

새로운 계층 구조를 이용한 퍼지 시스템 모델링

Fuzzy System Modeling Using New Hierarchical Structure

김도완* · 주영훈** · 박진배*

Kim Do Wan*, Young Hoon Joo** and Jin Bae Park*

* 연세대학교 전기전자공학과

** 군산대학교 전자정보공학부

요 약

본 논문은 수학적으로 모델링하기 어려운 비선형 시스템을 위한 새로운 계층적 규칙 기반 퍼지 시스템 모델링 기법을 제안한다. 제안된 기법은 퍼지 규칙 기반 구조를 상위 규칙 기반과 하위 규칙 기반으로 나누어 계층화시키는 새로운 모델링 방법이다. 본 논문에서 제안한 계층적 퍼지 규칙을 적용함으로써 퍼지 규칙을 효율적이고 논리적으로 이용할 수 있음은 물론, 퍼지 규칙의 효율적, 논리적 사용은 퍼지 시스템의 정확성을 높일 수 있고 구조를 명료화시킬 수 있음을 보인다. 유전 알고리즘은 제안된 퍼지 규칙의 파라미터 최적화 과정에 이용된다. 마지막으로, 복잡한 비선형 시스템에 대한 퍼지 모델링 결과를 통해서 제안된 기법의 타당성 및 효용성을 검증하고 타 기법의 결과와 비교한다.

ABSTRACT

In this paper, fuzzy system modeling using new hierarchical structure is suggested for the complex and uncertain system. The proposed modeling technique is to decompose the fuzzy rule base structure into the above-rule base and the sub-rule base. By applying hierarchical fuzzy rules, they can be used efficiently and logically. Also, hierarchical fuzzy rules can improve the accuracy and the transparency of structure in the fuzzy system. The genetic algorithm is applied for optimization of the parameters and the structure of the fuzzy rules. To show the effectiveness of the proposed method, fuzzy modeling of the complex nonlinear system is provided.

Key Words : 퍼지 모델링, 계층적 퍼지 규칙 기반, 유전 알고리즘, 비선형 시스템

1. 서 론

Zadeh [3]에 의해 최초로 도입된 퍼지 논리를 응용한 퍼지 모델링은 시스템 동정과 제어, 분류, 이상 진단, 의사결정 지원 시스템 및 수학적 모델로 구현하기 어려운 복잡하고 불확실한 시스템에 대해서 활발히 적용되고 있다 [4-9]. 전문가 지식 기반 규칙 생성과 데이터 기반 규칙 생성은 퍼지 모델링의 주된 두 가지 접근 방식이다. 전문가 지식 기반 규칙 생성은 전문가의 지식이 완벽할 수 없기 때문에 많은 어려움이 있다. 이에 데이터 기반 규칙 생성 접근 기법이 활발히 연구되고 있다. 데이터 기반 퍼지 모델링 과정에서 문제점 중 하나는 퍼지 시스템의 정확성을 유지하면서 퍼지 시스템 구조의 명료화에 있다. 그러나, 데이터 기반 퍼지 모델링에서는 정확성을 유지하면서 명료화시키는 것은 매우 어렵다[1-2]. 최근, 퍼지 시스템의 명료화 문제는 많은 연구 관심 분야 중의 하나이다. Roubos와 Setnes는 소속 함수의 유사성을 판

단하여 유사한 소속 함수를 이동, 제거하는 기법을 제안하여 퍼지 시스템 명료화를 향상시켰다 [10-11]. 또한, 계층적 퍼지 구조는 제어 및 모델링 분야에 활발히 적용되고 있다 [15-19]. 기존 계층적 퍼지 구조 기법 중에는 Raju가 제안한 각 계층에 입력 변수를 분산시키는 기법이 있으며, 각 계층에 퍼지 분할 개념을 적용한 기법이 있다 [20-21]. Cordon가 제안한 계층적 퍼지 구조는 퍼지 분할을 이용하여 퍼지 시스템의 정확성 및 명료화를 시도하였다 [22]. 그러나, 체계적인 이론의 개발은 미흡한 실정이다.

