

# 지식 베이스 구축과 제어응용 (A Knowledge Base Construction and an Application to Control)

◦ 김도성, 이명호  
( Dosung Kim, Myoung-Ho Lee)

연세 대학교 전기공학과(Yonsei Univ., Dept. of Elec. Eng.)

Using the knowledge base which contains the patterns and data of the past experience of a plant, a learning control method is suggested. The knowledge for controlling a plant is stored to the knowledge base and continually modified after performance evaluation of an applied control input. The performance of the resultant knowledge based control system is examined by an application to process.

## 1. 서론

경험의 지식을 사용하는 대부분의 제어기는 인간전문가의 지식에 기초하여 설계된다. 그러나 제어지식의 최적성이 불확실하거나 특정상황에서의 정보가 불충분할 때에는 플랜트 운전자의 제어행동을 모델링 하여야 할 필요가 있다. 따라서 전문가가 제공하는 지식베이스와 시스템 자체적으로 구성하는 수치적 모델을 모두 사용하는 제어시스템이 이에대한 한 해결책이 될 수 있다. L.A. Zadeh [3]가 제시한 Fuzzy Set이론은 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 fuzzy모델링 방법이 제시되었다. M. Sugeno [7] 등은 Least Square Method를 사용하여 제어대상 plant의 fuzzy membership function을 결정하는데 사용하였다. 또한 Procyk과 Mamdani [10]는 제어입력 증분과 출력교정량에 대한 1단계 증분모델을 사용하여 제어규칙을 생성하였으며 Li 와 Lau [6]는 미리 플랜트 변수들의 범위를 알고 있다는 가정하에서 fuzzy함수를 포로써 구성하고 Servo motor의 위치제어에 응용하였다. 이들의 방법은 수치적 최소화 방법을 쓰는 지나친 계산의 복잡성 또는 간단화된 모델로 인한 오차, 기지의 플랜트 지식이 요구되는 등의 문제가 있다.

여기에 인간의 결정과정에 더욱 유사한 modeling의 한 시도도, F.van der Rhee [8] 등은 process를 fuzzy modeling하여 특정 입력에 대한 process의 출력을 예측하는데 사용하였다. 본 논문에서는 Rhee등의 방법을 적용한 plant의 model을 사용하여 기준출력에 대한 제어입력을 추론하는 algorithm을 제시한다. 또한 최종적으로 결과된 지식베이스 기반 제어시스템의 성능에 관하여 검증한다. 제어입력은 평가과정을 통하여 규칙화하고 전체적인 제어시스템은 데이터베이스와 제어규칙베이스를 중심으로 구성한다.

## 2. 모델 구성

### 1) 데이터 베이스 구축

어떤 플랜트의 입력과 출력이 기록된 데이터베이스로부터 pattern matching을 통해 다음 출력을 예측하는 과정은 경험의 응용이라고 할 수 있다. 어떤 새로운 상황에서 출력을 정확히 예측하려면 여러가지 가능한 상황에 대한 다양한 입력, 출력의 경험이 기록되어 있어야 한다.

일정시간대에 걸쳐 플랜트에 여러가지 시험입력을 가하고 대응되는 입력과 출력의 sample열을 데이터 베이스에 기록한다. 데이터베이스는 다음과같은 구조로 구성한다.

```
struct dbase {
    int    time;
    double u;
    double y;
    int    state;} LDB[N];
```

Fig.1 학습 데이터베이스(learned data base) 구성

Fig.1에서 time은 입력u와 출력y를 sample한 시각이며 state는 출력의 pattern을 규정하는 정보이다.

여기서 LDB는 N개의 sample쌍을 갖는 database가 된다.

## 2) 학습신호

다양한 출력의 변화양상을 나타내는 학습신호를 플랜트에 가해야만 model의 정확도를 기할 수 있게된다.

본 연구에서는

i) 단위계단 입력(unit step input)

ii) 사인파 입력(sine wave input)

을 각각 가하여 입력, 출력의 sample을 측정, 기록하였다.

