

# 비선형 시스템 제어를 위한 모듈화 퍼지추론 시스템

## Modular Fuzzy Inference Systems for Nonlinear System Control

권오신

Kwon Oh-Shin

군산대학교 공과대학 전자정보공학부

### 요 약

이 논문은 학습을 통해서 관측 데이터로부터 퍼지추론 모듈을 생성할 수 있는 적응 능력을 갖는 모듈화 퍼지추론 시스템을 제안한다. 제안한 시스템은 TS 퍼지모델과 모듈화 신경회로망의 구조적 유사성을 기초로 한다. 학습과정은 새로운 퍼지추론 모듈의 생성과 모듈 파라미터의 갱신으로 구성된다. 퍼지추론 모듈은 국부모델망과 퍼지 게이팅망으로 구성된다. 제안한 시스템의 파라미터들은 표준 LMS 알고리즘을 이용하여 최적화된다. 제안한 시스템의 성능은 비선형 동적 시스템 적응제어에의 응용을 통해서 입증된다.

### Abstract

-This paper describes modular fuzzy inference systems(MFIS) with adaptive capability to extract fuzzy inference modules from observation data through the learning process. The proposed MFIS is based on the structural similarity to Tagaki-Sugeno fuzzy models and a modular neural architecture. The learning of MFIS is done by assigning new fuzzy inference modules and by updating the parameters of existing modules. The fuzzy inference modules consist of local model networks and fuzzy gating network. The parameters of the MFIS are updated by the standard LMS algorithm. The performance of the MFIS is illustrated with adaptive control of a nonlinear dynamic system.

Key Words : TS 퍼지모델, 모듈화 신경회로망, 모듈화 퍼지추론시스템, expert, networks

## 1. 서 론

퍼지추론 시스템과 신경회로망은 복잡한 비선형 시스템의 모델링 및 제어에 매우 효과적인 방법으로 알려져 있다. 퍼지추론 시스템 설계에 있어서 중요한 쟁점의 하나는 적합한 퍼지규칙 집합을 구성하는 방법이다. 퍼지규칙을 구성하는 접근법은 수동 생성방법과 자동 생성방법 두가지로 나눌 수 있다. 발표된 대부분의 퍼지시스템은 퍼지규칙 베이스를 구성하기 위해 시행착오법을 통해서 재구성되는데, 이 방법은 퍼지추론 시스템의 응용을 제한할 뿐만 아니라 시스템 설계자들이 퍼지규칙을 최적화 하는데 많은 시간을 소모해야 한다는 단점을 지니고 있다. 더욱이 수동생성 방법은 규칙을 추가할 필요가 있는 경우나 영역 지식을 용이하게 이용할 수 없을 경우, 더욱 어려운 문제에 직면하게 된다. 이러한 어려움 때문에 대부분의 퍼지규칙의 생성은 자동 생성방법을 통해서 규칙을 생성한다. 이러한 접근법의 기본 아이디어는 입출력 데이터 집합의 학습으로부터 퍼지규칙을 추정하는 것이다[1].

한편, 신경회로망은 복잡한 비선형 시스템 모델링에 사용될 때, 연결강도 충돌(weights conflict)문제에 직면하게 된다. Jacobs 등[2]은 신경회로망 학습을 개선하기 위해 사전 지식(a priori knowledge)을 신경회로망 내에 포함시키는 모

듈화 신경회로망을 제안하였고, 이 모듈화 신경회로망은 학습시 연결강도 충돌을 피할 수 있다. Langari 등[3]은 퍼지모델이 모듈화 신경회로망과 유사함을 보였다. 이 유사성을 기반으로 Langari 등은 효율적인 복합 학습(hybrid learning) 방법을 개발하였다. 그러나, 이 방법은 네트워크 구조가 초기에 고정되기 때문에 학습을 통해서 새로운 규칙을 추가하는 기능이 없다. 즉, Tagaki-Sugeno(TS) 퍼지모델[4]에서 퍼지규칙의 개수에 해당하는 전문가망(expert networks)의 개수가 시행착오 과정을 통해서 결정되며, 결정된 네트워크 구조가 학습과정에서 변화하지 않고 파라미터 벡터만 학습된다.

