

# LIBL을 이용한 다이나믹 시스템의 퍼지 제어

## Fuzzy Control of Dynamic systems Using LIBL(Linguistic Instruction Based Learning)

조 중선<sup>(1)</sup>, 박 계각<sup>(2)</sup>, 정 경욱<sup>(1)</sup>, 박 래석<sup>(3)</sup>

<sup>(1)</sup>Dept. of Control and Instrumentation Engineering,  
Changwon National Univ.

9 Sarim-dong, Changwon 641-773, Korea  
e-mail: JSJOH@HITEL.KOL.CO.KR

<sup>(2)</sup>Dept. of Nautical Science,  
Mokpo National Maritime Univ.  
571-2 Chukyo-dong, Mokpo city 530-729, Korea  
e-mail: gkpark@quagga.kaist.ac.kr

<sup>(3)</sup>Agency for Defence Development  
P.O.BOX 18, Chinhae 645-600, Korea

### Abstracts

LIBL(Linguistic Instruction Based Learning) is an effective learning algorithm for fuzzy controller which interprets and uses natural language of human. The possibility of application of the LIBL algorithm to the fuzzy control of dynamic systems is investigated in this paper.

Rise time, percent overshoot, and steady state are proposed as suitable meaning elements for dynamic systems. A supervisor is able to give "higher-level linguistic instruction" to the learning algorithm through these three meaning elements.

Simulation results for a DC servo motor show the validity of the proposed algorithm.

### 1. 서 론

퍼지 제어는 퍼지 집합 이론의 응용으로 가장 활동적이고 결실이 많은 연구 분야중의 하나이다 [1, 2]. 퍼지 제어는 간단히 「제어에서의 엑스프트 시스템」이라고 할 수 있다.

퍼지 제어의 장점은 자연 언어(natural language)를 사용한다는 점이다. 언어를 매개체로 한 대화를 통해 지식을 획득하는 인간의 학습 능력은 다른 종류의 학습보다 훨씬 능률적이다. 많은 시행착오에 의한 반복 학습과는 달리 이미 존

재하는 지식으로부터 슈퍼바이저(Supervisor, SV)의 언어 지시를 해석하며 이를 통한 학습을 수행한다. 이러한 고도의 학습 능력은 인간이 언어를 이해하는 능력을 가지고 있고, 이미 소유하고 있는 지식과 언어를 조합하여 새로운 지식을 만들 수 있기 때문이다.

자연 언어를 사용한 인간의 학습 방법에 기초한 새로운 퍼지 학습 방법인 LIBL (Linguistic Instruction Based Learning)의 개념이 박 계각등[3,4]에 의해 제안되었으며 LIBL은 Truck Backer-Upper 시스템, Helicopter simulator등의 기구학적 시스템(Kinematic System)에 적용되었다.

LIBL에서는 대상 시스템의 실행 결과를 판단한 슈퍼바이저의 언어지시를 해석하는 의미소(Meaning Element)의 선택과 선택되어진 의미소를 평가한 후 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 적절한 평가 규칙의 결정 방법이 가장 중요한 요소이다.

본 논문에서는 LIBL을 다이나믹 시스템에 적용하기 위한 적절한 의미소 및 평가 규칙을 제시하였으며 이는 다이나믹 시스템의 퍼지 제어 규칙을 생성하는 효율적인 방법이 될 수 있다.

## 2. 다이나믹 시스템을 위한 LIBL

### 2.1 다이나믹 시스템을 위한 LIBL의 구성

일반적인 다이나믹 시스템을 LIBL에 적용하여 학습시킬 경우의 모델은 Fig. 1과 같다.

