퍼지한 값이기 때문에 이 값을 실제 제어의 대상이 되는 스팀 밸브의 조절에는 사용할 수가 없다. 그래서 퍼지한 값을 임의의 실수치로 바꾸



T_p : 목표 온도 T_d : 실제 온도
 e : 온도 오차 T_i : 내부 온도
 U : 밸브 조절 RTS : 환수 온도
 STS : 급수 온도

(그림 2) 퍼지 온도 제어 시스템 구성도

(Fig. 2) Organization of the temperature control system using FLC

기 위해서 비퍼지화(defuzzification) 부분에서 그 값을 바꾼 후 열교환기에 공급되는 스팀의 밸브를 조절하여 알맞은 온도의 물이 공급되도록 한다. (그림 2)는 본 연구에서 제안한 제어 시스템의 구조를 보이고 있다.

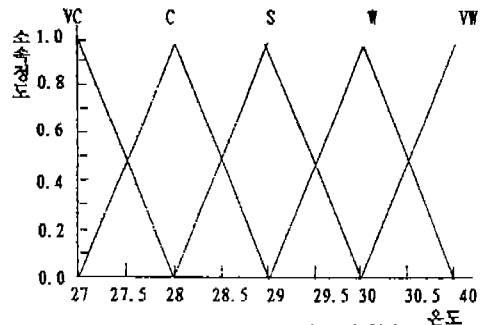
3.1 지식베이스의 구성

본 연구에서 사용되는 지식베이스는 입력값과 출력값에 대한 소속함수가 각각 1개씩이며, 제어 규칙 부분은 환수온도, 급수온도와 스팀 조절밸브 사이의 관계에 관한 것과 수영장 내부의 센서에서 얻은 온도와 스팀 조절밸브와의 관계에 대한 규칙부가 각각 존재한다. 초기의 제어규칙은 전문가로부터 얻은 지식으로 구축된다.

3.1.1 소속함수의 설계

(1) 입력값에 대한 소속함수

입력값 RTS, STS, T_i 모두는 온도이므로 같은 모양의 소속함수가 사용되고, 이등변 삼각형의 형태를 사용하였다. 초기의 형태는 (그림 3)과 같으며, 온도에 관한 퍼지변수는 <표 1>에 나타나 있는 것처럼 5개의 퍼지 값을 갖는다.



(그림 3) 온도에 관한 소속함수

(Fig. 3) Membership function for temperature

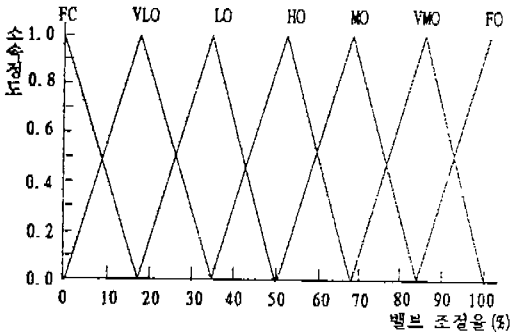
<표 1> 온도에 관한 퍼지변수

(Table 1) Fuzzy variables for temperature

퍼지변수	퍼 지 값
VC	Very Cold
C	Cold
S	Snug
W	Warm
VW	Very Warm

(2) 출력값에 대한 소속함수

출력값의 대상이 되는 STCV 밸브의 조절량에 대해서 사용될 퍼지변수의 소속함수는 (그림 4)와 같으며, 소속함수에서 사용되는 퍼지변수는 밸브 조작에 대한 퍼지 값 7개로 <표 2>와 같다.