본 논문에서는 관측 데이터로부터 퍼지추론 모듈을 자동 생성할 수 있는 적응 능력을 갖는 모듈화 퍼지추론 시스템을 제안한다. TS 퍼지모델과 모듈화 신경회로망의 구조적 유사성에 기반을 둔 제안된 모듈화 퍼지추론 시스템은 모듈화 신경회로망 구조를 이용한다. 모듈화 퍼지추론 시스템은 새로운 퍼지추론 모듈을 생성시키고, 이미 존재하는 모듈의 파라미터를 갱신하는 기능을 갖고 있다. 학습 알고리즘은 표준 LMS(Least Mean Square)알고리즘을 이용한다. 비선형 동적 시스템 제어 문제에 제안한 모듈화 퍼지추론 시스템을 적용하여 성능 및 효율성을 입증한다.

## 2. 모듈화 퍼지추론 시스템

### 2.1 퍼지추론 시스템

퍼지추론 시스템은 제어기로서 사용되는 경우 퍼지규칙기

접수일자 : 2001년 1월 11일

완료일자 : 2001년 9월 20일

이 논문은 군산대학교 2001년도 두뇌한국21사업에 의하여 일부 지원 되었음

반 제어기, 퍼지모델 또는 퍼지논리 제어기 등으로 불린다. 대부분의 퍼지추론 시스템은 IF-THEN 규칙 집합과 추론 메카니즘에 의해서 기술된다. TS 퍼지모델은 퍼지 조건과 입-출력 공간의 함수관계를 결합한 퍼지 IF-THEN 규칙 형태를 갖는다. 즉,

$$R_i: \text{ IF } x_1 \text{ is } A_{i1}, \dots, \text{ and } x_p \text{ is } A_{ip}, \\ \text{ THEN } y_i = f_i(x) \quad (1)$$

여기에서  $i=1,2,\dots,K$  ( $K$ 는 규칙의 개수),  $A_{ij}$ 는 입력 변수의 상태를 기술하는 퍼지집합, 그리고  $x=[x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ 와  $y_i$ 는 각각 입력 및 출력 변수이다. 각 규칙의 후건부는 다음 식과 같은 선형 회귀모델로 표현된다.

$$f_i(x) = b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{ip}x_p \quad (2)$$

퍼지추론은 다음과 같이 전건부의 발화강도를 계산함으로써 구현된다.

$$h_i = \mu_{A_{i1}}(x_1) \wedge \mu_{A_{i2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{ip}}(x_p) \quad (3)$$

여기에서  $\mu_{A_{ij}}$ 는 퍼지집합  $A_{ij}$ 의 멤버쉽 값이고,  $\wedge$ 는 T-놈(norm) 특성을 갖는 퍼지연산자이다. TS 모델의 전체 출력은 다음과 같이 표현된다.

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K h_i y_i}{\sum_{i=1}^K h_i} \quad (4)$$

윗 식으로 표현되는 TS 모델은 복잡한 시스템 모델링에 적합하며 적은 수의 규칙을 이용하여 비선형 함수관계를 효율적으로 표현할 수 있다.

## 2.2 모듈화 퍼지추론 시스템의 구조

제안하는 모듈화 퍼지추론 시스템은 모듈화 신경회로망과의 구조적 유사성에 기반을 둔다. 이 절에서는 먼저 모듈화 신경회로망의 구조를 간략히 설명하고, 모듈화 신경회로망 구조의 관점에서 제안하는 모듈화 퍼지추론 시스템을 설명한다.