본 논문은 상기에서 언급한 문제점을 개선시키기위해 계층적 퍼지 규칙 기반 구조의 체계적인 새로운 방법을 제안한다. 제안된 기법은 퍼지 규칙 기반 구조를 상위 규칙 기반과 하위 규칙 기반으로 나누어 계층화시키는 것이다. 유전 알고리즘 적용을 통해서 상위 규칙 기반은 시스템 입력력 데이터 기반 모델로 동정되며 하위 규칙 기반은 시스템의 입력과 상위 규칙 기반의 오차 또는 오차율 데이터 기반 모델로 동정된다. 제안된 기법은 퍼지 규칙을 효율적이고 논리적으로 사용함으로써 경쟁적인 두 요소인 퍼지 시스템의 명료화 문제와 정확성 문제에 접근하는 방식이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 일반적인 계층적 퍼지 규칙 기반의 구조와 유전 알고리즘을 적용한 퍼지 규칙의 파라미터 최적화 과정 및 본 논문에서 제안한 퍼지 시스템 모델링 과정을 설명한다. 3장은 복잡한 비선형 시스템에 대한 퍼지 모델링 결과를 통하여 제안된 기법의 타당성

접수일자 : 2002년 7월 12일

완료일자 : 2002년 10월 5일

본 연구는 정보통신부 정보통신연구진흥원에서 지원하고 있는 대학기초연구지원사업(과제번호: 2001-107-3)에 의해 지원 받았습니다.

과 효용성을 검증하고 타 기법과 그 결과를 비교한다. 마지막으로 본 논문의 결론을 서술한다.

2. 퍼지 시스템 모델링

2.1 계층적 퍼지 규칙 구조

계층적 퍼지 규칙 기반은 상위 규칙 기반과 하위 규칙 기반의 구조를 가진다. 상위 규칙 기반은 시스템 입출력 데이터 기반 모델링을 통해서 구성되며 하위 규칙 기반은 시스템 입력과 상위 규칙 기반 모델의 오차 또는 오차율 데이터 기반 모델링을 통해서 구성된다. 계층적 퍼지 규칙 기반은 다음과 같이 표현된다.

상위 규칙 기반 : 후반부가 실수인 TS 퍼지 모델을 적용하여 i 번째 규칙을 다음과 같이 구성한다.

Rule Base 0:

$$R_i^0: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_{in}, \quad (1)$$

$$\text{THEN } \hat{y}_i = w_i, \quad i=1, \dots, q$$

여기서, $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 은 입력 벡터이고, \hat{y}_i 는 i 번째 규칙의 결과이며 A_{ij} 는 i 번째 규칙의 j 번째 입력의 전반부 퍼지 집합이다. 상위 규칙 기반 모델의 출력은 가중치 평균에 의해서 다음과 같이 추론된다.

$$y^* = \sum_{i=1}^q \mu_i(x) w_i \quad (2)$$

$$\omega_i(x) = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j), \quad \mu_i(x) = \frac{\omega_i(x)}{\sum_{i=1}^q \omega_i(x)}$$

하위 규칙 기반 : 후반부가 실수인 TS 퍼지 모델을 적용하면 하위 규칙 기반 ($1 \sim N_c$)은 다음과 같은 구조를 가진다. 하위 규칙 기반은

Rule Base 1:

$$R_i^1: \text{IF } x_1 \text{ is } \Gamma_{i1}^1 \text{ and } \dots x_n \text{ is } \Gamma_{in}^1, \quad (3)$$

$$\text{THEN } \hat{c}_i^1 = \xi_i^1$$

...

Rule Base N_c :

$$R_i^{N_c}: \text{IF } x_1 \text{ is } \Gamma_{i1}^{N_c} \text{ and } \dots x_n \text{ is } \Gamma_{in}^{N_c},$$

$$\text{THEN } \hat{c}_i^{N_c} = \xi_i^{N_c}$$

여기서, N_c 은 하위 규칙 기반 수이고, \hat{c}_i 는 i 번째 규칙의 결과이다. 하위 규칙 기반 모델의 각 결과는 가중치 평균에 의해서 다음과 같이 추론된다.

$$c_i^* = \sum_{i=1}^{N_c} \mu_i(x) \xi_i^1, \dots, c_{N_c}^* = \sum_{i=1}^{N_c} \mu_i(x) \xi_i^{N_c} \quad (4)$$

하위 규칙 기반은 상위 규칙 기반의 오차 또는 오차율을 보상하는 역할을 한다. 상위 규칙 기반과 K 번째 하위 규칙 기반 모델을 이용한 K 번째 계층적 퍼지 모델 결과 \hat{Y}_K 는 식 (5)와 같다.

$$\hat{Y}_K = \begin{cases} \hat{Y}_{K-1} C_K^* & \text{If } C_K^* \text{는 오차율 기반 하위 규칙} \\ \hat{Y}_{K-1} + C_K^* & \text{If } C_K^* \text{는 오차 기반 하위 규칙} \end{cases} \quad (5)$$

$$1 \leq K \leq N_c, \quad \hat{Y}_0 = Y^*$$

퍼지 규칙의 전반부 소속 함수 $A(x)$, $\Gamma(x)$ 는 다음과 같이 가우시안 소속함수로 정의한다.

$$A(x), \Gamma(x) = e^{-\frac{(x-m)^2}{\sigma}} \quad (6)$$

본 논문에서는 가우시안 소속 함수를 이용함으로써 입력 공간의 공집합 발생을 미리 방지할 수 있다.