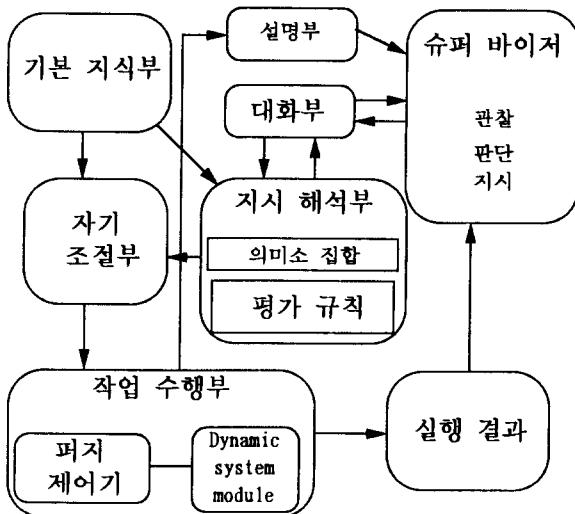


Fig. 1 Dynamic System에 적용한 LIBL

#### 작업 수행부와 대화부

시스템의 성능을 판단 및 분석한 슈퍼바이저는 합축적인 의미의 언어 지시를 통해 시스템의 응답 개선을 요구하며 이에 대해 시스템은 슈퍼바이저의 언어 지시가 정확히 무엇을 의미하는 가를 찾아내어 폐지 제어기의 규칙을 개선한다.

작업 수행부는 구체적으로 작업을 수행하는 부분으로 작업 수행 모듈과 운동계 모듈로 구성된다. 다이나믹 시스템을 제어할 경우 제어기와 다이나믹 시스템이 이에 해당된다.

대화부는 시스템과 슈퍼바이저와의 대화에 의해 합축적인 언어 지시를 해석하기 위한 인터페이스를 의미한다. 언어 지시가 입력되면 시스템은 의미소에 의해서 언어 지시를 해석한다. 다이나믹 시스템의 경우에는 시스템 성능을 결정하는 상승시간(Rise Time), 오버슈트(Percent Overshoot), 정상상태(Steady State) 등을 의미소로 취한다.

#### 설명부와 기본 지식부

설명부는 시스템의 작업 수행 과정을 설명하며 슈퍼바이저의 지시 선택에 관한 판단을 도와주는 부분이다. 시스템의 성능을 슈퍼바이저가

관찰 및 평가, 지시할 수 있도록 정보를 제공한다. 실행 결과에 관계없이 시스템이 어떤 지식을 사용하여 어떤 과정을 거쳐 작업을 수행했는지를 판단하며, 과거 지시의 타당성과 시스템의 부족한 지식을 파악할 수 있고 앞으로 내릴 지시를 결정하는데 중요한 역할을 한다.

기본 지식부는 학습의 대상에 따라 다르나 크게 나누어서 평가 규칙 구성을 위한 지식과 자기 조정을 위한 지식으로 구성한다. 평가 규칙 구성 지식은 의미소가 탐색되면 의미소의 종류 및 그 경향에 해당하는 소속 함수(Membership Function)을 선택하여 평가 규칙을 구성하는 지식이다. 자기 조정을 위한 지식은 언어 지시에 따라 어떤 부분을 선택하여 어떻게 수정할 것인가를 결정하게 하는 지식으로 폐지 논리 규칙 설계자의 경험과 지식으로부터 얻는다.

#### 지시 해석부와 자기 조절부

의미소는 시스템 거동을 평가 할 수 있는 평가 항목에 해당되며, 의미소  $m_i$  는 두 가지의 경향인 증가 하는 경향( $\Delta m_i(+)$ )과 감소하는 경향( $\Delta m_i(-)$ )을 갖는 것으로 정의한다. 구체적으로 만일 의미소  $m_R$  이 상승시간이고 슈퍼바이저의 언어 지시( $L_i$ )가 상승시간 감소의 의미한다면,

$$L_i = \Delta m_R(-) \quad (1)$$

로 해석되어 진다.

