

제어응용을 위한 지식베이스의 구축

A Knowledge Base Construction for Control Application

金 道 星* · 李 明 鎬**
(Dosung Kim · Myoung-Ho Lee)

요 약

본 논문에서는 플랜트가 경험한 입, 출력 데이터와 그 패턴 및 제어규칙을 저장하는 지식 베이스 기반의 학습제어 방법을 제시하였다.

플랜트를 제어하는 데 필요한 지식은 시스템 운전중에 측정된 입, 출력 정보로부터 추론하여 지식 베이스에 저장되며 이 지식 베이스는 적용된 제어입력의 성능평가를 통하여 운전중에 연속적으로 개정된다. 데이터 베이스 기반의 제어를 위해 플랜트를 fuzzy modeling하고 제어규칙생성을 위한 fuzzy subset의 순환적인 통계적 결정방법을 제안하였다. 또한 결과된 지식 베이스 기반 제어 알고리즘을 프로세스에 적용함으로써 제어성능의 개선과 적절한 제어규칙의 생성을 확인하였다.

Abstract- A learning control method is proposed in this paper, using a knowledge base which contains control rules, data, and patterns of the past experience of a plant. The knowledge for plant control is retrieved from measurement data during operation and continually modified after control performance evaluation. A control method is proposed using fuzzy model of the plant and a recursive statistic decision method of fuzzy subset for control rule generation. Also, the resulting knowledge-based control algorithm has been applied to a process and its performance improvement and proper generation of appropriate control rules have been verified.

1. 서 론

경험의 지식을 사용하는 대부분의 제어기는 전

문가의 지식에 기초하여 설계된다. 그러나 제어 지식의 최적성이 불확실하거나 특정상황에서의 정보가 불충분할 때에는 플랜트 운전자의 제어행동을 모델링 할 필요가 있다. 따라서 전문가가 제공하는 지식 베이스와 시스템 자체적으로 구성하는 수치적 모델을 모두 사용하는 제어시스템이 이에 대한 한가지 해결책이 될 수 있다. L.A.Zadeh[1]가

*正 會 員 : 延世大 大學院 電氣工學科 博士課程
 **正 會 員 : 延世大 工大 電氣工學科 教授 · 工博
 接 受 日 字 : 1989年 11月 30日
 1 次 修 正 : 1990年 6月 11日

제시한 fuzzy set 이론은 언어적으로 기술되는 명제와 수치사이의 변환도구를 제공한다. 제어시스템이 갖는 정보의 불확실성과 지식의 결핍을 다루는데 이 이론은 유용하다.

제어대상을 과거의 축적된 지식을 사용하여 제어하고자 하는 시도로써 여러가지 fuzzy 모델링 방법이 제시되었다. M. Sugeno[2] 등은 최소제곱법 (least square method)을 사용하여 제어대상 플랜트의 fuzzy membership function을 결정하는데 사용하였다. 또한 Procyk과 Mamdani[3]는 제어입력 증분과 출력교정량에 대한 1단계 증분모델을 사용하여 제어규칙을 생성하였으며 Li와 Lau[4]는 미리 플랜트 변수들의 범위를 알고 있다는 가정하에서 fuzzy 함수를 포로써 구성하고 서어보 모터의 위치제어에 응용하였다. 그러나 이들의 방법은 수치적 최소화 방법을 쓰는 지나친 계산의 복잡성과 [2] 간단화된 모델로 인한 오차[3] 또는 기지의 플랜트 지식이 요구되는 등의 문제점을 포함하고 있다. 예를들면 제어규칙을 생성하기 위해서는 플랜트 변수들의 범위에 대한 지식이 필요하였다 [4].

여기에 인간의 결정과정에 더욱 유사한 모델링의 한 시도로, F. van der Rhee[5] 등은 데이터 베이스기반의 fuzzy model을 사용하여 특정 입력에 대한 프로세스의 출력을 예측하는데 사용하였다.

본 논문에서는 Rhee 등의 방법을 적용하여 얻은 플랜트의 모델을 사용하여 기준출력에 대한 제어입력을 추론하는 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘을 통하여 제어입력의 계산에 데이터 베이스와 규칙 베이스를 모두 사용할 수 있으며 on-line으로 제어규칙을 생성 및 개정할 수 있다. 또한 기존의 fuzzy control 응용에서 문제되었던 실제 플랜트의 변수범위들을 미리 선정하지 않고 실험 수행(또는 최초 수행)중에 순환적인 방법으로 알아내어 이후의 수행에서 fuzzy set을 정의할 수 있는 방법을 제시하였고 실험을 통해 그 가능성을 보였다. 그리고 기존의 전문가의 제어지식과 시스템 운전중에 얻은 제어지식을 규칙의 형태로 표현한 규칙 베이스를 제어에 응용하는 과정을 보였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 전체적인 제어시스템은 데이터 베이스와 제어규칙 베이스를 중심으로 구성한다. 제어입력은 평가과정을 통하여 규칙화하고 플랜트 변수들의 범위에 대한 기지의 지식이 없을 때 제어규칙생성을 위한 각각의 변수영역 subset의 간단한 통계적 결정방법을 제안한다. 최종적으로 결과된 지식 베이스 기반 제어시스템의 성능에 관하여 검증한다.