2.2. 유전 알고리즘 기반 파라미터 최적화

유전 알고리즘은 현대 생물학적 사고의 하나로써 컴퓨터를 이용해 생물학적 진화를 묘사하는 최적화 작업이다. 본 논문에서는 퍼지 규칙의 전반부 소속 함수 파라미터와 후반부 파라미터인 실수를 최적화하기 위해 실수 코드 유전 알고리즘을 사용한다. 개체군 수 T 를 정하고 퍼지 모델의 각 파라미터를 염색체 g_l ($l=1, \dots, T$)로 유전 암호화한다. n 개의 입력을 가지며 퍼지 규칙 전반부에 두 개의 파라미터를 포함한 가우시안 소속 함수를 가지는 M 개의 퍼지 규칙이 있다면 염색체 길이는 $l=M(2n+1)$ 이 되며 염색체 구성은 다음과 같이 표현된다.

$$g_l = (mf_1, mf_2, \dots, mf_M, \Omega_1, \dots, \Omega_M)$$

여기서, Ω_i 는 규칙 R^i 의 후반부 파라미터를 포함하고 $mf_i = (\sigma_{i1}, m_{i1}, \dots, \sigma_{in}, m_{in})$ 는 전반부 가우시안 소속 함수의 파라미터를 포함한다.

하나의 염색체 열에서 생성된 규칙 R_i, R_{i+1} 과 k 번째 위치에 교차 연산자 작용을 통해 생성된 규칙 R_i^*, R_{i+1}^* 은 다음과 같다.

$$R_i = [(\sigma_{i1}, m_{i1}), \dots, (\sigma_{ik}, m_{ik}), \dots, (\sigma_{in}, m_{in}), \Omega_i]$$

$$R_{i+1} = [(\sigma_{(i+1)1}, m_{(i+1)1}), \dots, (\sigma_{(i+1)k}, m_{(i+1)k}), \dots, (\sigma_{(i+1)n}, m_{(i+1)n}), \Omega_{i+1}]$$

$$R_i^* = [(\sigma_{i1}, m_{i1}), \dots, (\sigma_{(i+1)k}, m_{(i+1)k}), \dots, (\sigma_{in}, m_{in}), \Omega_i]$$

$$R_{i+1}^* = [(\sigma_{(i+1)1}, m_{(i+1)1}), \dots, (\sigma_{ik}, m_{ik}), \dots, (\sigma_{(i+1)n}, m_{(i+1)n}), \Omega_{i+1}]$$

여기서, 같은 입력 변수의 퍼지 집합만을 교차한 이유는 모든 입력 변수의 범위가 다르기 때문이다. 따라서, 한 염색체 열에 일반적인 교차 연산자를 적용함으로써 조합 가능한 퍼지 규칙 기반 수는 $(M!)^n$ 개이다. 한 염색체 열의 적합도는 퍼지 규칙 기반 수 $(M!)^n$ 개 중 가장 높은 것을 선택하게 된다. 즉, 각 염색체 열에서 $(M!)^n$ 개의 조합을 고려함으로써 유전 알고리즘은 합리적인 진화 과정을 갖는다. 또한, 전반부 가우시안 소속 함수의 이동 범위와 후반부 파라미터의 크기 변화를 다음의 식과 같이 제약함으로써 보다 효율적인 검색 공간을 가지게 된다.

전반부 소속 함수의 제약조건 :

$$\min(x_{ik}) \leq m_{ik} \leq \max(x_{ik})$$

후반부 소속 함수의 제약 조건:

$$\min(y) - \gamma \leq \Omega_i \leq \max(y) + \gamma$$

$$\gamma = c \times |\max(y) - \min(y)|, \quad 0 \leq c \leq 1$$

모델의 정확도는 식 (7)에 의하여 평가된다. 유전 알고리즘에서는 적합도 함수가 최대가 되는 방향으로 진화가 이루어지므로 최소화 문제를 최대화 문제로 변경하여야 한다. 따라서, 적합도 함수 f 는 가장 적은 오차의 모델을 선택하기 위해 퍼지 모델의 평균 제곱 오차의 역수 식(8)로 정의한다. 교차 연산자는 식 (9)와 같이 수학적 교차 연산자를 사용하였다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

$$f = \frac{1}{E} \quad (8)$$

$$g_w^{t+1} = ag_w^t + (1-a)g_w^t \quad (9)$$

$$g_v^{t+1} = ag_v^t + (1-a)g_v^t$$

여기서, a 는 0과 1사이의 임의의 숫자이며 t 는 세대를 뜻한다.