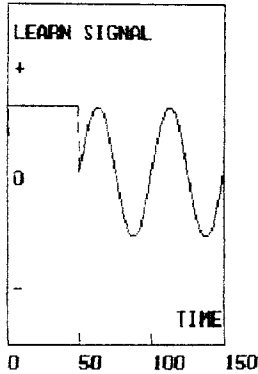


Fig. 2 학습신호(Learn Signal)

## 3. 데이터베이스로부터의 제어입력 결정

일단 학습 데이터베이스로부터가 구성되어 있으면 매 sample시간마다 모델은 데이터베이스를 검색하여 실제 플랜트의 응답과 유사한 부분을 찾아내게된다. 이러한 부분들의 정보로부터 model은 plant의 기준출력 추중에 필요한 제어 입력을 계산하게 된다.

### 1) 데이터베이스 검색

측정 기록된 데이터베이스의 모든 입력과 출력에 대해 distance척도를 사용하여 실제 플랜트의 응답과 유사한 부분을 검색 [8] 할 수 있다. 여기서는 검색을 간단히 하기 위해 미리 출력의 변화형태를 제한된 pattern primitive들로 기술하는 모양상태(shape state)를 정의한다.

A	B	C	SHAPE STATE	
0	-1	-1	0	
0	-1	0	1	
0	-1	1	2	기준 : P.S.
0	0	-1	3	증가 : 1
0	0	0	4	감소 : -1
0	0	1	5	N.C. : 0
0	1	-1	6	
0	1	0	7	
0	1	1	8	

Fig. 3 모양상태(shape state)의 정의  
P.S. : Previous Step  
N.C. : No Change

Fig. 3에서의 같이 모양상태는 9가지로 분류된다. 모양상태를 결정하기 위해 출력의 sample들을 일정한 크기의 QUEUE에 넣어 시간에 따라 A, B, C 3단계로 변화형태를 결정한다. 기준을 전 단계로 하여 QUEUE의 3분 할당 영역의 각각의 적분값을 전 상태의 값과 비교함으로써 새로운 출력 sample의 STATE를 판정한다. Fig. 4에 상태결정 QUEUE를 보인다.

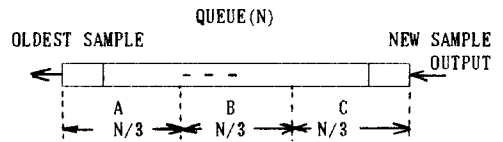


Fig. 4 상태결정 QUEUE

위에서 정의된 상태를 사용하여 데이터베이스에 저장된 신호 응답의 상태와 실제 플랜트의 신호 상태를 비교함으로써 유사부분을 검색한다. 여기서 다음과 같은 규준화된 function  $F_{d,s}$ 를 정의한다. 즉  $F_{d,s} : R \rightarrow [0, 1]$

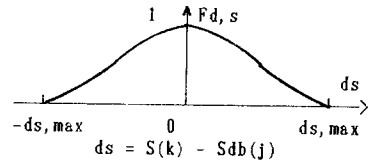


Fig. 5 fuzzy function  $F_{d,s}$

즉  $F_{d,s}$ 는 시각 k에서 실제 플랜트의 특성을 나타내는 상태  $S(k)$ 와 시각 j에서 기록된 데이터베이스의 응답특성 상태  $Sdb(j)$ 의 유사도를 나타낸다.