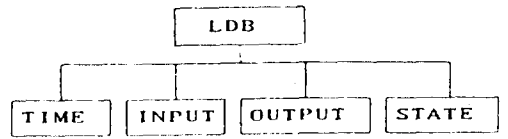


그림 2.1 학습 데이터베이스 구성
Fig. 2.1 Construction of learned database

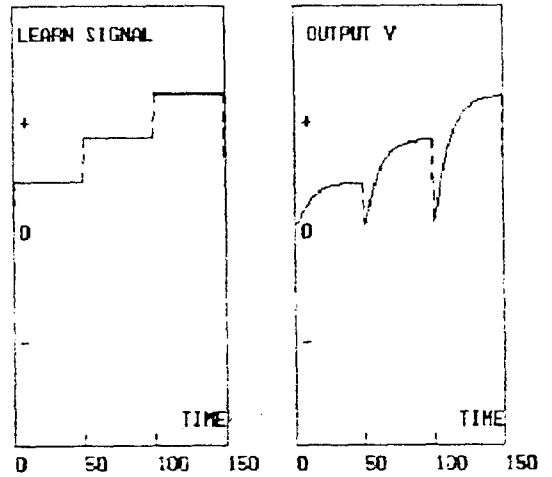


그림 2.2 학습신호와 플랜트 출력
Fig. 2.2 Learning signal and plant output

2. 플랜트 모델 구성

1) 데이터 베이스 구축

어떤 플랜트의 입력과 출력이 기록된 데이터 베이스로부터 패턴매칭(pattern matching)을 통해 다음 출력을 예측하는 과정은 경험의 응용이라고 할 수 있다. 어떤 새로운 상황에서 출력을 정확히 예측하려면 여러가지 가능한 상황에 대한 다양한 입력과 출력의 경험이 기록되어 있어야 한다.

일정시간대에 걸쳐 플랜트에 여러가지 시험입력을 가하고 대응되는 입력과 출력의 샘플열(sample train)을 데이터 베이스에 기록한다. 데이터 베이스는 다음과 같은 구조로 구성한다.

그림 2.1에서 TIME은 입력(INPUT)과 출력(OUTPUT)을 샘플링한 시각이며 STATE는 출력의 패턴을 규정하는 정보이다. 여기서 LDB는 N개의 샘플쌍을 갖는 데이터 베이스로 구성한다.

2) 학습신호

다양한 출력의 변화양상을 나타내는 학습신호를 플랜트에 가해야만 모델의 정확도를 유지할 수 있

게 된다. 현재 완전한 의미의 학습신호 선정에 대한 이론이 확립되어 있지 않으며 금후의 연구가 더 필요한 과제이다. Rhee등은 여러가지 상이한 값을 갖는 계단 입력을 학습신호로 선정하여 비교적 만족스럽게 플랜트의 출력을 예측하는데 사용할 수 있음을 보였다. 본 논문에서는 3개 준위를 갖는 계단입력을 가하여 입력과 출력의 샘플을 측정, 기록하였다.

3. 제어입력의 결정

3.1 데이터 베이스로부터의 결정

일단 학습 데이터 베이스가 구성되어 있으면 매 샘플링시간마다 모델은, 데이터 베이스를 검색하여 실제 플랜트의 응답과 유사한 부분을 찾아내게 된다. 이러한 부분들의 정보로부터 모델은 플랜트의 기준출력 추종에 필요한 제어입력을 계산하게 된다.

1) 데이터 베이스 검색

측정 기록된 데이터 베이스의 모든 입력과 출력에 대해 거리척도를 사용하여 실제 플랜트의 응답과 유사한 부분을 검색[5]할 수 있다. 여기서는 검색을 간단히 하기위해 미리 출력의 변화형태를 제한된 pattern primitive로 기술하는 모양상태(shape state)를 정의한다.

모양상태는 그림 3.1에서와 같이 9가지로 분류된다. 모양상태를 결정하기 위해 출력의 샘플들을, 일정한 크기의 QUEUE에 넣어 시간에 따라 A, B, C의 3단계로 변화형태를 결정한다. 여기서

A	B	C	SHAPE STATE	
0	-1	-1	0	
0	-1	0	1	
0	-1	1	2	REF. : P. S.
0	0	-1	3	INCR. : 1
0	0	0	4	DECR. : -1
0	0	1	5	N. C. : 0
0	1	-1	6	
0	1	0	7	
0	1	1	8	

REF. : Reference, P. S. : Previous Step
 INCR. : Increased, DECR. : Decreased
 N. C. : No Change

