

유전알고리즘을 이용한 비선형 시스템의 온라인 퍼지 모델링

Online Fuzzy Modelling of Nonlinear Systems Using a Genetic Algorithm

이현식* · 오정환** · 신위재*** · 김종화* · 진강규*

Hyun-Sik Lee, Jung-Hwan Oh, Wee-Jae Shin, Jong-Hwa Kim and Gang-Gyoo Jin

*한국해양대학교, **경남전문대학교, ***경남대학교

ABSTRACT

This paper presents an online scheme for fuzzy modelling of nonlinear systems, based on the model adjustment technique and the genetic algorithm technique. The fuzzy model is characterized by fuzzy "if-then" rules which represent locally linear input-output relations whose consequence parts are defined as subsystems of a nonlinear system. The discrete-time model for each subsystem is obtained to deal with initialization and unmeasurable signal problems in online estimation and the final output of the fuzzy model is computed from the outputs of the discrete-time models. Then, the parameters of both the premise and consequence parts of the fuzzy model are adjusted by a genetic algorithm. A set of simulation works is carried out to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words : online fuzzy modelling, nonlinear systems, genetic algorithms

1. 서 론

전통적으로 제어시스템 설계는 시스템의 수학적모델에 기초하여 이루어지고 있다. 만약 시스템의 불확실성과 운전환경의 변화가 적을 때는 동작점에서 선형 모델을 얻고 이로부터 최적의 제어를 설계하는 것이 가능하다. 그러나 시스템이 복잡해지면 모델링 오차, 운전중 파라미터 변화, 비선형성 등이 발생하게 되고 이 경우 시스템을 해석하고 제어하기란 여간 어렵지 않다. 이를 해결하기 위한 한 방법은 환경변화에 적절히 대처할 수 있도록 제어시스템에 적응성을 부여하는 것으로서 기준모델 제어, 자기동조 제어, 자동동조 등이 여기에 해당된다. 다른 방법은 퍼지논리, 신경회로망, 퍼지신경회로망 등 인공지능(Artificial intelligence) 분야에서 부각되고 있는 지능기법들을 이용하는 것이다[1]. 최근 이러한 기법들을 기존의 제어이론과 결합하여 인간의 사고와 학습 능력을 모방하려는 지능제어(Intelligent control) 방법들이 제안되고 있다[1-6].

퍼지논리는 인간의 사고와 추론에 팽배해 있는 불확실성을 효과적으로 취급할 수 있어서 의사결정, 전문가 시스템, 인공지능, 시스템 제어 및 식별 등 여러 분야에서 고전논리 시스템이 다룰 수 없었던 문제들을 성공적으로 다루고 있다. 퍼지제어는 불확실한 정

보를 다룰 수 있을 뿐만 아니라, 전문가의 제어 지식과 경험을 언어규칙으로 표현하여 사용하기 때문에 제어대상의 모델을 필요로 하지 않는다는 장점을 가지고 있다. 그러나 일반적으로 입출력 공간을 적절히 퍼지분할하고 전문가로부터 최적의 퍼지 제어규칙을 얻는 것이 쉽지 않고, 특히 전체 시스템의 안정성을 증명하기가 대단히 어렵다.

Sugeno-Tagaki는 기존의 제어이론과 퍼지이론을 결합하여 안정성이 보장되는 퍼지 제어를 설계할 수 있도록 퍼지모델을 얻는 한 기법을 제안하였다[2]. 이들은 전건부 입력 변수들의 공간을 적절히 퍼지분할하고, 각각의 부분공간에서 전체 시스템의 부분적인 이산시간 선형 서브시스템을 얻고 이를 "if-then" 문장으로 결합하였다. 이렇게 함으로써 퍼지모델은 전체 시스템의 비선형적 입출력 관계를 나타내게 된다. 본 연구에서는 이를 확장하여 연속시간 퍼지모델을 얻는 문제를 다룬다. 먼저 각각의 부분공간에서 연속시간 선형 서브시스템을 얻고 이를 퍼지규칙으로 결합하여 연속시간 퍼지모델을 얻는다. 다음 퍼지모델의 동특성이 시스템의 그것에 가깝도록 입력공간의 퍼지분할과, 후건부 방정식의 계수들을 최적 조정한다. 이 때 미분방정식으로 기술되는 후건부 서브시스템의 출력을 얻기 위해서는 시스템의 입출력 신호와 그 도함수가 요구된다. 현실적으로 이러한 신호

들을 모두 계측하는 것은 용이하지 않을 뿐만 아니라, 설사 가능할지라도 경제성을 고려할 필요가 있다. 신호 계측상의 제약과 온라인 파라미터 추정에서 발생할 수 있는 초기화 문제를 해결하기 위하여 서브시스템을 쌍선형 변환하여 이산시간 방정식을 얻는다.