이때 fuzzy model의 order를 n으로 가정하면 n개의 sample 열에 대한 유사도는 다음 식으로 정의할 수 있다.

$$S(k, j) = \prod_{i=1}^n (F_{d, \text{state}}(ds(k-i+1, j-i+1))) \quad (1)$$

## 2) fuzzy model로부터의 제어입력 계산

위에서 계산된  $m$ 개의 유사도( $S(k, j_i) > 0, i=1, m$ )로부터 제어입력은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$U_c(k+1) = \frac{\sum_{j=1}^m S(k, j_i) * Udb(j_i)}{\sum_{j=1}^m S(k, j_i)} \quad (2)$$

## 3) 선형상수를 고려한 제어입력 교정

선형 및 비선형 플랜트를 포괄하는 제어 시스템의 경우에 응답특성의 유사도는 데이터 베이스의 pattern 모양만을 고려한 것이므로 실제 응답의 크기를 계산하기 위해서는 선형 상수  $g$ 를 계산하여야 한다. 또한 데이터베이스에서 유사도가 같은 부분이 여럿 발견 되었을때 각각의 유사도에 선형 상수의 값에 따른 하중(weight)을 줄 필요가 있다.

Rhee[8]가 제시한 다음과 같은  $fg$ 를 사용하여 유사도

( $S(k, j_i), i=1, m$ )들에 각각  $Sg(g_i)$ 의 하중을 정의한다.

$$\begin{aligned} fg(1) &= 1 \\ fg(g) &= 0 \text{ for } g > gb \end{aligned} \quad (3)$$

$$(x < y \mid fg(x) > fg(y), (\forall x, y \in [1, \infty]))$$

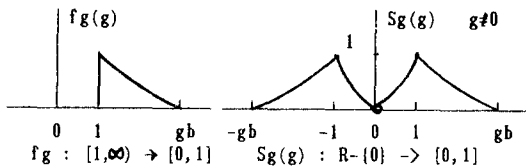


Fig. 6 선형상수에 따른 유사도의 하중결정함수  $fg, S$

$$Sg(g) = \begin{cases} fg(1/|g|), & |g| < 1 \\ 1, & |g| = 1 \\ fg(|g|), & |g| > 1 \end{cases} \quad (4)$$

이상의 하중을 고려하여 실제 제어입력은 다음과같이 교정 된다.

$$U_c(k+1) = \frac{\sum_{j=1}^m S(k, j_i) * Sg(g_i) * Udb(j_i)}{\sum_{j=1}^m S(k, j_i) * Sg(g_i)} \quad (5)$$

## 4. 규칙 베이스로부터의 제어 입력 결정

규칙베이스의 각 제어 규칙은 플랜트의 오차( $error = Yref - output$ )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. [상세한 내용은 Procyk 과 Mandani[10]]. 플랜트가 추종할 기준출력과 현 출력으로부터 오차와 출력변화분을 측정하게 되면 모델은 이들 데이터를 fuzzy subset영역으로 변환하고 이를 key로 하여 규칙 베이스로부터 입력 증분량을 규정하는 Rule을 찾게된다. 우선 규칙베이스 내부에 제어규칙이 존재한다고 가정하자.

### 1) 검색과 제어입력 계산

제어규칙 베이스는 다음과 같은 구조로 구성된다.

```

struct rulebase {
    int E;
    int C;
    int U;
    float μ; } RB[S];
    
```

Fig. 7 규칙베이스의 구조

Fig. 7에서  $\mu$ 는 해당 규칙  $E * C * U$ 의 신뢰도를 나타내는 값으로  $0 \leq \mu < 1$ 의 범위를 갖는다. 현재의 규칙 베이스에서  $E * C$ 를 key로하여 발견된  $r$ 개의  $U_i (i=1, r)$ 로부터 제어입력  $ur$ 은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} i &= 1, r \\ u_j &: \mu(u_j \in U_i) = 1 \\ \mu_j &: E * C * U_i \text{ with } \mu_j \\ u_r &= \frac{\sum_{j=1}^r \mu_j * u_j}{\sum_{j=1}^r \mu_j} \end{aligned} \quad (6)$$

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

## 5. 성능평가

데이터베이스 또는 규칙 베이스로부터 구하여 적용된 제어입력의 성능을 평가하기 위해 다음과 같은 데이터 구조를 정의한다.

```

struct performance {
    int time;
    double error;
    double change;
    KEY keys;
    FND #found;
    RSLT results;
    double control;
    float reliability; } PB[SI];

```

Fig. 8 성능평가 데이터베이스 구조

데이터 구조 performance내에는 어느 시각의 plant상황과 적용된 제어입력, 발견된 제어규칙, 그리고 일정평가 기간 후에는 그 결과가 기록된다.