그림 3.1 모양상태의 정의
 Fig. 3.1 Definition of the shape state

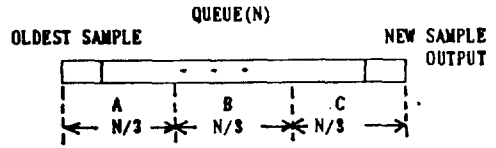


그림 3.2 상태결정 큐
 Fig. 3.2 Queue for shape state decision

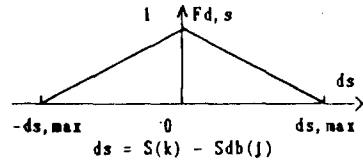


그림 3.3 유사도 퍼지함수 $F_{d,s}$
 Fig. 3.3 Similarity fuzzy function $F_{d,s}$

QUEUE는 단지 데이터 베이스의 대략적인 탐색을 위한 것이므로 그 크기의 선택은 경험에 의존한다. 경험적인 지식이 배제된 상태를 가정한다면 QUEUE의 크기는 3이 되며 이 경우는 모든 출력 샘플들을 순서적으로 데이터 베이스와 비교하게 된다. 기준인 A구간을 0으로 하여 QUEUE의 3분할당 영역의 각각의 적분값을 전 구간의 값과 비교함으로써 상태를 판정한다. 그림 3.2는 상태결정 QUEUE를 나타낸다.

위에서 정의된 상태를 사용하여 데이터 베이스에 저장된 신호 응답의 상태와 실제 플랜트의 신호 상태를 비교함으로써 유사부분을 검색한다. 그림 3.3에서 정의한 상태오차 ds 에 대하여 다음과 같은 표준화된 함수 $F_{d,s}$ 를 정의한다.

$$\text{즉, } F_{d,s} : R \rightarrow [0,1]$$

여기서 $F_{d,s}$ 는 시각 k 에서 실제 플랜트의 특성을 나타내는 상태 $S(k)$ 와 시각 j 에서 기록된 데이터 베이스의 응답특성 상태 $Sdb(j)$ 의 유사도를 나타낸다.

이때 퍼지모델(fuzzy model)의 차수를 n 으로 가정하면 n 개의 샘플로 이루어진 열에 대한 유사도는 식(3.1)과 같이 정의할 수 있다.

$$\text{Sim}(k,j) = \prod_{i=1}^n (F_{d,s}(ds(k-i+1, j-i+1))) \tag{3.1}$$

hence $\prod_{i=1}^n X_i = X_j$, such that $X_j \leq X_i$ for all integer $j, i \in [1, n]$

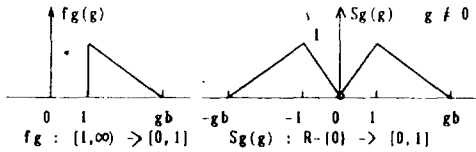


그림 3.4 선형상수에 따른 유사도의 하중결정함수 fg, sg

Fig. 3.4 Similarity weight decision function with respect to linear factor g

2) fuzzy model로부터의 제어입력 계산

위에서 계산된 m 개의 유사도 ($Sim(k, j_i) > 0, i = 1, m$)로부터 제어입력은 식(3.2)와 같이 구할 수 있다.

$$U_c(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^m Sim(k, j_i) * Udb(j_i)}{\sum_{i=1}^m Sim(k, j_i)} \quad (3.2)$$

3) 선형상수를 고려한 제어입력 교정

선형 및 비선형 플랜트를 포괄하는 제어 시스템의 경우에 응답특성의 유사도는 데이터 베이스의 패턴모양만을 고려한 것이므로 실제 응답의 크기를 계산하기 위해서는 선형상수 g 를 계산하여야 한다. 선형상수 g 는 다음과 같이 정의된다[5]. 데이터베이스에 식(3.3)과 같이 근사적 선형 프로세스가 기록되어 있다고 가정하자.

$$y(k+1) = b_0 u(k) + b_1 u(k-1) + \dots + b_{n-1} u(k-n+1) - a_0 y(k) - a_1 y(k-1) - \dots - a_{n-1} y(k-n+1) \quad (3.3)$$

이때 이와 유사도가 같은 실제응답의 프로세스는 식(3.4)와 같이 기술된다.

$$gy(k+1) = b_0 gu(k) + b_1 gu(k-1) + \dots + b_{n-1} gu(k-n+1) - a_0 gy(k) - a_1 gy(k-1) - \dots - a_{n-1} gy(k-n+1) \quad (3.4)$$

따라서 데이터 베이스에서 유사도가 같은 부분이 여럿 발견되었을 때 각각의 유사도에 선형상수의 값에 따른 하중(weight)을 줄 필요가 있다. Rhee[5]가 제시한 다음과 같은 fg 를 사용하여 유사도 ($S(k, j_i), i = 1, m$)들에 각각 $Sg(g_i)$ 의 하중을 정의한다.