모듈화 신경회로망은 입력공간을 여러 개의 부공간으로 분할하여 학습할 수 있는 신경회로망 구조이다[2]. 모듈화 신경회로망은 학습속도, 일반화 특성 및 표현능력 면에서 단일 신경회로망보다 우수하다. 모듈화 신경회로망은 두 종류의 망으로 구성되는데, 다수의 전문가망(expert networks)과 한 개의 게이팅망(gating network)이다. 전문가망들은 동일한 입력패턴을 받아들이고 원하는 출력값을 만들기 위해 서로 경쟁한다. 게이팅망은 전문가망의 출력을 전달하기 위한 노드로 이용된다. 게이팅망은 각 노드의 출력이 양의 값이 되어야 하며 각 노드 출력의 전체 합은 1이 된다.

입력벡터  $x=[x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ 는 전문가망과 게이팅망에 동시에 제공된다. 전체출력  $y$ 는

$$y = \sum_{i=1}^K g_i y_i \quad (5)$$

이다. 여기에서 게이팅망의 출력  $g_i$ 는  $0 \leq g_i \leq 1$ 의 값으로 제한되고,  $\sum_{i=1}^K g_i = 1$ 이다. 식 (4)와 (5)를 비교하면, 모듈화 신경회로망의 출력은 TS 퍼지 모델의 출력과 유사하게 표현됨을 알 수 있다. 특히, 게이팅망의 출력이

$$g_i = \frac{h_i}{\sum_{j=1}^K h_j} \quad (6)$$

로 정의된다면, TS 모델은 모듈화 신경회로망의 특정 형태임을 알 수 있다. 즉, 모듈화 신경회로망은 TS 퍼지모델의 일반화된 형태라고 볼 수 있다. 따라서, TS 모델은 모듈화 신경회로망의 장점을 갖고 있다[3].

TS 퍼지 모델의 구조를 전문가 신경회로망 관점에서 보자. 퍼지 규칙의 전건부(IF 부분)는 모듈화 신경회로망의 게이팅망에 해당하고, 후건부(THEN 부분)는 전문가망에 해당한다. 그림 1에 제안한 모듈화 퍼지추론 시스템의 구조를 제시하였다.

그림 1에 보인 모듈화 퍼지추론 시스템의 구조는 국부모델망(local model networks)과 퍼지 게이팅망(fuzzy gating network)으로 구성된다. 국부모델망은 TS 퍼지모델에서 식 (2)로 표현되는 선형 회귀모델의 집합으로 구성되고, 퍼지 게이팅망은 국부모델망에 연결강도를 할당하는 역할을 한다. 국부모델망과 퍼지 게이팅망의 상세구조는 그림 2에 보였다.

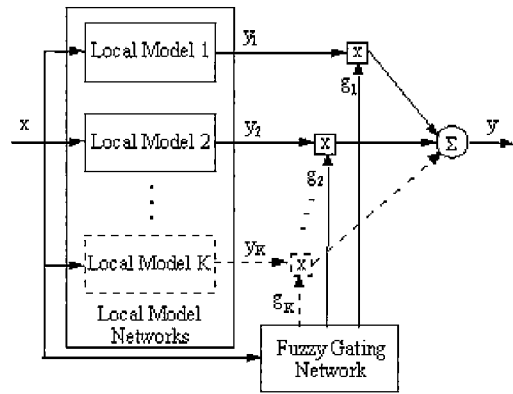
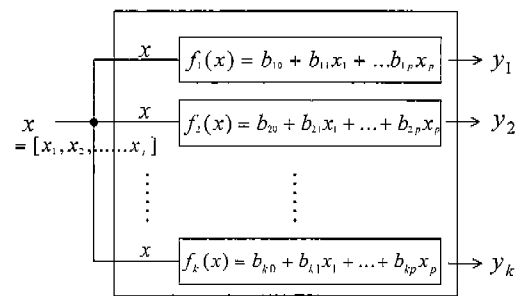
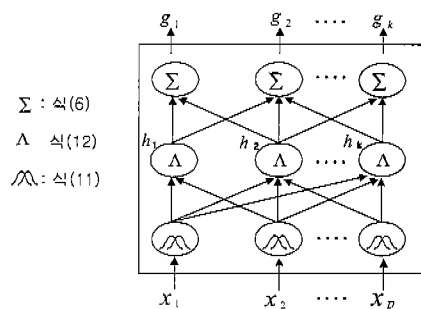