자기 조절부는 평가 규칙에 의해 결정되어진 추론치를 원시 규칙의 후진부에 결합시키므로써 시스템의 자기 조정을 완성한다. 후진부의 자기 조정은

$$_{new} \Delta u_i = _{old} \Delta u_i + MOD \times W_i \quad (2)$$

같이 이루어진다. 단, 여기서  $\Delta u_i$  는 원시 규칙의 후진부,  $MOD$  (MODified value) 는 평가 규칙에 의한 추론치,  $W_i$  는 규칙 설계자의 경험과 지식으로부터 결정되는 가중치(Weighting Factor)이다.

## 2.2 다이나믹 시스템의 의미소와 평가 규칙의 결정

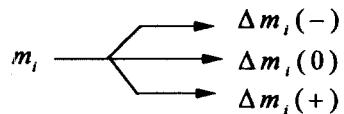
의미소는 슈퍼바이저의 언어지시를 해석하기 위해 LIBL에 정의된 언어요소이다. 다이나믹 시스템의 경우 시스템의 응답 결과를 판단할 수 있는 상승시간, 오버슈트, 정상상태를 각각 의미소

$m_s$ ,  $m_R$ ,  $m_s$ 로 선택한다.

다이나믹 시스템의 응답 결과를 분석한 SV의 언어 지시는 아래와 같다.

$$L_i = \text{「이전보다 응답을 개선하시오.」}$$

각각의 의미소  $m_i$ 는 다음과 같이 추론되고 세가지의 경향을 가진다.



다이나믹 시스템의 응답 결과를 관찰한 슈퍼바이저의 언어 지시( $L_i$ )는 시스템과의 의미소를 매개로 한 대화를 통해 의미소의 적절한 경향을 선택함으로써 해석되어진다. Fig.2는 슈퍼바이저의 언어지시( $L_i$ )를 평가하기 위한 의미소의

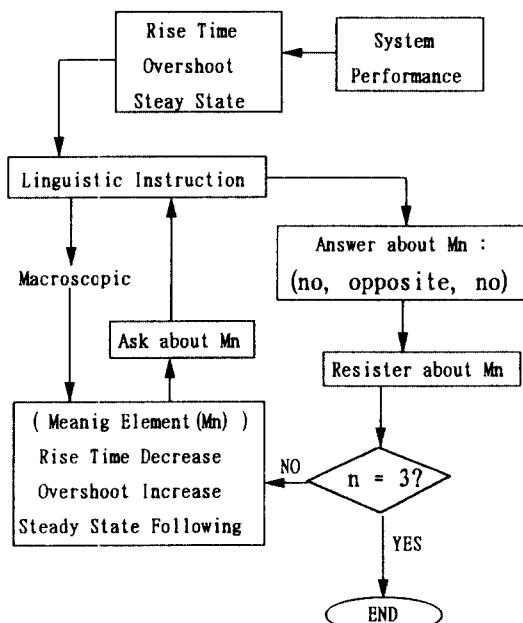


Fig. 2 지시 해석을 위한 의미소의 선택 과정

경향을 선택하는 과정을 설명한다. 슈퍼바이저와의 대화를 위해 준비 되어진 의미소의 경향은

$\Delta m_R(-)$ ,  $\Delta m_s(-)$ ,  $\Delta m_s(+)$ 이고 적절한 의미소의 경향을 찾기 위한 시스템의 각 질문에 대해 슈퍼바이저는 YES, NO, OPPOSITE이라는 3 가지의 대답을 할수 있다. 각 답변의 의미를 Table. 1에서 설명한다.

Table. 1 답변의 의미

언어 지시	내용
YES	질문한 의미소 경향 선택
NO	질문한 의미소와는 무관
OPPOSITE	질문한 의미소의 반대 경향 선택

(예) 의미소의 선택 과정

SYS: 상승시간을 감소( $\Delta m_R(-)$ )시킬까요?  
SV : NO(질문한 의미소와는 관계가 없다.)

SYS: 오버슈트를 감소( $\Delta m_s(-)$ )시킬까요?  
SV : YES(질문한 의미소의 경향을 선택 한다.)