비선형 프로세스인 경우를 고려하여 g 는 식(3.5)와 식(3.6)으로 제한된다.

$$즉 \ 1/gb \leq |g| \leq gb ; \ gb \geq 1$$

$$fg(1) = 1$$

$$fg(g) = 0 \text{ for } g > gb, \quad (3.5)$$

$$(x < y | fg(x) \geq fg(y), (\forall x, y \in [1, \infty)))$$

$$Sg(g) = \begin{cases} fg(1/|g|), & |g| < 1 \\ 1, & |g| = 1 \\ fg(|g|), & |g| > 1 \end{cases} \quad (3.6)$$

이상의 하중을 고려하여 실제의 제어입력은 식(3.7)과 같이 교정된다.

$$U(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^m S(k, j_i) * Sg(g_i) * g_i * Udb(j_i)}{\sum_{i=1}^m S(k, j_i) * Sg(g_i)} \quad (3.7)$$

3.2 규칙 베이스로부터의 결정

규칙 베이스의 각 제어 규칙은 플랜트의 오차 ($error = Y_{ref} - output$)와 출력의 변화분 ($change = Y(k) - Y(k-1)$), 그리고 이때 플랜트에 적용할 입력증분 ($du = U(k) - U(k-1)$)을 나타내는 fuzzy subset E, C, U 를 기술한다. 플랜트가 추종할 기준 출력과 현 출력으로부터 오차와 출력변화분을 측정하게 되면 모델은 이들 데이터를 5장에서 다루게 될 방법으로 fuzzy subset 영역으로 변환하고 이를 key로 하여 규칙 베이스로부터 입력 증분량을 규정하는 규칙을 찾게된다. 우선 규칙 베이스 내부에 제어규칙이 존재한다고 가정하자.

1) 검색과 제어입력 계산

제어규칙 베이스는 다음과 같은 구조로 구성된다.

그림 3.5에서 μ 는 해당 규칙 $E * C * U$ 의 신뢰도를 나타내는 값으로 $0 \leq \mu \leq 1$ 의 범위를 갖는다. 현재의 규칙 베이스에서 $E * C$ 를 key로하여 발견된 r 개의 $U_i (i = 1, r)$ 로부터 제어입력 증분 ur 은 식(3.8)과 같이 계산된다.

$$i = 1, r$$

$$uj : \mu(uj \in U_i) = 1$$

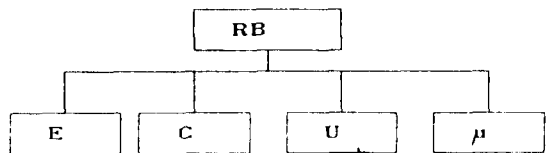


그림 3.5 규칙베이스의 구조
Fig. 3.5 A structure of the rule base

$$\mu_j : E * C * U_i \text{ with } \mu_j$$

$$ur = \frac{\sum_{j=1}^r u_j * \mu_j}{\sum_{j=1}^r \mu_j} \quad (3.8)$$

여기서 u_j 는 입력중분의 fuzzy subset U_i 에 속한 실입력중분들중 membership degree(μ)가 최대 1인 값을 선택한다. 그리고 μ_j 는 발견된 규칙의 신뢰도이다.

또한 이때 발견된 규칙들의 index는 나중의 성능평가를 거쳐 개정하기 위해 성능 데이터 베이스에 저장한다.

4. 성능평가

데이터 베이스 또는 '규칙 베이스'로부터 구하여 적용된 제어입력의 성능을 평가하기 위해 다음과 같은 데이터 구조 (PB)를 정의한다.

성능평가 데이터구조내에는 어느 시각의 플랜트 상황과 적용된 제어입력, 발견된 제어규칙, 그리고 일정평가 기간후에는 그 결과가 기록된다.

1) 평가지표 $\overline{E_x}$ 와 $\overline{C_x}$ 의 정의

일정시점에서 적용된 제어입력의 성능을 평가하기 위해 일정기간의 출력오차와 출력 변화분을 고

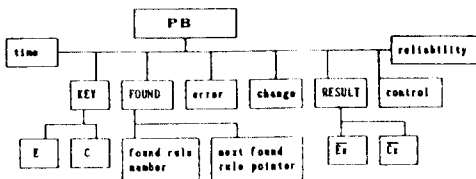


그림 4.1 성능평가 데이터 베이스 구조
Fig. 4.1 A structure of the database for performance evaluation

표 4.1 C_x 의 평가표
Table 4.1 Table for evaluation of C_x

		C						
		-3	-2	-1	0	1	2	3
E	-3	1	0.8	0.6	0	0	0	0
	-2	0.8	1	0.8	0.6	0	0	0
	-1	0.6	0.8	1	0.8	0	0	0
	0	0	0.6	0.8	1	0.8	0.6	0
	1	0	0	0	0.8	1	0.8	0.6
	2	0	0	0	0.6	0.8	1	0.8
	3	0	0	0	0	0.6	0.8	1

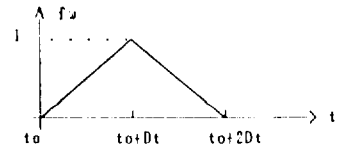


그림 4.2 성능평가 하중 퍼지 집합
Fig. 4.2 Fuzzy set for performance evaluation

려한다.

적용시점으로부터 D_t 의 지연시각에서 측정된 오차의 변화분에 대한 하중을 첨두로 하는 그림 4.2와 같은 평가하중 fuzzy set f_w 를 정의한다.