1) 평가지표  $\bar{E}_x$ 와  $\bar{C}_x$ 의 정의

일정시점에서 적용된 제어입력의 성능을 평가하기 위해 일정기간의 출력오차와 출력변화분을 고려한다.

적용시점으로부터 Dt의 지연시각에서 측정된 오차와 변화분에 대한 하중을 점두로하는 Fig.9와 같은 평가하중 fuzzy set fw를 정의한다.

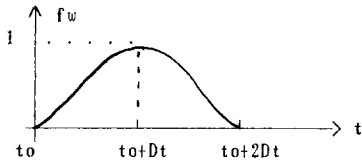


Fig.9 성능평가 하중 fuzzy set

이때 평가지표는

$$\bar{E}_x = \frac{\sum_{tk=t_0}^{t_0+2Dt} fw(tk) \text{ error}(tk)}{\sum_{tk=t_0}^{t_0+2Dt} fw(tk)} \quad (7)$$

$$\bar{C}_x = \frac{\sum_{tk=t_0}^{t_0+2Dt} fw(tk) \text{ Change}(tk)}{\sum_{tk=t_0}^{t_0+2Dt} fw(tk)} \quad (8)$$

와 같이 된다.

2) 성능 평가 기준

오차와 출력변화분에 대한 다음의 두가지 조건을 정의한다.

조건1 : 제어입력 적용시점을 to라고 하면

$$DE = |pb[to].error| - |\bar{E}_x| \geq 0 \quad (9)$$

조건2 : 오차와 출력변화분에 대한 fuzzy subset E와 C를 domain으로 갖고 그 값이 TABLE 1로 주어지는 함수를 Cxperfm(E, C)으로 정의하자.

Table 1  $\bar{C}_x$ 의 평가 TABLE

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

이때 조건2는  $Cxperfm(E1, \bar{C}_x) > 0$  (10)

여기서 E1은 t0시점에서 측정된 오차의 fuzzy subset이다.

상기의 조건1은 오차가 줄어드는 여부에 관한 기준이며 조건2는 원인 상황에 대해 출력변화의 방향에 대한 평가기준이 된다. 조건1과 조건2의 논리값이 결정되면 다음 Fig.10과 같은 과정을 계속한다.

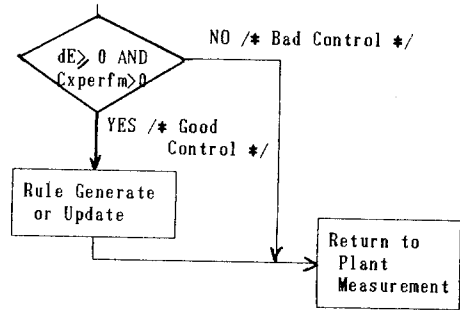


Fig.10 제어입력 평가 이후

6. 규칙생성 및 개정

두가지 판정조건을 통과한 제어입력은 규칙생성 및 개정과정을 거쳐 규칙화한다. 즉, 제어입력을 fuzzy subset으로 변환한후 생성된 규칙을 사용하여 performance 데이터구조 pb[ti]를 검사한다. 이때 똑같은 규칙이 발견되었다면 그 규칙의 신뢰도를 개정하고 그렇지 않을 경우에는 새로운 규칙을 규칙베이스에 저장한다. 규칙의 신뢰도는 다음과 같이 결정한다. 평가지표  $\bar{E}_x$ 의 membership이 가장 큰 오차 fuzzy subset Ex에서의 membership degree를  $\mu_1$ ,  $\bar{C}_x$ 도 마찬가지로 Cx에서의 degree를  $\mu_2$ , Cxperfm(E1,  $\bar{C}_x$ )에서 결정된 값을  $\mu_c$ 라고하면 새로운 규칙의 신뢰도는  $\mu_n = \min(\mu_1, \mu_2 * \mu_c)$ 으로 결정한다. 똑같은 규칙이 이미 존재할 경우 새로운 신뢰도는 두신뢰도의 평균으로 결정한다.