(그림 4) 밸브 조절량에 관한 소속함수
(Fig. 4) Membership function for manipulating valve

<표 2> 밸브 조작에 관한 퍼지변수
(Table 2) Fuzzy variables for manipulating valve

퍼지변수	퍼 지 값
FC	Full Close
VLO	Very Little Open
LO	Little Open
HO	Half Open
MO	Much Open
VMO	Very Much Open
FO	Full Open

3.1.2 제어규칙부의 설계

규칙은 IF~THEN~의 형태이며, 온도제어를 위해 사용되는 규칙은 환수온도, 급수온도와 스팀밸브의 조절량과의 관계로 구성되고 또한 센서를 통해 얻은 풀 내부온도와 밸브의 조절정도가 고려되어 모두 두개의 규칙부로 구성된다. 이 규칙의 총 갯수는 전자는 두 입력의 퍼지변수 5개와 출력변수 7개를 고려하여 175개로 구성되고, 후자는 입력값이 내부온도이므로 극한적인 온도값을 무시하고 3개의 퍼지변수(C, S, W)를 적용시켜 81개의 규칙들을 생성한다. 초기의 규칙

들은 전문가가 갖고 있는 지식으로 구성되고, 제어 성능을 향상시키기 위하여 genetic 알고리즘으로서 두개의 규칙부를 모두 최적화시킨다.

3.2 추론 및 비퍼지화

추론방식은 여러 방법이 있으나 cart-pole 시스템[5] 등에서 성공적인 적용을 보여 기존의 FRM(Fuzzy Reasoning Method) 보다 더욱 효율적인 결과를 보인 NFRM(New FRM)[10]을 사용하여 보다 정교한 추론이 실행되도록하였다. 그러나 이 추론된 결과는 퍼지한 값이므로 바로 온도제어에 적용할 수 없기 때문에 실제 수치로 변환하여 조작량을 결정하는 과정이 필요하다. 이 과정을 비퍼지화라하며, 본 연구에서는 최대평균법(mean of maximum method)[11]을 사용하여 실제의 제어 조작량 ΔV를 산출하였는데 그 방법은 (식 3)과 같다.

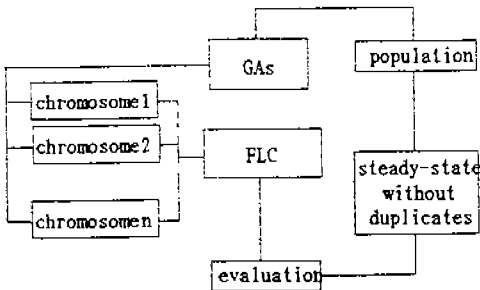
$$\Delta V = \frac{\sum_{i=1}^n (AP_i \cdot y_i)}{\sum_{i=1}^n y_i} \tag{3}$$

여기에서 n은 퍼지규칙의 수이다. AP_i는 결론부를 구성하는 퍼지변수들의 소속함수가 최대값을 갖는 x축의 값이며, AP_i를 구하기 위해서는 지식베이스내의 소속함수를 사용해서 그 값을 구한다. y_i는 결론부의 퍼지변수를 나타내는데 전진부에서의 값과 퍼지규칙의 값을 min-max 연산을 하여 구한다.

4. Genetic 알고리즘의 설계

퍼지제어에 있어서 문제점은 전문가의 경험에 의존하기 때문에 그 경험적인 지식이 항상 최적한 것이라고 할 수 없으며, 또한 소속함수가 제어에 큰 영향을 미침에도 그 정의 방식이 전적으로 전문가에 의존하고 있다. 따라서 정확한 제어를 하기 위해서는 제어에 관한 경험적 지식과 소속함수들을 그 플랜트(plant)에 적합하도록 여러 번의 시행착오를 거쳐 구축해야 하는데, 이는 매우 많은 시간이 소비되는 작업이다. 따라서 본

논문에서는 자연선택(natural selection)과 자연 진화에 기반을 둔 탐색 알고리즘으로 탐색과 최적화를 하는데 매우 강력한 기능을 발휘하는[7], genetic 알고리즘(GAs:Genetic Algorithms)을 이용하여 제어시 사용되는 규칙과 소속함수들을 최적화시킨다[1]. 또한 규칙과 소속함수 두개 모두를 동시에 수정될 수 있도록 하여 제어 성능을 높인다. GAs를 이용하는 전체적인 제어구조를 (그림 5)에서 보이고 있으며, 알고리즘은 아래와 같다.