퍼지모델의 전건부와 후건부의 파라미터를 최적 조정하는 문제는 다변수 비선형 최적화 문제가 되어 그 탐색공간은 다봉(Multimodal)이 되기 쉽다. 이러한 문제에 구배(Gradient)에 기초한 기존의 탐색법을 이용하면 지역해로 수렴하게 되어 정확한 파라미터 추정이 어렵게 된다. 이를 해결하기 위하여 유전알고리즘과 같이 강한 최적화 기법을 이용한다. 제안된 방법으로 퍼지모델을 얻게 되면 구역별로 퍼지제어와 선형제어의 특성을 조합한 제어기 설계가 가능하고, 이를 결합하여 전체 시스템에 대하여 안정성이 확보 되는 퍼지 제어기를 얻을 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 대상 시스템을 표현하며, 3장에서는 퍼지모델을 얻고 파라미터를 추정하는 문제를 다루며, 4장에서는 제안된 기법의 유효성을 확인하기 위하여 모의실험을 행한다. 그리고 마지막으로 5장에서 결론을 논한다.

2. 시스템의 표현

다음과 같이 표현되는 단일 입출력 비선형 시스템을 생각하자.

$$\dot{x} = f(x_p, u) \tag{1a}$$

$$y_p = g(x_p, u) \tag{1b}$$

여기서 $x_p \in R^n$, $u \in R$, $y_p \in R$ 는 각각 시스템의 상태벡터, 입력과 출력이며, $f(\cdot) \in R^n$ 는 비선형 함수벡터, $g(\cdot) \in R$ 는 선형 또는 비선형 함수이다. 주어진 시스템의 퍼지모델을 얻기 위하여 다음 사항을 가정하였다.

- 시스템으로부터 동작점에서 국부적 입출력 관계를 나타내는 선형모델을 얻을 수 있다.
- 시스템 출력과 필요한 상태 변수는 측정잡음 없이 계측 가능하다.

3. 퍼지 모델링

3.1 서브시스템의 모델링

n 개 입력 변수들의 공간을 적절히 퍼지분할하고 각각의 부분공간에서 식 (1)의 국부적 입출력 관계를 나타내는 연속시간 선형 서브시스템을 결합한 퍼지 모델은 다음과 같이 표시된다.

$$L^1: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^1 \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^1 \text{ and } \dots x_{pn} \text{ is } F_n^1, \text{ then } A^1(p)y(t)=B^1(p)u(t) \tag{2a}$$

$$L^2: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^2 \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^2 \text{ and } \dots x_{pn} \text{ is } F_n^2, \text{ then } A^2(p)y(t)=B^2(p)u(t) \tag{2b}$$

⋮ ⋮

$$L^l: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^l \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^l \text{ and } \dots x_{pn} \text{ is } F_n^l, \text{ then } A^l(p)y(t)=B^l(p)u(t) \tag{2i}$$

⋮ ⋮

$$L^l: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^l \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^l \text{ and } \dots x_{pn} \text{ is } F_n^l, \text{ then } A^l(p)y(t)=B^l(p)u(t) \tag{2l}$$

$$\text{단, } A^i(p) = \sum_{j=1}^n a_j^i p^j \quad (1 \leq i \leq l) \tag{3a}$$

$$B^i(p) = \sum_{j=1}^m b_j^i p^j \quad (1 \leq i \leq l) \tag{3b}$$

여기서 L^i 는 i 번째의 규칙, x_{pi} ($1 \leq j \leq n$)는 시스템의 상태변수, F_j^i ($1 \leq i \leq l, 1 \leq j \leq n$)는 퍼지집합, l 은 퍼지 규칙의 수이다. 한편 후건부의 방정식에서 $p=d/dt$ 는 미분 연산자, $A^i(p)$ 와 $B^i(p)$ 는 i 번째 규칙의 서로소인 다항식, a_j^i ($1 \leq j \leq n$)와 b_j^i ($0 \leq j \leq m$)는 미지의 파라미터이며, n 과 m ($n > m$)은 각각 $A^i(p)$ 와 $B^i(p)$ 의 차수이다. 이때 후건부 방정식의 구조와 차수는 원래의 시스템으로부터 사전에 알 수 있는 것으로 간주한다.