2.3 계층적 규칙 기반 퍼지 시스템 모델링 과정

퍼지 시스템 모델링은 시스템의 구조 동정과 파라미터 동정 과정으로 이루어진다. 본 논문에서 모델의 구조는 계층적 퍼지 규칙 기반으로 구성된다. 계층적 퍼지 규칙 기반을 적용한 모델링 과정에서 필요한 요소는 각 계층의 규칙 수와 하위 규칙 기반의 수이다. 모델의 명료화를 위해 각 계층적 규칙 기반은 2개의 규칙으로 구성되며 하위 규칙 기반 수 N_c 는 모델이 높은 정확도를 가질 때까지 증가시킨다. 전체적인 모델의 구조 다음과 같다.

Rule Base 0:

$$R_1^0: \text{If } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_{1n}, \text{ then } \hat{y}_1 = w_1$$

$$R_2^0: \text{If } x_1 \text{ is } A_{21} \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_{2n}, \text{ then } \hat{y}_2 = w_2$$

Rule Base 1:

$$R_1^1: \text{If } x_1 \text{ is } \Gamma_{11}^1 \text{ and } \dots x_n \text{ is } \Gamma_{1n}^1, \text{ then } \hat{c}_1 = \xi_1^1$$

$$R_2^1: \text{If } x_1 \text{ is } \Gamma_{21}^1 \text{ and } \dots x_n \text{ is } \Gamma_{2n}^1, \text{ then } \hat{c}_2 = \xi_2^1$$

...

Rule Base N_c :

$$R_1^{N_c}: \text{If } x_1 \text{ is } \Gamma_{11}^{N_c} \text{ and } \dots x_n \text{ is } \Gamma_{1n}^{N_c}, \text{ then } \hat{c}_1^{N_c} = \xi_1^{N_c}$$

$$R_2^{N_c}: \text{If } x_1 \text{ is } \Gamma_{21}^{N_c} \text{ and } \dots x_n \text{ is } \Gamma_{2n}^{N_c}, \text{ then } \hat{c}_2^{N_c} = \xi_2^{N_c}$$

제안된 퍼지 모델링의 순서도는 그림 1과 같다.

각 하위 규칙 기반은 상위 계층 모델의 오차율 또는 오차를 보상하도록 모델링된다. k 번째 하위 규칙 기반은 식 (10)과 식 (11)의 조건에 따라 $k-1$ 번째 하위 규칙 기반으로 보상된 모델의 결과 \bar{Y}_{k-1} 와 시스템 출력 데이터 Y 사이의 오차 또는 오차율을 보상하도록 모델링된다. 오차 보상 또는 오차율 보상 선택 기준은 오차 데이터와 오차율 데이터의 분포 폭이다. 즉, 식 (10)과 같은 조건이면 k 번째 하위 규칙 기반은 오차율 보상 기능을 가지도록 모델링되며 식 (11)과 같은 조건이면, k 번째 하위 규칙 기반은 오차 보상 기능을 가지도록 모델링 된다.

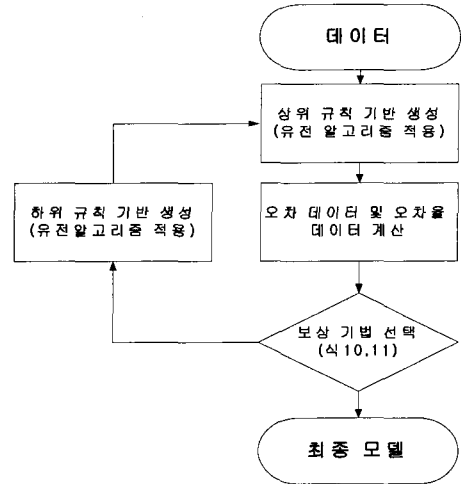


그림 1. 퍼지 모델링 순서도
Fig. 1 Flowchart for fuzzy modeling

$$\max[Dr_{up}, Dr_{down}] < \max[Dd_{up}, Dd_{down}] \quad (10)$$

$$\Rightarrow C_k^* = [c_{11}^*, \dots, c_{1N}^*] \approx \left[-\frac{Y}{\bar{Y}_{k-1}} \right]$$

$$\max[Dr_{up}, Dr_{down}] > \max[Dd_{up}, Dd_{down}] \quad (11)$$

$$\Rightarrow C_k^* = [c_{11}^*, \dots, c_{1N}^*] \approx [Y - \bar{Y}_{k-1}]$$

$$Dr_{up} = \left| \max\left(\frac{Y}{\bar{Y}_{k-1}}\right) - \text{mean}\left(\frac{Y}{\bar{Y}_{k-1}}\right) \right|$$