(그림 5) GAs를 기반으로 하는 제어 구조
(Fig. 5) Control architecture based GAs

[단계 1] population의 초기화.

population내의 chromosome의 갯수는 50개로 구성하고, 각 chromosome의 유전인자(gene)들은 입력되는 퍼지변수와 소속함수 변경 변수를 고려하여 280개로 정의하였다. 첫번째 population 설정은 숙련가의 경험적인 지식으로 구성되고 나머지는 임의의(random) 값으로 설정한다.

[단계 2] chromosome의 평가.

population내의 모든 chromosome들은 평가 함수(evaluation function)에 의하여 평가를 받는다. 각 chromosome이 FLC에 적용되어 적정 온도에 근접되는 가를 결정한다. 이것은 (식 4)의 mean square error인 오류(E)와 (식 5)의 평가함수인 적합도(S)에 의하여 구한다.

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n (DR_i - FL_i)^2}{\sum_{i=1}^n DR_i^2} \quad (4)$$

여기서, DR_i : 원하는 결과값

FL_i : FLC에 의하여 추론된 값

$$S = \frac{1}{1+E} \quad (5)$$

[단계 3] 재생산(reproduction).

재생산하기 위한 부모 선택은 roulette wheel parent selection을 이용한다. 그 목적은 population내에서 최상의 적합도를 갖는 멤버들에게 더욱 많은 교배기회를 주기 위함이다 [7]. 여기서 사용되는 연산자(operator)들은 crossover에 0.8을, 돌연변이(mutation)는 0.04의 확률로 발생하도록 정의하였다.

[단계 4] 새로운 population의 구성.

새로이 구성된 population은 (식 4)와 (식 5)를 사용하여 평가가 이루어지고 산출되는 적합도는 각 chromosome에 부여된다.

[단계 5] population의 대체.

새롭게 생성된 것과 현 population과의 대체 되는 chromosome의 갯수는 2개로 정의하였고, 좋은 chromosome을 유지하기 위하여 steady-state reproduction without duplicates 알고리즘을 사용하여 중복된 chromosome들은 배제한다.

[단계 6] generation 횟수만큼, [단계 3]으로 분기하여 반복하고 종료.

4.1 규칙의 관계정도 변형

제어시 최적의 지식이 사용될 수 있도록 전문가에서 얻어온 경험적 지식을 수정한다. 그것은 각각의 규칙에 부여되어 있는 관계정도의 값(fitness)을 대치하는 것인데, 초기의 값은 전문가가 정한 값을 chromosome의 각 유전자(gene)에 부여하고 genetic 알고리즘의 [단계 3]에서 one-point-crossover를 사용하여 수정한다. 또한 돌연변이는 각 유전자 값의 현재 확률값에서 ±10%가 되도록 하여 제어규칙을 수정한다.

4.2 소속함수의 변형

소속함수는 이등변 삼각형의 형태를 사용하고 모든 소속함수는 정규화되어 있다고 가정한다. 따라서 소속함수의 변형은 삼각형이 좌우로 이동되는 형태이고, 또하나는 그 쪽의 증감이다. 단, 소속함수는 정규화되어 있다고 가정하므로 높이의 증감은 고려 대상에서 제외된다. 소속함수의 3개 꼭지점을 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 라고 하면, 소속함수의 함수식은 (식 6)이 된다. 또한 소속함수의 수정은 이 3개 점의 위치만 변경하면 되기 때문에 (식 7)과 같이 구해진다.

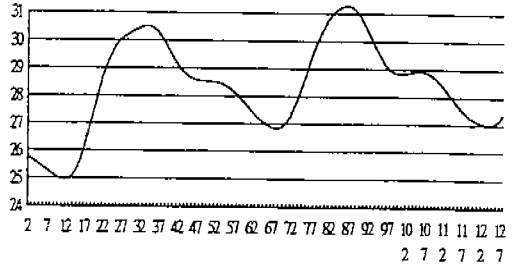
$$\begin{aligned} \mu(x) &= 0, & \text{if } x \leq \alpha_i \\ \mu(x) &= (x - \alpha_i) / (\beta_i - \alpha_i), & \text{if } x \leq \alpha_i < x \leq \beta_i \\ \mu(x) &= (\beta_i - x) / (\beta_i - \gamma_i), & \text{if } x \leq \beta_i < x \leq \gamma_i \\ \mu(x) &= 0, & \text{if } x > \gamma_i \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \alpha_i &= (\alpha_i + \delta_i) - \eta_i \\ \beta_i &= (\beta_i + \delta_i) \\ \gamma_i &= (\gamma_i + \delta_i) + \eta_i \end{aligned} \quad (7)$$