적응자로 유전알고리즘과 같은 진화알고리즘을 이용하면 모델의 파라미터 사이에는 선형관계가 요구되지 않으므로, 다항식 (3)은 (4)와 같이 변형하여 사용할 수 있다.

$$A^i(p) = \prod_{k=1}^{n'} (1 + \alpha_k^i p + \beta_k^i p^2) \tag{4a}$$

$$B^i(p) = \prod_{k=1}^{m'} (1 + \gamma_k^i p + \delta_k^i p^2) \tag{4b}$$

여기서 n' 이 짝수이면 $n'=n/2$ 이고, 홀수이면 $n'=(n+1)/2$ 이며 마찬가지로 m' 이 짝수이면 $m'=m/2$ 이고, 홀수이면 $m'=(m+1)/2$ 이 된다. 또한 n 과 m 이 홀수이면 $\beta_n^i = \delta_m^i = 0$ 이고 $m=0$ 이면 $\gamma_m^i = \delta_n^i = 0$ 이 된다. 식 (3)에서 a_j^i , b_j^i 는 식 (4)의 α_k^i , β_k^i , γ_k^i , δ_k^i 로부터 쉽게 얻을 수 있고 이들간의 관계식은 $\theta^i: \{\alpha_k^i, \beta_k^i\} \rightarrow \{a_j^i\}$ ($1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq n'$), $\sigma^i: \{\gamma_k^i, \delta_k^i\} \rightarrow \{b_j^i\}$ ($1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m'$)로 정의된다.

퍼지모델로 식 (2)와 (4)를 이용하면 두 가지 이점을 기대할 수 있다. 첫째 적응자로 유전알고리즘이 이용될 경우에 퍼지모델이 항상 안정하도록 파라미터의 탐색범위를 정하기가 쉽고, 둘째 파라미터가 추정 되면 극과 영점을 손쉽게 얻을 수 있어서 시스템 해석과 제어기 설계에 직접 이용할 수 있다.

3.2 서브시스템의 이산화

시스템의 입출력 데이터로부터 퍼지모델의 파라미터들을 추정하기 위해서는 매 샘플링 마다 모델의 전체 출력이 계산되어야 한다. 퍼지모델의 출력은 각 서브시스템의 출력과 퍼지추론으로부터 얻게 되는데 서브시스템의 출력은 수치적으로(Runge-Kutta법 등) 또는 연속 방정식을 이산화하여 구할 수 있다. 일반적으로 수치적분법은 미분방정식 형태로 기술되는 서브시스템의 입출력과 그들 도함수 또는 상태변수의 초기치를 요구한다. 이들을 모두 직접 계측하는 것은 현실적으로 매우 어려울 뿐만 아니라, 경우에 따라 계측 시 잡음의 영향을 받게 된다. 따라서 본 연구에서는 연속방정식을 이산화하여 이용한다. 식 (3)은 식 (4)로부터 쉽게 얻을 수 있으므로 이를 쌍선형(Bilinear) 변환하면 다음과 같다.

$$\sum_{j=0}^n a_j \left(\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right)^j y(k) = \sum_{j=0}^m b_j \left(\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right)^j u(k) \quad (5)$$

여기서 T는 샘플링 시간이고 z⁻¹는 후향추이 연산자이다. 식 (5)의 양변에 $[\frac{T}{2} \cdot (1+z^{-1})]^n$ 를 곱하고 정리하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$C^i(z^{-1})y(k) = D^i(z^{-1})u(k) \quad (6)$$

여기서

$$C^i(z^{-1}) = \sum_{j=0}^n c_j^i z^{-j} (c_0^i = 1) \quad (7a)$$

$$= \sum_{j=0}^n c_j^i \left(\frac{T}{2} \right)^{n-j} (1+z^{-1})^{n-j} (1+z^{-1})^j / \sum_{j=0}^n c_j^i \left(\frac{T}{2} \right)^{n-j} \quad (7b)$$

$$D^i(z^{-1}) = \sum_{j=0}^m d_j^i z^{-j} (d_0^i = 1) \quad (7c)$$

$$= \sum_{j=0}^m d_j^i \left(\frac{T}{2} \right)^{m-j} (1+z^{-1})^{m-j} (1+z^{-1})^j / \sum_{j=0}^m d_j^i \left(\frac{T}{2} \right)^{m-j} \quad (7d)$$

식 (7)에서 c_jⁱ, d_jⁱ는 a_jⁱ, b_jⁱ로부터 쉽게 구할 수 있고 그 관계식은 $\Theta_j^i\{a_j^i\} \rightarrow \{c_j^i\}$ (0 ≤ j ≤ n)과 $\Sigma_j^i\{a_j^i, b_k^i\} \rightarrow \{d_j^i\}$ (0 ≤ j ≤ n, 0 ≤ k ≤ m)로 정의한다.