SYS: 정상상태( $\Delta m_s(+)$ )를 개선할까요?  
SV : YES(질문한 의미소의 경향을 선택한다.)

위의 언어 지시는 의미소에 의해

$$L_i = (\Delta m_s(-) \text{ and } \Delta m_s(+)) \quad (3)$$

로 해석된다. ◆

의미소의 평가 규칙은 단일 입출력 퍼지 추론 기관으로 구성된다. 이는 대화를 통해 선택되어진 의미소에 따라 기본 지식의 평가 규칙 구성지식을 사용하여 원시 규칙(Primitive Rule)의 후진

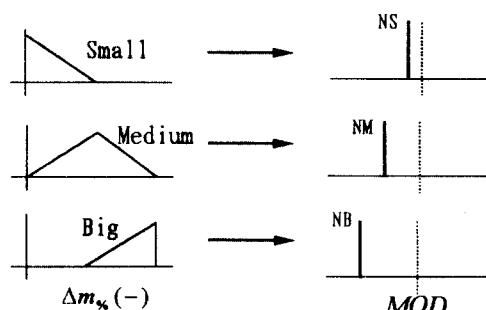


Fig. 3 선택된 의미소에 대한 평가 규칙 구성 예

부 수정치  $MOD$  (MODified value)를 결정해 주는 역할을 수행한다. 예를 들어 위의 과정을 통해 채택된  $\Delta m_{\%}(-)$  (Overshoot 감소)는 Fig. 3과 같은 평가 규칙을 갖는다. 평가 규칙은 퍼지 추론을 위한 조건 문으로 규칙화 되어진다.

- (1) If  $\Delta m_{\%}(-)$  is small, then  $MOD$  is  $NS$
- (2) If  $\Delta m_{\%}(-)$  is medium, then  $MOD$  is  $NM$
- (3) If  $\Delta m_{\%}(-)$  is big, then  $MOD$  is  $NB$

위와 같은 형식으로 각각의 선택되어진 의미소에 대한 평가 규칙을 설정한다. 각 의미소들의 실제 물리적인 범위를 결정하는 것은 일반적인 2차의 다이나믹 시스템의 단위 계단 응답을 예상하여  $m_s$ 의 경우 [0 20(%)],  $m_k$ 의 경우 [0 2(sec)]  $m_s$ 는 정상상태시의 오차들을 입력으로 하여 [0 0.1]내의 삼각형 퍼지 변수를 취한다.

선택되어진  $m_{\%}(-)$ 의 의미소를 가지고 슈퍼바이저의 언어 지시에 대한  $MOD$  값을 결정하기 위해 다이나믹 시스템의 퍼센트 오버슈트 (%OS)를 입력으로 하여 다음과 같이 결정한다.