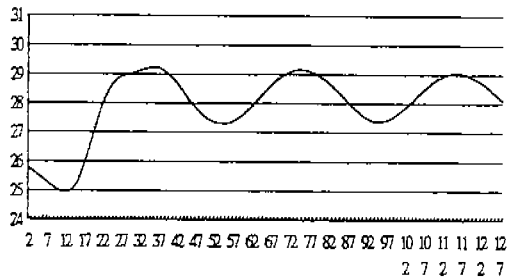
여기서, δ_i 는 소속함수의 좌우이동, η_i 는 소속함수의 폭이며, 온도의 경우 $\delta_i, \eta_i \in [-0.75, 0.75]$ 이 되고 밸브 조작량의 경우에는, $\delta_i, \eta_i \in [-12.45, 12.45]$ 이다.

5. 실험 및 평가

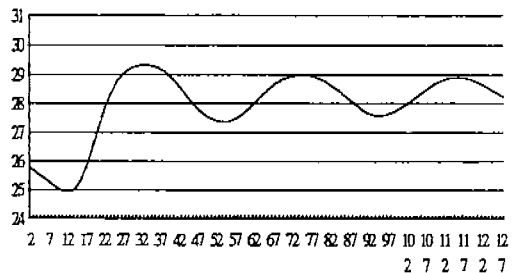
본 연구에서 제안한 방법의 성능 평가를 위하여 시간에 따른 온도제어를 다양한 방법으로 보이고 있는데, 각 그림에서 y축은 온도를 표시하며, x축은 시간을 나타내는데, (각 숫자 * 1000 * 0.7sec.)로 계산하면 된다. (그림 6)에서의 숙련가의 지식을 그대로 적용한 것은 온도의 차가 비교적 심해 풀의 적정 온도인 29°C를 유지하기가 어렵다. 또한 (그림 7)과 (그림 8)의 규칙부를 수정한 것과 소속함수만을 수정한 것은 온도 변화의 폭이 작고 곡선도 매끄러우나, 적정온도에 근접해 있으면 밸브를 완전히 닫아 주기 때



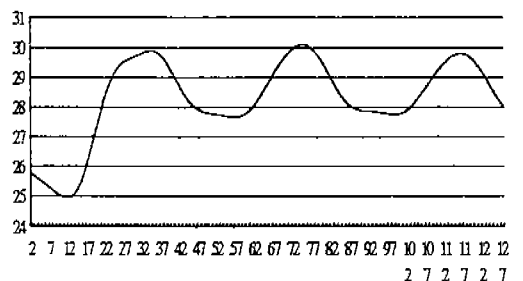
(그림 6) 숙련가의 지식을 그대로 사용 (Fig. 6) Result using only expert's knowledge



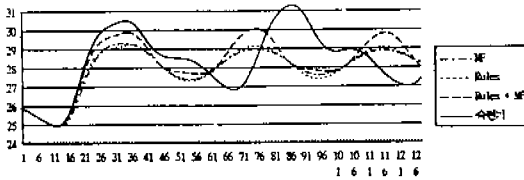
(그림 7) 제어규칙만을 수정 (Fig. 7) Result using only revised rulebases



(그림 8) 소속함수만을 수정 (Fig. 8) Result using only revised membership functions



(그림 9) 제어규칙과 소속함수 모두를 수정 (Fig. 9) Result using both revised rulebases and membership functions



(그림 10) 전체적인 비교

(Fig. 10) Comparison of results using above methods

문에 적정온도를 항상 밀돌고 있음을 알 수 있다. 반면에 (그림 9)의 규칙부와 소속함수 모두를 변경하는 것은 온도 변화율이 $(29 \pm 1)^\circ\text{C}$ 이므로 적정온도를 가장 잘 유지하고 있음을 알 수 있다. (그림 10)은 각 방법에서 보인 온도제어의 차이를 종합해서 보이고 있다.