식 (6)-(7)를 이용하여 식 (2)의 퍼지규칙을 다시 쓰면 다음과 같게 된다.

$$L^1: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^1 \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^1 \text{ and } \dots \text{ and } x_{pn} \text{ is } F_n^1, \\ \text{then } y^1(k) = - \sum_{j=1}^n c_j^1 z^{-j} y^1(k) + \sum_{j=1}^n d_j^1 z^{-j} u^1(k) \quad (8a)$$

$$L^2: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^2 \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^2 \text{ and } \dots \text{ and } x_{pn} \text{ is } F_n^2, \\ \text{then } y^2(k) = - \sum_{j=1}^n c_j^2 z^{-j} y^2(k) + \sum_{j=1}^n d_j^2 z^{-j} u^2(k) \quad (8b)$$

$$\vdots \quad \vdots \\ L^l: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^l \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^l \text{ and } \dots \text{ and } x_{pn} \text{ is } F_n^l,$$

$$\text{then } y^i(k) = - \sum_{j=1}^n c_j^i z^{-j} y^i(k) + \sum_{j=1}^n d_j^i z^{-j} u^i(k) \quad (8i)$$

$$L^l: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^l \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^l \text{ and } \dots \text{ and } x_{pn} \text{ is } F_n^l,$$

$$\text{then } y^l(k) = - \sum_{j=1}^n c_j^l z^{-j} y^l(k) + \sum_{j=1}^n d_j^l z^{-j} u^l(k) \quad (8l)$$

여기서 yⁱ는 i번째 서브시스템의 출력이다. 한가지 기억해야 할 사실은 유전알고리즘은 식 (4)의 연속형 방정식의 계수를 직접 조정하게 되고, 이로 인해 식 (8)의 이산형 방정식의 계수가 변경된다는 것이다.

3.3 퍼지 규칙의 추론

식 (8)에서 시스템의 상태변수 x_{p1}, x_{p2}, ..., x_{pn}에 대한 i번째 규칙의 조건부 적합도 ρ_i는 다음과 같이 계산된다.

$$\rho_i = \prod_{j=1}^m F_j^i(x_{pj}) \quad (1 \leq i \leq l) \quad (9)$$

여기서 F_jⁱ(x_{pn})는 x_{pn}에 대한 퍼지집합의 소속정도이다. 이것을 이용하여 전체 규칙의 추론결과 퍼지모델의 출력 y는 다음과 같게 된다.

$$y(k) = \frac{\sum_{i=1}^l \rho_i y^i(k)}{\sum_{i=1}^l \rho_i} \quad (10)$$

단, $\sum_{i=1}^l \rho_i > 0$ 으로 간주한다.

3.4 유전알고리즘을 이용한 온라인 파라미터 추정

일단 비선형 시스템을 기술하는 퍼지모델이 얻어지면 다음은 관측된 입-출력 신호로부터 퍼지모델의 파라미터를 추정하게 된다. 시스템과 병렬로 연결된 모델에 같은 입력을 적용하고, 모델의 동특성이 시스템의 동특성에 가깝도록 적응 알고리즘에 의해서 모델의 파라미터를 조정하게 되는데 그림 1은 이를 보여주고 있다.

적응 알고리즘은 전건부 입력 변수들의 공간을 적절히 퍼지분할하고, 후건부 방정식의 계수를 최적 조정하게 된다. 퍼지분할에 이용되는 각 퍼지집합은 그림 2와 같이 삼각형의 "내부" 퍼지집합 또는 사다리꼴형의 "외부" 퍼지집합 중 하나로 정의되며, 소속함수의 중심과 폭은 가변된다. 한편 내부 퍼지집합의 소속함수는 중심을 기준으로 대칭인 것으로 간주한다. 그림에서 보면 중심 o_jⁱ, o_jⁱ, o_jⁱ와 폭 w_j¹, w_j¹, w_jⁿ 등이 전건부의 파라미터가 된다.

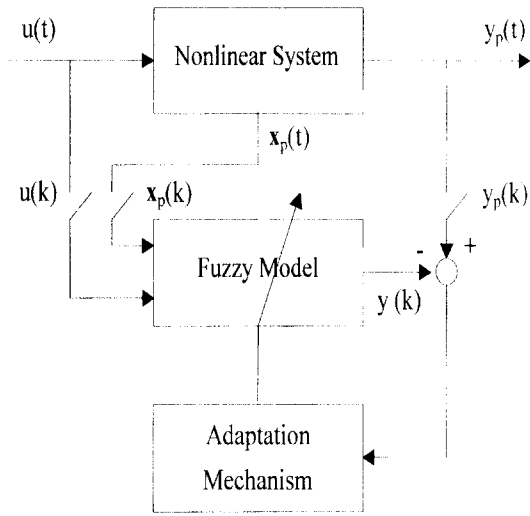


그림 1. 선형 시스템의 퍼지모델을 얻기 위한 구성도.
Fig. 1. schematic diagram for fuzzy modelling of nonlinear systems.