이때 평가지표는

$$\overline{E_x} = \frac{\sum_{t_k=t_0}^{t_0+2D_t} f_w(t_k) \text{error}(t_k)}{\sum_{t_k=t_0}^{t_0+2D_t} f_w(t_k)} \quad (4.1)$$

$$\overline{C_x} = \frac{\sum_{t_k=t_0}^{t_0+2D_t} f_w(t_k) \text{error}(t_k)}{\sum_{t_k=t_0}^{t_0+2D_t} f_w(t_k)} \quad (4.2)$$

와 같이 된다. 여기서 $\overline{E_x}$ 와 $\overline{C_x}$ 는 각각 일정시점의 제어입력이 발생시킨 현 평가시점에서의 오차와 출력변화분을 대표한다고 볼 수 있다.

2) 성능 평가 기준

오차와 출력변화분에 대한 다음의 두 가지 조건을 정의한다.

조건1: 제어입력 적용시점은 t_0 , PB[t_0].error는 t_0 시점에서 성능평가구조의 오차 field에 기록된 오차값일때

$$DE = |PB[t_0, \text{error}] - \overline{E_x}| \geq 0 \quad (4.3)$$

조건2: 오차와 출력변화분에 대한 fuzzy subset E와 C를 정의역으로 갖고 그 값이 표 4.1로 주어지는 함수를 $C_x \text{perfm}(E, C)$ 으로 정의하자.

표 4.1로 주어지는 $C_x \text{perfm}$ 은 특정 시각에서의 출력 오차와 이때의 출력변화분에 대한 fuzzy subset들의 관계를 평가한다. 예를들면 오차의 fuzzy subset $E=0$ 일때 출력변화분의 fuzzy subset $C=0$ 이라면 이는 적절한 제어상황으로 평가되므로 이때의 값을 최대 1로 준다. 만약 $E=3$ 이라면 기준 출력에 현저하게 미달한 경우이므로 이때 바람직한 출력변화분의 fuzzy subset은 $C=3$ 이 되어야 기준 출력에 빨리 도달할 것이다. 이러한 의미의 $C_x \text{perfm}$ 을 통하여 바람직한 E와 C의 조합을 정의함으로써 적용된 제어 입력의 성능을 평가할 수 있게 된다. 이때 조건 2는

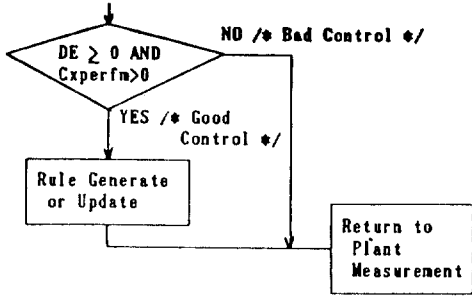


그림 4.3 제어입력 평가 이후의 과정
 Fig. 4.3 Procedures after the evaluation of Control Input

$$Cxperfm(E1, C_x) > 0 \quad (4.4)$$

여기서 $E1$ 은 to 시점에서 측정된 오차의 fuzzy subset이고 C_x 는 \bar{C}_x 의 fuzzy subset이다. 상기의 조건 1은 오차가 줄어드는 여부에 관한 기준이며 조건 2는 원인 상황에 대해 출력변화의 방향에 대한 평가기준이 된다. 조건 1과 조건2의 논리값이 결정되면 다음 그림 4.3과 같이 제어 입력과 적용 시점의 상황을 규칙화하고 그림 6.1에서의 플랜트의 출력을 측정하는 (sample) 단계로 돌아가 새로운 제어과정을 개시하게 된다.

5. 규칙생성 및 개정

1) 순환적인 fuzzy subset 영역의 결정

측정된 실제 데이터로부터 fuzzy subset E, C, U 를 결정하기 위해서는 플랜트 변수들의 범위를 나누어야 한다. 여기서 기존의 플랜트 지식을 요약하지 않는 순환적인 fuzzy subset 영역의 결정방법 (recursive determination of fuzzy subset range: RDFS)을 고려해 보자. 오차의 경우에 대해, 오차 절대값이 기준출력절대값 (Y_{ref})의 2%내에 머물 때를 정상상태로 정의하면 식(5.1)과 같은 기준을 세울 수 있다.

$$즉, |error(k)| \leq 0.02 * |Y_{ref}| = E_zero \quad (5.1)$$

오차절대값 평균 n 과 그 variance (Var)의 순환적인 식은 다음과같이 간단히 유도할 수 있다.

$$n(k) = n(k-1) + (|error(k)| - n(k-1)) / k, \quad k \geq 2$$

$$Var(k) = Var(k-1) + \frac{(|error(k)| - n(k))^2 - Var(k-1)}{(k-1)},$$

$$k \geq 3 \quad (5.2)$$

여기서 초기값은

$$n(1) = |error(1)|, \\ Var(2) = (|error(2)| - n(2))^2 + (|error(1)| - n(2))^2 \quad (5.3)$$