$$Dr_{down} = \left| \min\left(\frac{Y}{\bar{Y}_{k-1}}\right) - \text{mean}\left(\frac{Y}{\bar{Y}_{k-1}}\right) \right|$$

$$Dd_{up} = \left| \max(Y - \bar{Y}_{k-1}) - \text{mean}(Y - \bar{Y}_{k-1}) \right|$$

$$Dd_{down} = \left| \min(Y - \bar{Y}_{k-1}) - \text{mean}(Y - \bar{Y}_{k-1}) \right|$$

시스템 입력 데이터 $X = [x_1, \dots, x_n]$, 과 출력 데이터 $Y = [y_1, \dots, y_N]$ 을 이용한 시스템 모델링을 통해서 상위 규칙 기반 R^0 은 모델의 결과가 Y 을 갖도록 동정된다. 하위 규칙 기반 R^1 은 Y 와 R^0 모델의 결과 $Y^* = [y_1^*, \dots, y_N^*]$ 사이의 오차율 Y/Y^* 또는 오차 $Y - Y^*$ 를 보상하도록 모델링된다. 마찬가지로, 하위 규칙 기반 R^2 는 데이터 Y 와 \bar{Y}_1 사이의 오차율 Y/\bar{Y}_1 또는 오차 $Y - \bar{Y}_1$ 를 보상하도록 모델링된다. 그 결과 하위 규칙 기반 모델은 식 (12)와 같이 수식적으로 표현된다.

$$C_1^* \approx \left[\frac{Y}{Y^*} \text{ or } Y - Y^* \right] \quad (12)$$

$$C_2^* \approx \left[\frac{Y}{\bar{Y}(1)} \text{ or } Y - \bar{Y}(1) \right]$$

...

$$C_{N_c}^* \approx \left[\frac{Y}{\bar{Y}(N_c-1)} \text{ or } Y - \bar{Y}(N_c-1) \right]$$

본 논문에서 제안한 유전 알고리즘 기반 퍼지 시스템 모델링 과정은 다음 순서와 같다.

단계 1: 하위 규칙 기반 수 N_c 를 정한다.

단계 2: 시스템 출력 데이터 Y 에 대해 상위 규칙 기반 모델의 파라미터를 최적화한다 (유전 알고리즘 적용).

- 단계 3: 모델의 결과 Y^* 와 데이터 Y 사이의 식 (10)과 식 (11)에 따라 오차율 또는 오차 데이터를 구한다.
- 단계 4: 오차율 또는 오차 데이터를 동정하도록 하위 규칙 기반 모델의 파라미터를 최적화한다 (유전 알고리즘 적용).
- 단계 5: 보상된 전체 모델의 결과를 구하고 데이터 Y 사이의 식 (10)과 식 (11)에 따라 오차율 또는 오차 데이터를 구한다.
- 단계 5: 단계 3과 단계 5를 N_c 번 반복한다.
- 단계 6: 상위 규칙 기반과 N_c 개 하위 규칙 기반으로 최종 퍼지 모델은 구성된다.
- 단계 7: 최종 모델 결과는 식 (5)와 같다.

3. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 장에서는 제안된 기법의 타당성을 검증하기 위하여 복잡한 비선형 시스템의 퍼지 모델링에 적용한다. 다음식은 Wang과 Yen이 연구한 복잡한 비선형 플랜트이다[12-14].

$$y(k) = g(y(k-1), y(k-2)) + u(k) \quad (13)$$

$$g(y(k-1), y(k-2)) = \frac{y(k-1)y(k-2)(y(k-1)-0.5)}{1+y^2(k-1)+y^2(k-2)} \quad (14)$$