$$\mu_{WFS}(MOD) = \min(\mu_{m_{\%}(-)}(\%OS), \mu_{FS}(MOD))$$

$$MOD = \frac{\sum_{k=1}^n MOD(\mu_{WFS}(MOD))}{\sum_{k=1}^n (\mu_{WFS}(MOD))}$$

여기서,  $\mu_{FS}(MOD)$ 는 평가 규칙 후전부의 퍼

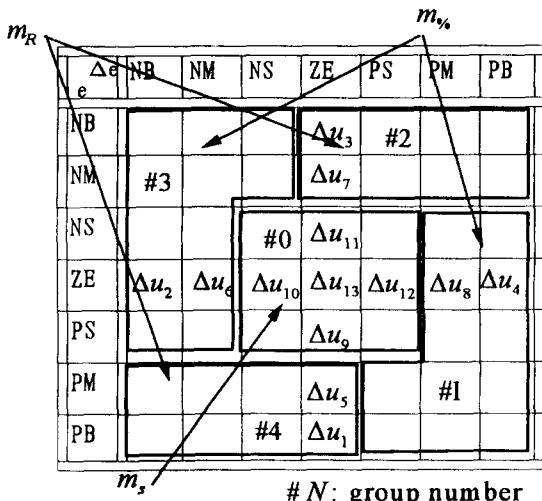


Fig. 4 규칙 수정을 위한 테이블

Table. 2 각 규칙에 대한 가중치

	적용 Group	$\Delta u_i$	$W_i$
$W_R$	#2, #4	2, 4	1
		6, 8	0.2
$W_S$	#1, #3	1, 3	1
		5, 7	0.2
$W_S$	#0	9, 10	1
		11, 12	1

지 단일 값(Singleton)을 의미하며,  $\mu_{WFS}(MOD)$ 는 전진부와 후진부의 추론결과에 의해 결정되어진 소속 정도로 정의한다.

평가규칙으로부터 결정된 평가치  $MOD$ 는 원시 규칙으로 구성된 퍼지 논리 제어기의 후진부를 수정한다. PI-type 퍼지 제어기를 사용 할 경우 일반적인 다이나믹 시스템의 응답을 분석하여 생성한 13개의 원시 규칙을 Fig. 4에 보이고 시스템의 응답을 대표하는 5개의 규칙집단(Rule group)을 결정한다[5,6]. 각각의 선택되어진 의미소에 대한  $MOD$ 들은 슈퍼바이저의 언어 지시와 관련이 있는 규칙에 적용되어진다. 의미소와 관련이 있는 각 규칙 집단의 선택은 제어기 설계자의 지식과 경험을 통해 다른 방법으로 결정될 수 있으며 본 논문에서는 시스템의 응답 결과 및 시스템의 상태 오차와 오차의 변화율에 대한 제어 입력의 변화를 면밀히 검토하여 Fig. 4와 같이 설정하였다.

$$m_R: \text{Rule}\{\#2, \#4\},$$

$$m_{\%}: \text{Rule}\{\#1, \#3\},$$

$$m_s: \text{Rule}\{\#0\}$$

Table. 2로부터 규칙에 적합한 가중치( $W_i$ )를 이용하여 원시 규칙 후진부의 이동값(Shifting Value)을 생성한다. 본 논문에서 결정한 각 의미소에 대한  $W_R$ ,  $W_{\%}$ ,  $W_s$ 를 Table. 2에 나타내고 있다. 의미소  $\Delta m_{\%}(-)$ 의 경우  $W_{\%}$ 는  $\Delta u_1, \Delta u_3 = 1$ ,  $\Delta u_4, \Delta u_6 = 0.2$ 이다. 최종적으로 원시 규칙의 후진부는 식 (2)에 의해 수정된다.

### 3. 시뮬레이션 및 결과의 고찰

#### 3-1. 시뮬레이션 대상 시스템 및 원시 제어 규칙

본 연구에서는 LBL을 2차의 다이나믹 시스템인 서보 모터에 적용하고 시뮬레이션에 의해 유효성을 검증한다. 서보 모터 시스템은 캐나다의 피드백에서 만들어진 MS-150 DC 서보 모터이며 디지털 제어기를 제외한 DC 서보 모터의 시스템 전달함수는 식 (4)으로 표현되고 샘플링 주기는 10ms로 한다.

$$G_p(s) = \frac{19.004}{s(s+4.6689)} \quad (4)$$

식 (4)의 DC 서보 모터를 제어하기 위한 PI-type 퍼지 제어기는 다음과 같이 구성한다.