시스템응답이 식(5.1)을 만족하는 순간에 순환계산을 멈추고 평균 및 Variance를 고정한다. 이때, $E_zero = |error(k)|$ 그리고 오차절대값의 평균은 $n = n(k)$, 표준편차는 $s = \sqrt{Var(k)}$ 가 된다. 데이터 베이스로부터 구한 제어 입력을 플랜트에 가할 때 초기에는 큰 오차를 보이다가 점점 오차가 줄어들어 기준 출력에 접근하게 된다. 따라서 출력오차의 절대값들은 그 평균치에서 최대밀도를 보이고 최소값과 최대값에 근접할수록 그 밀도가 떨어지게 된다는 근사적인 가정이 가능하다. 여기서 오차절대값의 밀도함수는 그림 5.1(a)와 같이 가정할 수 있다. 그런데 제어목표가 달성되어 측정되는 오차들은 시간이 지남에 따라 식(5.1)의 E_zero 이하에서 최대밀도를 보이게 되므로 근사적으로 그림 5.1 (b)와 같이 정상 가우스 밀도함수로 가정하였다. 일단 그림 5.1(a)의 곡선의 데이터를 얻고나면 양의 오차에 대해 $E=0, E=1, E=2, E=3$ 과 같이 영역분할이 가능해진다. 음의 오차에 대해서는 양의 오차에 대해 대칭으로 간주한다면 오차의 fuzzy subset은 $E=0, \pm 1, \pm 2, \pm 3$ 과 같이

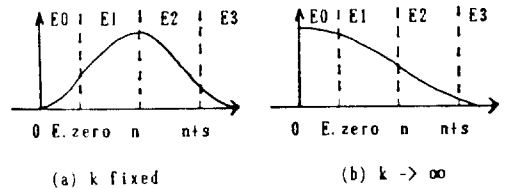


그림 5.1 절대오차평균의 밀도함수와 퍼지 집합 구분
 Fig. 5.1 Density function and fuzzy subset partition of absolute error mean

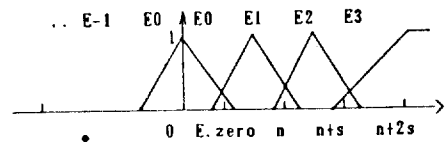


그림 5.2 오차에 대한 퍼지 멤버함수
 Fig. 5.2 fuzzy membership function for error

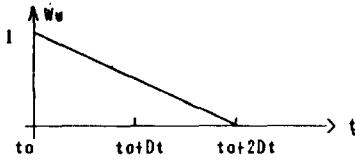


그림 5.3 제어입력결정 퍼지 집합
Fig. 5.3 Fuzzy set for control input decision

7개의 영역으로 구분할 수 있다. 출력변화분 (change)과 입력증분(du)에 대해서도 마찬가지로 C,U 각각 7개의 영역구분을 얻을 수 있다. 그리고 fuzzy membership function은 그림5.2와 같이 정의한다.

2) 규칙 생성 및 개정

두 가지 판정조건을 통과한 제어입력은 규칙생성 및 개정과정을 거쳐 규칙화한다. 현 시각보다 2Dt이전의 제어입력 적용시점 to에서의 하중을 최대값 1로하는 그림 5.3과 같은 하중함수를 정의하여 규칙화할 제어입력을 결정한다. 여기서 Dt는 시스템의 지연시간을 나타내는 fuzzy 모델의 order로 가정할 수 있으며 최적제어시스템에서와 같이 특정한 값일 필요는 없다. 본 논문에서는 과거의 제어입력에 차등적인 하중을 주는 하중함수로 2Dt 기간에 걸친 선형함수를 시험적으로 가정하였다.

$$U_f = \frac{\sum_{t=t_0}^{t_0+2Dt} Wu(t)U(t)}{\sum_{t=t_0}^{t_0+2Dt} Wu(t)} \quad (5.4)$$

Uf가 결정되면 성능데이터 구조 내의 to 시점에서 기록된 제어입력값 PB[to].control에 대한 증분 du=Uf-PB[to].control을 구하여 이를 fuzzy화 한다. 이때 규칙은 상황 E와 C에 대해 du의 fuzzy subset U로써 E*C*U로 결정한다. 이규칙을 key로 사용하여 규칙 베이스를 검색한다. 이때 똑같은 규칙이 발견되었다면 그 규칙의 신뢰도를 개정하고 그렇지 않을 경우에는 새로운 규칙을 규칙 베이스에 저장한다. 규칙의 신뢰도는 다음과 같이 결정한다. 평가지표 \bar{E}_x 의 membership이 가장 큰 오차 fuzzy subset E_x 에서의 membership degree를 μ_1 , C_x 도 마찬가지로 C_x 에서의 degree를 μ_2 , Cxperfм(E1,Cx)에서 결정된 값을 μ_c 라고 하면 새로운 규칙의 신뢰도는

$$\mu_n = \min(\mu_1, \mu_2 * \mu_c) \quad (5.5)$$

으로 결정한다. 똑같은 규칙이 이미 존재할 경우

에 새로운 신뢰도는 두신뢰도의 평균으로 결정한다. E,C,U 각각 7개씩의 fuzzy subset을 가정하였으므로 규칙베이스가 가질 수 있는 최대규칙 수는 343(=7*7*7)이 된다. 또한 모든 규칙은 유일하게 결정되며 각 규칙에 대한 새로운 정보는 신뢰도(reliability)의 개정으로 첨가된다. 본 논문에서는 신뢰도의 크기에 따른 규칙의 폐기 및 보존 방법은 고려하지 않았으나 규칙베이스의 크기를 줄이기위해서는 이러한 방법들을 사용할 필요가 있을 것이다.

6. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과고찰

1) 플랜트 선정

2차의 선형 시불변 이산시스템을 식(6.1)과 같이 선정한다.

$$X(k+1) = \begin{bmatrix} 5.32E-01 & -3.73E-02 \\ 7.46E-01 & 9.79E-01 \end{bmatrix} X(k) + \begin{bmatrix} 7.46E-01 \\ 4.12E-01 \end{bmatrix} U(k) \quad (6.1)$$

$$Y(k) = 0.05 * x_2(k)$$

2) 컴퓨터 시뮬레이션

그림 6.1은 전체적인 제어 시스템의 블록선도이다.

입력과 출력의 샘플을 얻고나면 제어기는 먼저 규칙 베이스를 검색하고 현상황에 대한 규칙이 있으면 이로부터 제어입력을 계산하게 되며 만약 규칙이 없거나 성능평가에 의해 규칙 베이스에 따른 제어가 BAD로 판정되었다면 3장에서 방법으로

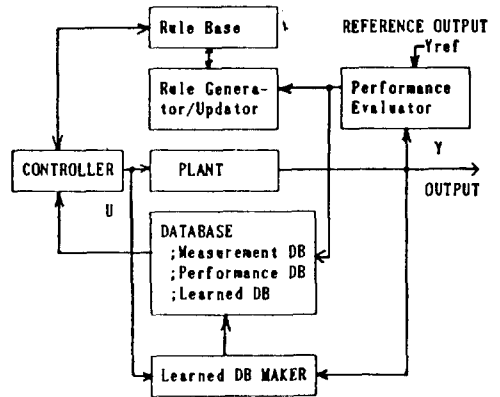


그림 6.1 구성된 지식 베이스기반 제어시스템
Fig. 6.1 Knowledge based control system

표 6.1 처음 실행후의 생성규칙과 퍼지영역 데이터

Table 6.1 Rules and statistics after first run

RULES	NUMBER	E*C*U	RELIABILITY
	1	0*0*1	9.171E-01
	2	-1*0*0	1.912E-01
LINEAR FACTOR g	2.000		
STATISTICS	ERROR	CHANGE	DU
mean	7.589E-01	4.249E-02	4.461E-02
std. dev.	6.163E-01	2.348E-02	1.426E-01
zero	4.000E-02	8.892E-03	1.509E-03

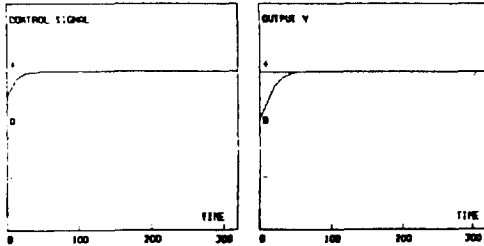


그림 6.2 계단 기준출력에 대한 제어입력과 출력
Fig. 6.2 Control input and plant output for step reference(first run)

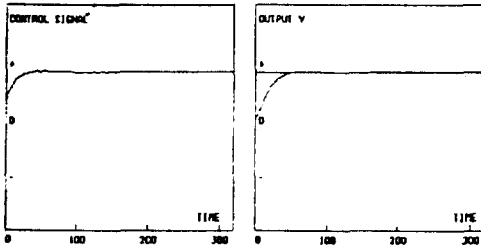


그림 6.3 두 번째 실행 결과
Fig. 6.3 Results for step reference after second run

학습 데이터 베이스에 기초하여 제어입력을 계산하게 된다.

실험 1 : $Y_{ref}=2$ 인 계단기준 출력

실험 2 : 실험 1에서 얻은 규칙 베이스를 초기 규칙 베이스로 사용하여 $Y_{ref}=3$ 일때 실행한다. 이때 첫번째 규칙 베이스에 $Y_{ref}=2$ 를 기억시킴으로써

$$\text{scale factor } sk = Y_{ref}(\text{new}) / Y_{ref}(\text{old}) \quad (6.2)$$

를 사용하여 reference값의 변동에 상관없는 규칙

표 6.2 두 번째 실행후의 생성규칙

Table 6.2 Rules after second run

RULES	NUM BER	E*C*U	RELIABILITY
	1	0*0*1	9.171E-01
2	-1*0*0	1.611E-01	
3	3*0*3	4.593E-01	
4	3*1*3	3.470E-01	
5	3*2*3	2.340E-01	
6	3*3*3	6.010E-01	
7	2*3*3	3.379E-01	
8	2*2*2	6.057E-01	
9	1*2*2	8.507E-01	
10	1*1*2	2.230E-01	
11	1*1*-1	7.390E-01	
12	0*1*2	7.495E-01	
13	-1*0*-1	1.349E-01	
14	-1*0*-1	1.296E-01	

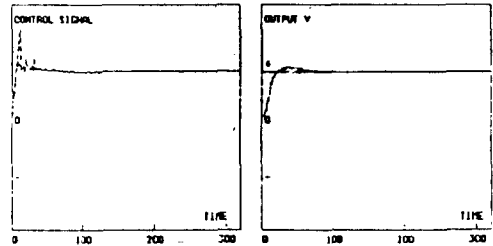


그림 6.4 실험 2의 실행 결과
Fig. 6.4 Results of second experiment

베이스를 생성할 수 있다.