## 7. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과

### 1) 플랜트 선정

선형 시불변 이산시스템을 다음과 같이 선정한다.

$$X(k+1) = \begin{bmatrix} 5.32E-01 & -3.73E-02 \\ 7.46E-01 & 9.79E-01 \end{bmatrix} X(k) + \begin{bmatrix} 7.46E-01 \\ 4.12E-01 \end{bmatrix} U(k) \quad (11)$$

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

### 2) 컴퓨터 시뮬레이션

전체적인 제어 시스템의 BLOCK DIAGRAM을 Fig.11에 보인다.

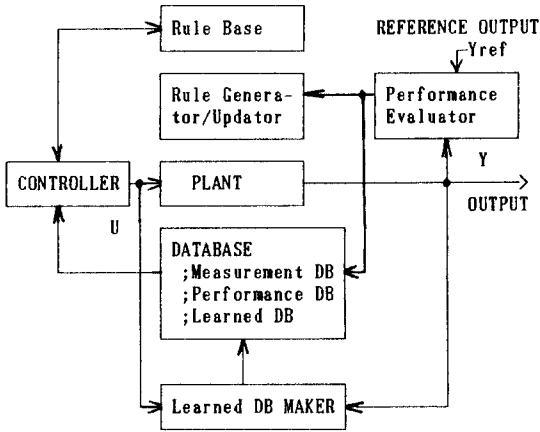


Fig. 11 지식 베이스기반 제어시스템

### 3) 결과 및 고찰

단위 계단파형과 단위 SINE파형의 입력에 대해 플랜트 출력은 Fig. 12와 같다. 이 그림의 150쌍의 입/출력 데이터로 구성된 학습데이터베이스를 가지고 크기가 3인 계단파형을 기준출력으로 하여 플랜트를 제어한 결과를 Fig. 13에 보인다. 소용량의 학습데이터베이스임에도 비교적 양호한 추종결과를 얻었다.

Fig. 14에서는 기준출력을 최대절대값이 2인 SINE파형으로 하였을 때 제어입력 및 출력을 보인다. 초기에는 큰 차이를 보이다가 기준파형을 추종함을 확인할 수 있었다. 관찰되는 오차는 데이터베이스의 용량과 학습신호의 제한이 그 원인으로 생각되며 이는 차후의 연구과제가 될 것이다.