모델링의 목적은 비선형 요소인 $g(y(k-1), y(k-2))$ 을 퍼지 모델을 이용한 근사화에 있다. 플랜트 모델로부터 추출된 총 400개 데이터에서 처음 200개 데이터는 구간 [-1.5, 1.5] 사이에서 일정하게 분포한 임의의 입력 신호 $u(k)$ 로부터 추출된다. 다음 200개 데이터는 입력 신호 $u(k) = \sin(2\pi/25)$ 를 사용해서 얻어진다. 처음 200개의 데이터는 퍼지 모델 생성에 사용되며, 다음 200개 데이터는 동정된 퍼지 모델 성능 측정에 사용된다. 제안된 모델링 과정에서 입력은 $y(k-1)$ 과 $y(k-2)$ 이다. 표 1은 모델링에 적용한 유전 알고리즘 및 계층적 규칙 기반의 파라미터를 나타낸다. 적용한 퍼지 모델은 후반부가 실수인 TS 퍼지 모델이다. 식 (10)과 식 (11)에 의해 하위 계층 기반은 오차 보상 기능을 가지도록 모델링 된다. 제안된 계층적 퍼지 모델링을 통한 훈련 데이터의 평균 제곱 오차는 $9.4e^{-3}$ 에서 $5.92e^{-4}$ 만큼 감소하였으며 평가 데이터의 평균 제곱 오차는 $1.6e^{-2}$ 에서 $1.1e^{-3}$ 만큼 감소하였다. 표 2는 동정된 20개의 퍼지 모델을 나타낸다. 그림 2는 식 (13)의 비선형 플랜트의 입력 $u(k)$, 비강제 시스템 $g(k)$ 및 플랜트의 출력 $y(k)$ 를 나타낸다. 그림 3은 20개 규칙을 적용한 모델과 비강제 시스템 $g(k)$ 사이의 결과 비교를 나타낸다.

표 1. 모델링을 위한 파라미터
Table 1. Parameters for modeling

구성 요소	값
최대 세대 수	10000
개체군 수	50
교차율	0.8
돌연변이율	0.2
각 모델 규칙 수	2
하위 규칙 기반 수	16, 18

표 2. 동정된 퍼지 모델의 파라미터
Table 2. Parameters of identified fuzzy model parameters

	premise				consequence (linear)		
	σ_1	m_1	σ_2	m_2			
1	0.727	0.452	1.378	0.071	-0.394	-0.543	0.082
2	1.932	0.647	1.545	-0.261	0.1456	0.521	0.036
3	1.345	1.825	0.568	0.648	0.096	0.178	0.279
4	0.776	-0.158	2.432	0.083	0.014	-0.041	-0.073
5	1.724	0.217	1.529	-0.736	-0.66	0.015	-0.054
6	0.680	0.440	1.524	0.082	0.1262	-0.062	0.039
7	1.582	0.518	1.677	1.366	-0.001	0.053	-0.009
8	0.881	0.045	1.429	-1.616	0.028	-0.104	-0.059
9	0.616	0.069	1.793	0.074	0.063	-0.056	-0.024
10	1.337	0.837	1.777	-0.227	-0.030	0.046	0.022
11	1.061	-0.706	2.150	-1.867	0.0893	0.013	-0.128
12	1.456	-0.753	2.214	-2.807	-0.129	0.010	0.183
13	2.042	-0.419	1.519	0.4742	-0.008	-0.022	0.025
14	1.695	0.307	0.517	-0.541	0.035	0.011	-0.051
15	1.661	0.302	1.437	-0.054	-0.027	0.003	0.019
16	1.457	-0.442	1.496	0.074	0.022	-0.003	-0.015
17	0.940	0.421	0.842	0.470	-0.002	-0.004	-0.003
18	0.729	0.130	0.392	1.740	0.073	0.012	0.032
19	0.675	1.104	0.7914	-0.298	-0.026	0.006	0.033
20	0.763	-0.278	0.548	0.476	-0.004	0.011	-0.017

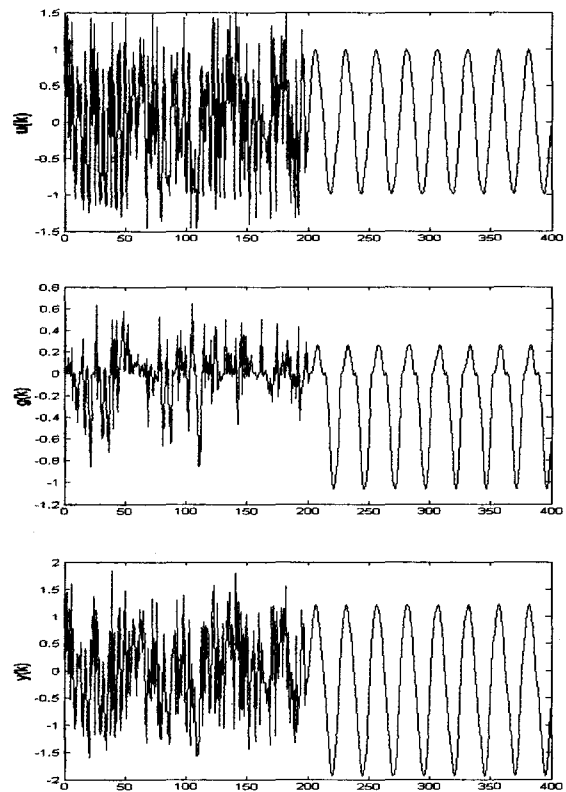


그림 2. 입력 $u(k)$, 비강제 시스템 $g(k)$, 플랜트 출력 $y(k)$
Fig. 2. Input $u(k)$, unforced system $g(k)$, and plant output $y(k)$