그림 1. 모듈화 퍼지추론 시스템의 구조



(a) 국부모델망



(b) 퍼지 게이팅망

그림 2. 모듈화 퍼지추론 시스템의 세부구조

예를들어,  $i$  번째 퍼지추론 모듈은  $i$  번째 국부모델과  $i$  번째 한 개의 퍼지 게이팅 노드의 출력  $g_i$ 로 구성된다. 따라서, 전체 퍼지추론 모듈의 개수는 TS 모델에서 퍼지규칙의 개수에 해당한다.

제안한 모듈화 퍼지추론 시스템은 학습과정을 통해서 새로운 퍼지추론 모듈을 생성하는 적응 구조를 갖는다. 시스템의 학습은 플랜트의 입력에 랜덤신호를 공급하여 생성되는 입력력 데이터 집합을 이용하여 행해진다. 이것이 제안한 모듈화 퍼지추론 시스템의 주요 특징이다. 그림 1에서 점선으로 표현된 모듈이 학습과정에서 새로 생성된 퍼지추론 모듈이다. 모듈화 퍼지추론 시스템은 빠른 학습속도와 우수한 일반화 특성을 갖는 모듈화 신경회로망의 장점을 취한다.

### 3. 학습 알고리즘

모듈화 퍼지추론 시스템의 학습 과정은 새로운 퍼지추론 모듈의 생성과 파라미터 조정을 포함한다. 초기에 모듈화 퍼지추론 시스템에는 퍼지추론 모듈이 없다. 학습이 시작되고 관측 데이터를 받아들이면서 퍼지추론 모듈이 생성되기 시작한다. 새로운 추론 모듈이 생성되기 위해서는 관측데이터  $(x_n, y_n)$ 에 대하여 다음의 두 판별기준이 만족되어야 한다.

$$\|x_n - c_{\text{nearest}}\| > \epsilon_n \quad (7)$$

$$e_n = y_n^d(x_n) - y_n(x_n) > e_{\min} \quad (8)$$

여기에서  $c_{\text{nearest}}$ 는 입력공간에서 입력  $x_n$ 에 가장 가까운 퍼지 게이팅 노드의 중심이고,  $\epsilon_n$ 과  $e_{\min}$ 은 적절히 선정되는 문턱값이다. 새로운 퍼지추론 모듈이 생성될 때, 생성되는 퍼지추론 모듈과 쌍을 이루는 퍼지 게이팅 노드의 파라미터는 다음과 같이 초기화된다.

$$c^{\text{new}} = x_n, \\ \sigma^{\text{new}} = \lambda(x_n - c_{\text{nearest}})$$

여기에서  $\lambda$ 는 입력공간에서 퍼지 게이팅망 응답의 중첩 정도를 결정하는 중첩요소이다. 그리고 국부 모델망의 파라미터  $b^{\text{new}}$ 는  $|b^{\text{new}}| < 0.1$ 로 랜덤하게 초기화된다. 학습은  $\epsilon_n = \epsilon_{\max}$ 로 시작한다. 거리  $\epsilon_n$ 은 다음과 같이 지수 함수적으로 감쇄한다.

$$\epsilon_n = \max[\epsilon_{\max} \gamma^n, \epsilon_{\min}] \quad (9)$$

여기에서  $\gamma$  ( $0 < \gamma < 1$ )는 감쇄 요소이다. 학습과정에서  $\epsilon_n$  값은  $\epsilon_{\min}$ 에 도달할 때까지 감쇄한다.