*if  $e$  is [Linguistic value] and  $\Delta e$  is [Linguistic value] then  $\Delta u$  is [Linguistic value]*

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$$

모든 입출력 변수에 대한 언어값(Linguistic value)은 7개의 퍼지 소속 함수로 결정하고 제어 시스템의 응답을 분석하여 13개의 원시 규칙을 결정한다[7,8]. 시뮬레이션을 위해 사용된 전건부와 후건부의 소속 함수 및 구성된 퍼지 제어 규칙은 Fig.5, Fig.6과 같으며 퍼지 규칙의 예는 다음과 같다

$e$	$\Delta e$	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB					r3			
NM					r7			
NS					r11			
ZE	r2	r6	r10	r13	r12	r8	r4	
PS					r9			
PM					r5			
PB					r1			

규칙 번호	r1	r2	r3	r4	r5	r6	r7	r8
Singleton value	0.7	-0.6	-0.6	0.36	0.4	-0.4	-0.5	0.36
규칙 번호	r9	r10	r11	r12	r13			
Singleton value	0.2	-0.3	-0.3	0.14	0.0			

Fig. 5 원시 제어 규칙

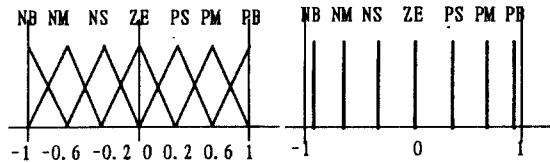


Fig. 6  $e$ ,  $\Delta e$  및  $\Delta u$ 에 대한 소속함수

Table. 3 퍼지 제어기의 Truncation Level 및 Scaling Factor

	Truncation Level	Scaling Factor
$e$	[-0.5 0.5]	2
$\Delta e$	[-1 1]	1
$\Delta u$	[-1 1]	3

- $e$  is PB and  $\Delta e$  is ZE then  $\Delta u$  is PB
- $e$  is ZE and  $\Delta e$  is PB then  $\Delta u$  is PM
- $e$  is NB and  $\Delta e$  is ZE then  $\Delta u$  is NB

다이나믹 시스템의 PI-type 퍼지 제어기의 입출력 변수는 실제 물리적인 값들의 Truncation Level을 통해 전체 집합으로 표현되며 각 입출력 제어 이득 Scaling Factor들에 의해 퍼지화 및 디퍼지화 된다. 본 논문에서 사용한 Truncation level 및 Scaling Factor들을 Table. 3에 상세히 나타낸다.

#### 3.2 슈퍼바이저의 언어 교시에 따른 학습 및 시뮬레이션 결과 분석

원시 규칙에 의한 시스템의 응답은 큰 오버슈트 및 정상상태 오차가 존재함을 보인다(Fig. 7). 본 시뮬레이션에서는 1회의 학습에서 이들 성능이 개선됨을 확인하였다.

##### 1. 학습 1회(오버슈트와 정상상태의 개선)

슈퍼바이저의 언어 지시는 의미소를 통해 다음과 같이 해석되어진다.

$$L_1 = (\Delta m_s(-) \text{ and } \Delta m_s(-))$$

언어 지시에 의한 수정 규칙은 Table. 4과 같다. 이 수정된 규칙에 의한 시뮬레이션 응답 결과는 오버슈트와 정상상태 특성이 크게 개선되었음을 보인다(Fig. 7).

Table. 4 학습 1회 후 수정규칙

규칙 번호	r1	r2	r3	r4	r5	r6	r7	r8
Singleton value	0.7	-0.7	-0.6	0.6	0.4	-0.5	-0.5	0.5
규칙 번호	r9	r10	r11	r12	r13			
Singleton value	0.2	-0.2	-0.2	0.2	0.0			

Table. 5 학습 2회 후 수정규칙

규칙 번호	r1	r2	r3	r4	r5	r6	r7	r8
Singleton value	1.0	-1.0	-1.0	1.0	0.7	-0.9	-0.9	0.9
규칙 번호	r9	r10	r11	r12	r13			
Singleton value	0.1	-0.1	-0.1	0.1	0.0			