4. 결 론

본 논문은 계층적 규칙 기반을 가진 퍼지 시스템 모델링 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 하위 계층 기반 모델의 적용으로 상위 계층 기반 모델의 오차를 감소시킬 수 있는 장점이 있다. 또한, 계층화된 구조를 퍼지 시스템 모델에 적용함으로써 퍼지 규칙을 효율적으로 사용할 수 있음을 보였다. 각 계층은 단 두 개의 규칙을 가지며 각 하위 계층은 상위 계층의 모차 또는 오차율 영역만을 모델링하기 때문에 제안된 계층적 퍼지 시스템은 명료화된 구조를 가짐을 보였다. 마지막으로, 복잡한 비선형 시스템의 퍼지 모델링 결과를 통해서 제안된 기법의 타당성 및 효용성을 검증하였다.

참 고 문 헌

- [1] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Linguistic model identification for fuzzy system", *Electron. Letter*, Vol. 31, pp. 330-331, 1995.
- [2] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Fuzzy system modeling by fuzzy partition and GA hybrid schemes" *Fuzzy set and systems*, Vol. 86, pp. 279-288, 1997.
- [3] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets", *Information control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [4] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived experimental data", *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 4, pp. 112, 1980.
- [5] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational systems," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 13, pp. 153-167, 1984.
- [6] C. Xu and Z. Yong, "Fuzzy model identification and self-learning for dynamic systems", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-17, pp. 683-689, Apr. 1987.
- [7] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling", *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 1, pp. 731, Feb. 1993.
- [8] H. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of system and its application to modeling and control", *IEEE Trans. Sys., Man, and Cybern.*, Vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [9] M. Sugeno and G. T. Kang, "Structure identification of fuzzy model", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 28, pp. 15-33, 1988.
- [10] M. Setnes and H. Roubos, "GA-fuzzy modeling and classification: complexity and performance" *IEEE Trans. Fuzzy Sys*, Vol. 8, pp. 509-522, 2000.
- [11] H. Roubos and M. Setnes, "Compact fuzzy models through complexity reduction and evolutionary optimization", *FUZZ-IEEE*, Vol. 2, pp 762 -767, 2000.
- [12] L. Wang and J. Yen, "Extracting fuzzy rules for system modeling using a hybrid of genetic algorithms and Kalman filter", *Fuzzy Sets Syst.*

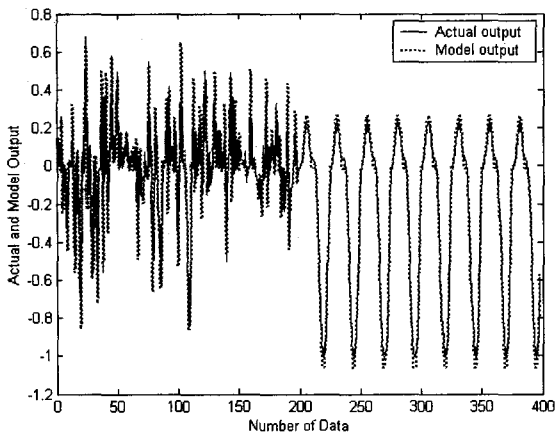


그림 3. 비강제 시스템 $g(k)$ 와 동정된 모델의 결과.
Fig. 3. Output of the unforced system $g(k)$ and the identified model

그림 4는 비강제 시스템과 모델의 결과 사이의 오차를 나타낸다. 마지막으로 표 3으로부터 타 기법 결과와 비교한다. 표 3에서와 같이 본 논문에서 제안한 기법이 Yen [13]이 제시한 방법보다 우수함을 알 수 있다.

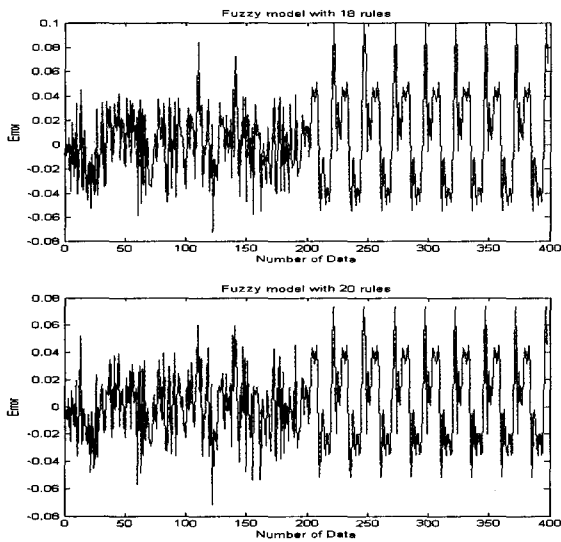


그림 4. 비강제시스템 $g(k)$ 와 동정된 모델 사이의 출력 에러
Fig 4. Output error between the unforced system $g(k)$ and the identified models