훈련 패턴  $(x_n, y_n^d)$ 이 새로운 퍼지추론 모듈을 생성하기 위한 판별기준을 만족하지 않을 때, 존재하는 퍼지추론 모듈의 모든 파라미터들은 학습 알고리즘에 의해서 갱신된다. 학습의 목적은 필요로 하는 최소 퍼지추론 모듈 개수를 결정하는 것과 파라미터를 최적화하는 것이다. 학습은 다음과 같이 정의되는 오차함수  $E$ 의 최소화에 기반을 둔다.

$$E(k) = \frac{1}{2} [y^d(k) - y(k)]^2 \quad (10)$$

퍼지 게이팅망에서 다음 식과 같은 가우스 함수가 멤버십 함수로 선택된다고 가정하자.

$$\mu_{A_{ij}}(x_j) = \exp\left(-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right), \quad (11) \\ i=1,2,\dots,K, j=1,2,\dots,p$$

여기에서  $c_{ij}$ 은 중심이고,  $\sigma_{ij}$ 는 표준편차이다. 그러면, 식 (3)의 발화강도는 퍼지추론 시스템과 방사형 기저함수 신경회로망과의 기능적 동가성에 의해서 다음과 같이 표현된다[5].

$$h_i = \exp\left(-\sum_{j=1}^p \frac{|x_j - c_{ij}|^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (12)$$

위 식 (12)는 모듈화 퍼지추론 시스템의 추론 메커니즘에 사용된다.

모듈화 퍼지추론 시스템의 파라미터를 학습시키기 위해서 이 논문에서는 LMS 알고리즘을 사용한다.  $i$  번째 퍼지추론 모듈에서 학습되는 파라미터 벡터가  $v_i \equiv [c_{ij}^T, \sigma_{ij}^T, b_i^T]$ 로 주어지면, 학습규칙은 다음과 같다.

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \eta \Delta v_i(k) = v_i(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial v_i(k)} \quad (13)$$

여기에서  $\eta$ 는 학습률이다. 퍼지 게이팅망에서  $c_{ij}$  및  $\sigma_{ij}$ 에 대하여 식 (10)에 정의된 오차함수  $E$ 를 미분하고 연쇄법칙을 적용하면, 오차함수  $E$ 의 그레디언트는 각각 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial E(k)}{\partial c_{ij}(k)} = -(y^d(k) - y(k))(x^T(k) b_i(k) - y(k)) \\ \times \left( \frac{h_i(k)}{\sum_{i=1}^K h_i(k)} \right) \left( \frac{x_j(k) - c_{ij}(k)}{\sigma_{ij}^2(k)} \right) \quad (14)$$

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_{ij}^2(k)} = -(y^d(k) - y(k))(x^T(k) b_i(k) - y(k)) \\ \times \left( \frac{h_i(k)}{\sum_{i=1}^K h_i(k)} \right) \left( \frac{(x_j(k) - c_{ij}(k))^2}{\sigma_{ij}^3(k)} \right) \quad (15)$$

국부모델망에서  $b_i = [b_{i0}, b_{i1}, \dots, b_{ip}]^T$ 에 대한 오차함수  $E$ 의 그레디언트는 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial E(k)}{\partial b_i(k)} = -(y^d(k) - y(k)) \\ \times \left( \frac{x(k)}{x^T(k)x(k)} \right) \left( \frac{h_i(k)}{\sum_{i=1}^K h_i(k)} \right) \quad (16)$$

식 (14)~(16)이 그림 1의 모듈화 퍼지추론 시스템을 학습시키기 위한 알고리즘이다.

### 4. 시뮬레이션

제안한 모듈화 퍼지추론 시스템의 성능을 입증하기 위해 비선형 동적 시스템 제어에 적용하였다. 제어 방법으로 그림 3과 같은 직접 적응제어 구조를 사용한다. 모듈화 퍼지추론 시스템(MFIS) 제어기의 파라미터 조정은 플랜트 출력과 기준모델 출력 사이의 오차를 기반으로 한다. 제어대상 시스템은 Sastry 등[6]이 사용한 비선형 동적 시스템을 이용한다. 플랜트 모델은

$$y_p(k+1) = 0.35 \times \left( \frac{y_p(k)y_p(k-1)[y_p(k)+2.5]}{1+y_p^2(k)+y_p^2(k-1)} + u(k) \right) \quad (17)$$