6. 결 론

퍼지이론을 이용하여 제어함에 있어 중요한 요소는 FLC이다. 특히 제어 성능에 큰 영향을 미치는 제어규칙과 소속함수를 어떻게 구성하는가가 매우 중요하며, FLC를 구축하는데 필요한 대부분의 시간이 이 부분을 최적화하는데 사용된다. 그러나 제어규칙과 소속함수를 결정하는데 사용되는 일정한 방법은 없으며, 그 플랜트의 숙련가가 갖고 있는 경험적 지식이 가장 중요한 역할을 하게 된다. 본 연구에서는 이러한 지식을 가장 올바른 것으로 구성하고 최적화하기 위하여, genetic 알고리즘을 적용하고 지식베이스의 제어규칙과 소속함수를 동시에 수정시킬 수 있도록 알고리즘을 설계하였다. 제어규칙과 소속함수 각각을 개별적으로 수정하는 것은 다른 한쪽이 이미 좋은 지식이라는 것을 가정하게 되므로, 지식 수정시 이 부분에 많은 의존을 하게 되어 결과가 어느 정도 이상은 좋아지지 않았다. 그러나 동시에 수정하게 되면 두부분이 모두 불완전하다고 판단하기 때문에 어느 한쪽의 의존도 없이 좋은 방향으로 진행될 수 있었다. 따라서 실험에서 보인 것처럼 숙련가의 지식을 그대로 사용하는 것과 제어규칙과 소속함수 각각을 개별적으로 수

정한 것보다 우수한 제어 효과를 얻을 수 있었다. 그리고 이전 사례가 없어서 수동제어를 자동 제어화하지 못했던 분야에 적용할 수 있으리라 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] A. Varsek, T. Urbancic, and B. Filipic, "Genetic Algorithms in Controller Design and Tuning", IEEE Tran. on systems, man, and cybernetics, Vol. 23, No. 5, pp. 1330-1338, 1993.
- [2] Bill P. Buckles, F. E. Petry, 'Genetic Algorithms', IEEE Computer Society Press, 1992.
- [3] Charles L. Karr, "Design of an adaptive fuzzy logic controller using a genetic algorithm", Proc. of the 4th International conference on Genetic Algorithms, pp. 450-457, 1991.
- [4] D. E. Goldberg, 'Genetic Algorithms in search, Optimization and Machine Learning', Addison-Wesley, 1989.
- [5] E. H. Mamdani, "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant", IEEE Proc. Control & Science, Vol. 121, No. 12, pp. 1585-1588, 1974.
- [6] G. V. S. Raju and Jun Zhou, "Adaptive Hierarchical Fuzzy Controller", IEEE Tran. on systems, man, and cybernetics, Vol. 23, No. 4, 1993.
- [7] L. Davis, 'Handbook of Genetic Algorithms', Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [8] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information and control, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [9] W. J. Clancey, "Knowledge Acquisition for Classification Expert Systems", Proc. ACM'84 annual conference, 1984.
- [10] Z. Cao, A. Kandel, and L. Li, "A new

model of fuzzy reasoning”, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 36, pp. 311-325, 1990.

[11] 이광형, 오길록, ‘퍼지 이론 및 응용’, 홍릉 과학출판사, 1991.

[12] 조현찬, 김광선, 정형찬, 전홍태, “퍼지논리 알고리즘을 이용한 검색기 제어 시뮬레이터의 개발”, 한국퍼지시스템 학회 논문지, 제3권, 제4호, pp. 48-59, 1993.



김 성 학

1985년 건국대학교 사범대학 수학과 졸업(학사)

1987년 건국대학교 대학원 전자계산학과(공학석사)

1992년~현재 건국대학교 대학원 전자계산학과 박사과정

1987년 삼성종합기술원 정보시

스템연구소 연구원

1989년~현재 유한전문대학 전자계산과 조교수

관심분야 : machine learning, 퍼지제어, 신경회로망