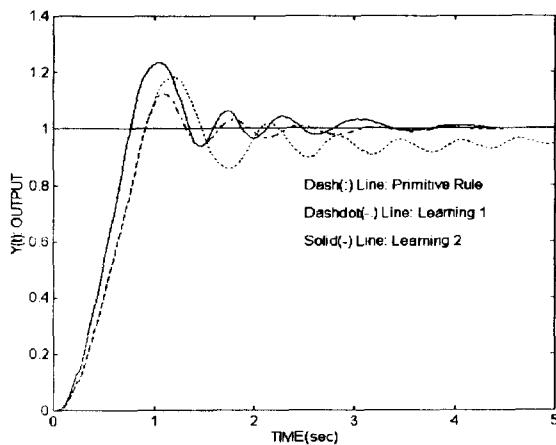


Fig. 7 학습후 시스템 응답 결과

## 2. 학습 2회(상승시간의 개선)

제 2회 학습에서는 상승시간 의미소의 성능을 확인하였다. 슈퍼바이저의 언어 지시는 의미소를 통해 다음과 같이 해석되어진다.

$$L_2 = (\Delta m_R(-))$$

언어 지시에 의한 수정 규칙은 Table. 5와 같다. 이 수정된 규칙에 의한 시뮬레이션 응답 결과는 상승시간이 크게 감소 되었음을 보인다 (Fig. 7).

## 4. 결 론

인간의 합리적인 언어 지시를 바탕으로 한 새로운 퍼지 학습 알고리즘 LIBL을 구축하여 다이나믹 시스템의 학습 제어에 적용하였다. 본 논문에서는 다이나믹 시스템을 위한 의미소로 상승시간, 오버슈트, 정상상태를 제안하였으며 원시 규칙의 수정을 위한 평가 규칙을 제시하였다. 시뮬레이션 결과 제안된 알고리즘은 슈퍼바이저의 언어 지시를 이해하여 이에 부합된 응답 결과를 내줌을 확인하였다. 이는 LIBL이 서보기구와 같은 다이나믹 시스템의 퍼지 제어 규칙 생성에 사용될 수 있는 유용한 방법임을 의미한다. 그러나 본 연구 결과가 보다 실용적인 도구가 되기 위해서는 몇 가지 해결되어야 할 과제가 남아 있다.

첫째, 시뮬레이션이 아닌 하드웨어와의 직접 연결을 통한 실제적 학습이 이루어져야 한다. 이를 위하여 현재 Hardware-in-the-loop 퍼지 학습 시스템이 구성중에 있다. 둘째, 다양한 형태의 시스템이 요구하는 모든 성능을 만족시키기 위해선 제어 규칙의 수를 늘릴 필요가 있다. 따라서 현재 사용된 제어 규칙의 한계를 파악하고 그 한계를 극복하여 적절한 제어 규칙을 새로 생성해 내는 방향으로 알고리즘이 발전되어야 한다.

## References

- [1] Z.-Y. Zhao and M. Tomizuka and S. Isaka, "Fuzzy Gain Scheduling of PID Controllers," IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics., vol.23, No.5, pp 1392-1397, 1993.
- [2] Li-Xin Wang, Adaptive Fuzzy Systems and Control, PTR Prentice-Hall, Inc, 1994.
- [3] G.K. PARK and M. SUGENO, "Learning Based on Linguistic Instruction Using Fuzzy Theory," J.of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems, vol.4, No.6, pp. 1164-1181, 1992.
- [4] G.K. PARK and M. SUGENO, "An Approach To Linguistic Instruction Based Learning," International J. of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, vol.1, No.1, pp.1956 1993.
- [5] Dimiter. Driankov, An Introduction to Fuzzy Control, Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 1993.
- [6] M. SUGENO, Fuzzy Control, Nikkan Kogyo shinbunsha, 1988.
- [7] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control System Fuzzy Logic Controller-Part I, II," IEEE Trans. Syst Man and Cybernetics., vol.20, No.2, pp 404-435, 1990.
- [8] M. SUGENO (Ed.), Industrial Applications of Fuzzy Control, Amsterdam, North-Holland, 1988.