3) 결과 고찰

단위 계단파형의 입력에 대한 플랜트 출력은 그림 2.2와 같다. 이 그림의 150쌍의 입·출력 데이터로 구성된 학습 데이터 베이스를 가지고 크기가 2인 계단파형을 기준 출력으로하여 플랜트를 제어한 실험 1의 첫번째 실행 결과는 그림 6.2와 같이 나타난다. 소용량의 학습 데이터 베이스임에도 비교적 양호한 추종결과를 얻었다.

이 첫번째 실행(RUN) 결과로 생성된 규칙 및 퍼지영역 결정을 위한 데이터는 표 6.1과 같다.

그림 6.3과 표 6.2는 첫번 실행결과를 이용한 두번째 실행의 입·출력 및 생성 규칙을 각각 나타낸다. 또한 $Y_{ref}=3$ 인 경우 표 6.2의 규칙 베이스를 초기 규칙 베이스로 사용한 실험 2의 입·출력 결과를 그림 6.4에 보인다. 여기서 과도상태의

제어입력 진동과 상승시간의 감소를 관찰할 수 있다. 관찰되는 오차는 데이터베이스의 용량과 학습 신호의 제한이 그 원인으로 생각되며 이는 차후의 연구과제가 될 것이다.

7. 결 론

본 논문에서는 규칙 베이스와 데이터 베이스로 구성된 지식 베이스로부터 제어입력을 구하고 또한 이를 평가함으로써 새로이 규칙 베이스를 개정 또는 확장하는 기법을 제시하여 다음과 같은 결과를 얻었다.

1. 제어대상의 데이터 베이스로부터 fuzzy set 이론을 적용하여 구한 모델은 선형, 비선형을 비롯한 다양한 플랜트의 제어에 응용될 수 있다.

2. 제안된 순환적인 fuzzy subset 영역 결정법은 규칙화에 있어서 시스템 변수의 범위에 대한 사전 지식의 필요라는 제약을 풀어주며 또한 정의한 pattern primitive로 구성된 모양상태는 데이터 베이스의 검색시간을 단축할 수 있다.

3. 시뮬레이션 결과로부터 상승시간의 감소와 적절한 제어규칙의 생성을 확인하였다. 학습기간에 얻는 데이터 베이스의 구축에 필요한 학습신호의 적절한 선정에 대한 이론 및 주기신호에 대한 지식 베이스의 구축에 대한 연구가 앞으로의 과제가 될 것이다.

참 고 문 헌

[1] L.A. Zadeh, "Making Computers Think Like People," IEEE Spectrum, pp. 26~32. August 1984.
 [2] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and its Application to Model-

ing and Control," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 15, pp. 116~132, 1985.
 [3] T.J. Procyk and E.H. Mamdani, "A Linguistic Self-Organizing Process Controller," Automatica, vol. 15, pp. 15~30, 1979.
 [4] Y.F. Li and C.C. Lau, "Development of Fuzzy Algorithms for Servo systems," IEEE Control Systems, vol. 9, No. 3, pp. 65~72, 1989.
 [5] F. van der Rhee, H.R. van Nauta Lemke, and J.G. Dijkman, "Applying fuzzy set theory to modeling processes," Proc. IFAC, vol. 6, pp. 338~343, 1987.
 [6] R.M. Tong, "Analysis and Control of Fuzzy systems using finite discrete relations," Int. J. Control, vol. 27, No. 3, pp. 431~440, 1978.
 [7] E.H. Mamdani, "Application of Fuzzy Logic to Approximate Reasoning Using Linguistic Synthesis," IEEE Trans. on Computers, vol. c-26, No. 12, pp. 1182~1191, December, 1977.
 [8] R.M. Tong, M.B. Beck, and A. Laten, "Fuzzy control of the Activated Sludge wastewater Treatment Process," Automatica, vol. 16., pp. 659~701, 1980.
 [9] J. Maiers and Y.S. Sherif, "Applications of Fuzzy Set Theory," IEEE Trans. on Systems, Man, And Cybernetics, vol. 15, pp. 175~189, 1985.
 [10] L.A. Zadeh, "Fuzzy Sets," Inf. Control, 8, pp. 338~353, 1965.
 [11] L. Ljung and T. Soderstrom, Theory and Practice of Recursive Identification, The MIT Press, 1983.