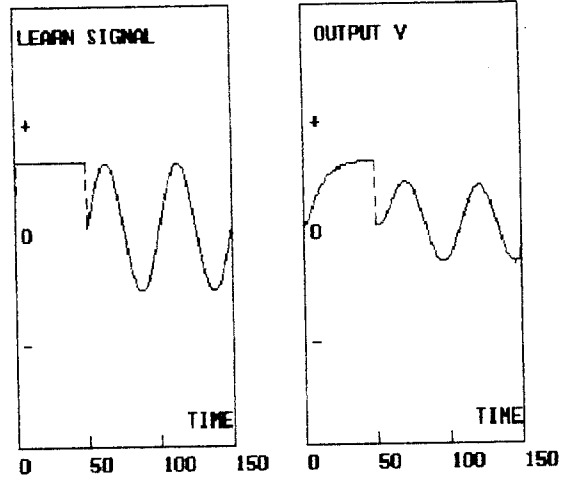


Fig. 12 학습신호와 플랜트 출력

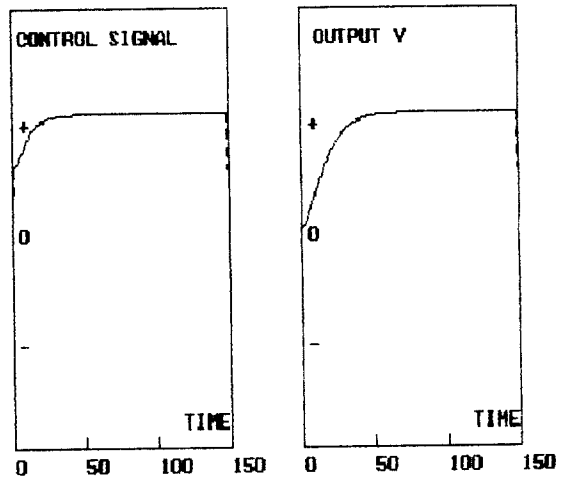


Fig. 13 계단 기준출력에 대한 제어입력과 출력

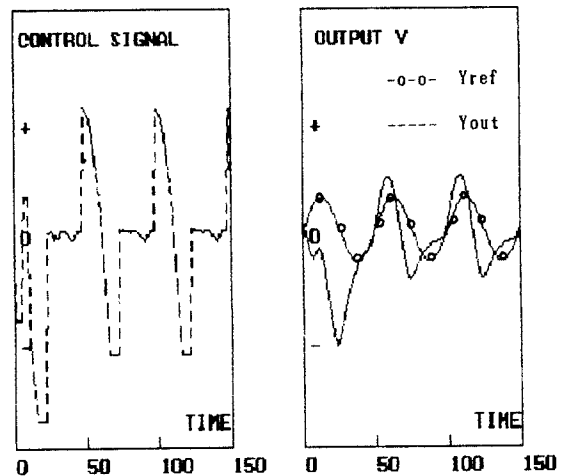


Fig. 14 SINE파 기준출력에 대한 제어입력과 출력

## 8. 결론

제어대상의 데이터베이스로부터 fuzzy set 이론을 적용하여 구한 모델은 선형, 비선형을 비롯한 다양한 플랜트의 제어에 응용될 수 있다. 본 논문에서는 규칙베이스와 데이터베이스로 구성된 지식베이스로부터 제어입력을 구하고 또한 이를 평가함으로써 새로이 규칙베이스를 개정 또는 확장하는 기법을 제시하였다. 또한 pattern primitive로 구성된 모양상 태를 정의하여 데이터베이스의 검색시간을 줄였다.

시뮬레이션 결과로부터 이러한 제어 시스템의 가능성을 확인하였다. 학습기간에 얻는 데이터베이스의 구축에 필요한 학습신호의 적절한 선정에 대한 이론 및 효율적인 지식베이스 검색기법에 관한 연구가 앞으로의 과제가 된다.

## References

- [1] R. M. Tong, "Analysis and Control of Fuzzy systems using finite discrete relations," *Int. J. Control*, vol. 27, No. 3, pp. 431-440, 1978.
- [2] 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.
- [3] L. A. Zadeh, "Making Computers Think Like People," *IEEE Spectrum*, pp. 26-32, August 1984.
- [4] 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.
- [5] J. Majers and Y. S. Sherif, "Applications of Fuzzy Set Theory," *IEEE Trans. on Systems, Man, And Cybernetics*, vol. smc-15, No. 1, pp. 175-189, Jan. /Feb., 1985.
- [6] 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.
- [7] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [8] F. Van der Rhee and H. R. van Nauta Lemke, "Applying fuzzy set theory to modeling processes," *IFAC 10th World Congress Automatic Control*, pp. 338-343, 1987.
- [9] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets," *Inf. Control*, 8, pp. 338-353, 1965.
- [10] T. J. Procyk and E. H. Mamdani, "A Linguistic Self-Organizing Process Controller," *Automatica*, vol. 15, pp. 15-30, 1979.