이고, 기준모델은 2차 선형시스템으로 다음과 같이 주어진다.

$$y_m(k+1) = 0.6y_m(k) + 0.2y_m(k-1) + 0.1r(k) \quad (18)$$

MFIS 제어기는 MISO (Multi-Input/ Single-Output)로서 두 개의 입력과 한 개의 출력 변수를 갖으며 각각  $r(k)$ ,  $y_p(k)$ 과  $u(k)$ 이다. MFIS 제어기는 오프라인(off-line)으로 학습되는데, 오프라인 학습은  $[-1, 1]$  상에서 균일하게 분포하는 랜덤값  $r(k)$ 에 의해서 생성되는 1,000개의 데이터를 가지고 1,000회 동안 학습된다. 초기상태에서 MFIS는 0개의 퍼지추론 모듈로 시작하지만, 학습하는 동안 MFIS 제어기는 자동으로 생성된다. 학습이 끝난 시점에서 MFIS 제어기의 모듈 수는 25개로 되었다. 제안한 MFIS에서는 멤버쉽 함수로써 식 (11)과 같은 가우시안함수를 사용하므로 생성된 각각의 모듈은 극부모델에 대한 데이터로 선형 회귀모델의 데이터 벡터  $b=[b_{ij}]$  (여기에서  $i=1,2,\dots,25$ ,  $j=0,1,2$ 이다)가 데이터 베이스에 저장되고, 퍼지 게이팅망을 구성하는 데이터로 멤버쉽 함수의 중심값 벡터 및 표준편차벡터  $[c_{ij}]$ ,  $[\sigma_{ij}]$  (여기에서  $i=1,2,\dots,25$ ,  $j=1,2$ 이다)가 데이터 베이스에 저장된다.

MFIS 제어기의 성능을 시험하기 위해서 이 논문에서는 Sastry 등[6]이 사용한 것과 동일한 시험입력 신호를 사용하였다. 그림 4에 시뮬레이션 결과를 보였다. 그림 4(a)는 기준 모델 및 플랜트의 출력을 각각 표시하였고, 그림 4(b)는 두 출력 사이의 오차를 나타낸다. 시뮬레이션 결과는 MFIS 제어기가 비선형 시스템의 적응제어에 매우 효율적임을 보이고 있다.