표 3. 다른 기법과의 비교

Table 3. Comparison of our model with other methods

Model name	Rules	MSE train	MSE eval
Yen's[13]	23	$3.2e^{-5}$	$1.9e^{-3}$
our's	18	$7.5e^{-4}$	$1.8e^{-3}$
	20	$5.92e^{-4}$	$1.1e^{-3}$

vol. 101, pp. 353-362, 1999.

- [13] J. Yen and L. Wang, "Application of statistical information criteria for optimal fuzzy model construction", IEEE Trans. Fuzzy Syst., Vol. 6 ,pp 362-371, Aug. 1998.
- [14] J. Yen and L. Wang, "Simplifying fuzzy rule-based models using orthogonal transformation methods," IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., pt. B, vol.29 pp.13-24, Feb. 1999.
- [15] A. E. Gegov and P. M. Frank, "Hierarchical fuzzy control of multivariable systems", Fuzzy Sets Syst., Vol. 72, pp. 299-310, 1995.
- [16] H. Ishibuchi, K. Nozaki, and H. Tanaka, "Distributed representation of fuzzy rules and its applications to pattern classification", Fuzzy Sets Syst., vol. 52, pp. 21-32, 1992.
- [17] H. Ishibuchi, K. Nozaki, and H. Tanaka, "Efficient fuzzy partition of pattern space for classification problems", Fuzzy Sets Syst., vol. 59, pp. 295-304, 1993.
- [18] R. R. Yager, "On a hierarchical structure for fuzzy modeling and on control", IEEE Trans. Systems, Man, Cybern., vol. 23, pp. 1189-1197, Aug. 1993.
- [19] R. R. Yager, "On the construction of hierarchical fuzzy systems model", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 28, pp. 55-66, Feb. 1998.
- [20] H. Ishibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka, "Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms", IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 3, pp. 260-270, June 1995.
- [21] C. V. S. Raju and J. Zhou, "Adaptative hierarchical fuzzy controller", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 23, pp. 973-980, Aug. 1993.
- [22] O. Cordon, F. Herrera, and I. Zwir, "Linguistic modeling by Hierarchical systems of linguistic rules", IEEE Trans. Fuzzy Syst., Vol. 10. pp. 2-20 Feb. 2002.

저 자 소 개

김도완(Do Wan Kim)

2002년 연세대학교 기계전자공학부 졸업.
2002년~현재 연세대학교 대학원 전기전자
공학과 석사과정

관심분야 : TS 퍼지 시스템, 퍼지 모델링,
유전알고리즘

Phone : 02-2123-2773

Fax : 02-362-4539

E-mail : dwkim@control.yonsei.ac.kr

주영훈(Young Hoon Joo)

1978년 : 연세대 전기공학과 졸업,
1984년 : 연세대 대학원 전기공학과 졸업.
1995년 : 동대학원 전기공학과 졸업(공학).
1986~1995년 8월 : 삼성전자(주) 자동화연
구소(선임 연구원).
1995년 9월~현재 : 군산대 공대 전자정보
공학부 조교수.

1998년~1999년 : 미국 휴스턴대학 전기및컴퓨터공학과 Post-doc

2000년~현재 : 한국퍼지 및 지능시스템학회 편집이사

2001년~현재 : 대한 전기학회 제어계측분과 편집위원

관심분야 : 퍼지제어, 지능제어, 유전알고리즘, 지능형 로봇

Phone : 063-469-4906

Fax : 063-469-4706

E-mail : yhjoo@kunsan.ac.kr

박진배(Jin Bae Park)

1977년 : 연세대 전기공학과 졸업.
1990년 : Kansas State University 전기 및
컴퓨터 공학과 졸업(공학)
1990~1991년 : Kansas State University
전기 및 컴퓨터 공학과 조교수.
1994. 9~현재 : 연세대학교 공과대학 전기
전자공학과 (부교수)

2000년~현재 : 대한전기학회 평의원, 편집이사

2000년~현재 : 제어자동화시스템 공학회 이사

관심분야 : 자동제어, 강인제어, 지능제어. 필터링 이론

Phone : 02-2123-2773

Fax : 02-362-4539

E-mail : jbpark@control.yonsei.ac.kr