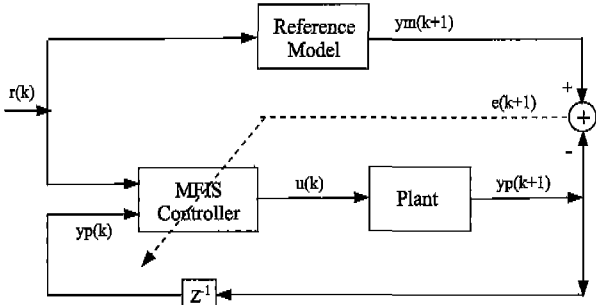


그림 3. 제어구조

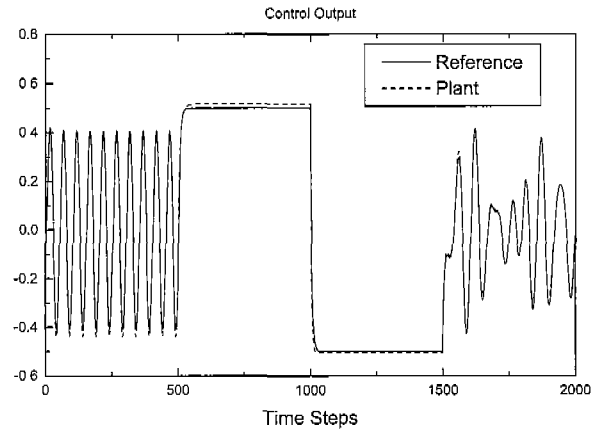
### 5. 결론

본 논문에서는 모듈화 신경회로망과 퍼지모델을 결합한 모듈화 퍼지추론 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 모듈화 신경회로망의 구조를 이용하며 학습을 통해서 모듈화 퍼지추론 시스템 구조가 최적화 된다. 제안한 시스템은 초기에 0개의 퍼지추론 모듈로 시작하여 관측 데이터의 신규성을 판별하여 새로운 퍼지추론 모듈을 할당함으로써 생성된다. 비선형 동적 시스템의 제어에 적용한 시뮬레이션을 통해서 제안한 시스템의 성능이 우수함을 보였다. 결과적으로, 제안한 시스템은 다음과 같은 장점을 갖고 있음을 알 수 있다.

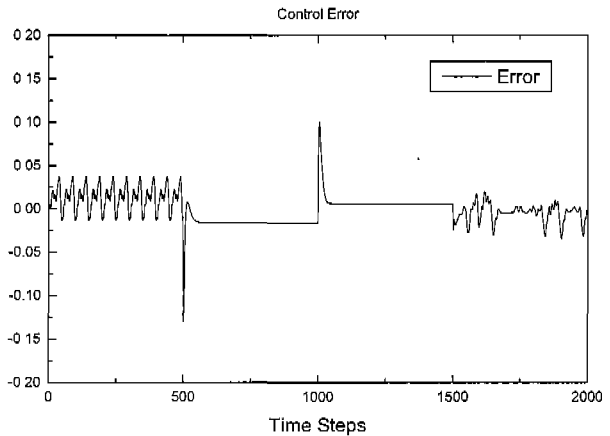
모듈화 퍼지추론 시스템을 이용하면 각 모듈이 제어를 위해 좁은 동작영역을 담당하기 때문에 학습이 용이하다. 또한, 시스템에 대한 사전지식이 충분하지 않더라도, 제안한 시스템은 학습에 의해서 네트워크 구조를 스스로 생성할 수 있는 능력을 갖고 있는 장점이 있고, 시스템에 대한 사전지식을

이용할 수 있으면, 이 사전지식을 모듈화 구조에 반영하는 것이 가능하다.

이러한 장점들 때문에 제안한 시스템은 비선형 시스템 모델링 및 제어를 위한 강력한 도구가 될 수 있다.



(a)



(b)

그림 4. 시뮬레이션 결과

### 참고 문헌

- [1] K.B. Cho and B.H. Wang, "Radial basis function based adaptive fuzzy systems and their applications to system identification and prediction," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 83, pp. 325-339, 1996.
- [2] R.A. Jacobs, M.I. Jordan, and A.G. Barto, "Task decomposition and competition in a modular connectionist architecture: The what and where vision tasks," *Cognitive Science*, vol. 15, pp. 219-250, 1991.
- [3] R. Langari and L. Wang, "Fuzzy models, modular networks, and hybrid learning," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 79, pp. 141-150, 1996.
- [4] T. Tagaki and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application for modeling and control," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 15, no. 1, pp. 116-132, 1985.
- [5] K.J. Hunt, R. Haas, and R. Murray-Smith, "Extending the functional equivalence of radial basis

function networks and fuzzy inference systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 7, no. 3, pp. 776-781, 1996.

- [6] P.S. Sastry, G. Santharam, and K.P. Unnicrishnan, "Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 306-319, 1994.
- 

## 저 자 소 개



권오신 (Oh-Shin Kwon)

1982년 : 전북대학교 전기공학과(학사)

1984년 : 북대학교 대학원 전기공학과(석사)

1988년 : 전북 대학교 대학원 전기공학과(박사)

1978년 ~ 1988년 : 전주공업대학 전자계산학과 교수

1993년 ~ 1994년 : 일본 Osaka Electro-Communication University 객원 교수

1997년 ~ 1999년 : 군산대학교 공학연구소 소장

1999년 ~ 2000년 : 군산대학교 공과대학장

1988년 ~ 현재 : 군산대학교 공과대학 전자정보공학부 교수

관심분야 : 지능제어, 퍼지제어, 신경회로망 응용