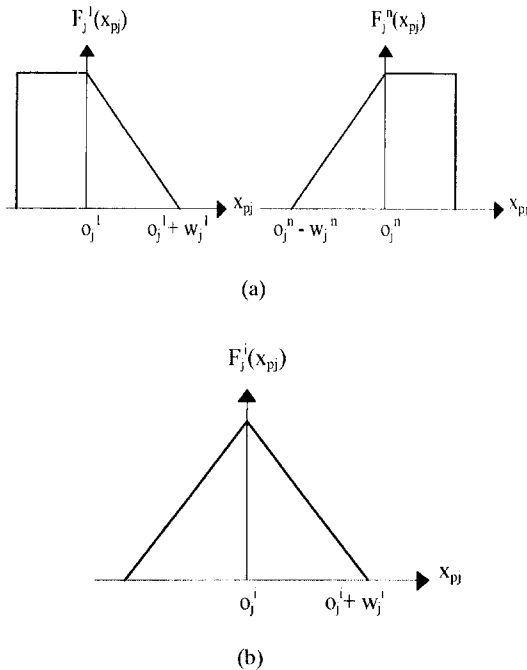


그림 2. 소속함수; (a) 내부 퍼지집합, (b) 외부 퍼지집합.
Fig. 2. Membership functions; (a) interior fuzzy sets, (b) an exterior fuzzy set.

특히 최적의 폭을 탐색하도록 파라미터들의 탐색 구간을 정할 때 퍼지집합 간에는 최소한의 포갠 (overlap)이 유지되도록 한다. 이와 같이 퍼지모델의

전진부와 후진부의 파라미터를 추정하는 문제는 복잡한 비선형 최적화 문제가 되어 기존의 탐색법을 적용하기는 곤란하므로, 최적화 도구로 광범위하게 이용되고 있는 유전알고리즘을 이용한다.

유전알고리즘은 진화원리에서 발견된 몇몇 특징들을 컴퓨터 알고리즘과 결합시켜 복잡한 최적화 문제를 해결하려는 도구로서 1975년 Holland 교수에 의해 처음으로 개발되었다.[7] 유전알고리즘의 장점은 연속성(Continuity), 미분가능성(Differentiability), 단봉성(Unimodality) 등 탐색공간에 대한 제약으로부터 자유롭다는 것이다. 다시 말하면 목적함수 외에 탐색공간에 대한 사전지식을 필요로 하지 않고, 매우 크고 복잡한 공간일지라도 전역해 쪽으로 수렴해 갈 수 있다. 이러한 특성 때문에 현재까지 복잡한 최적화 문제를 해결하는 도구로 인정 받고 있으며, 함수의 최적화, [8] 신경회로망의 학습, [9] 동적시스템의 식별 및 제어 [10, 11] 등 여러 분야에 성공적으로 응용되고 있다.

유전알고리즘은 종의 선택(Selection)과 육종(Breeding)을 통해서 탐색영역 안에서 해집합을 점진적으로 개선해 나가는 적응 알고리즘으로서 현재까지 문헌에는 다양한 형태들이 보고되고 있으나 퍼라미터를 부호화하고, 초기집단을 생성하며, 집단내 염색체들의 적합도를 평가하고, 연산자들을 사용하는 기본적인 메커니즘은 유사하다. 유전알고리즘이 채용하고 있는 재생산(Reproduction) 연산자는 더 적합한 개체가 더 높은 생존 기회를 가지는 적자생존의 현상을 모방하려는 인위적인 메커니즘이며, 교배(Crossover) 연산자는 자연환경에서 생물들이 성적 교배를 통하여 자손을 생산하는 과정을 알고리즘 형태로 흉내낸 것이다. 한편 집단이 진화해 나가는 과정에서 재생산과 교배는 집단을 더욱 강하게 해주지만, 지역해나 사점(Dead corner)에 빠질 때는 이를 벗어나게 할 수는 없다. 이러한 원치 않는 해로부터 벗어나기 위한 한 방향으로 돌연변이(Mutation)가 이용되며, 이것은 자연계의 돌연변이 현상을 모방한 것이다.

본 연구에서는 적응 메커니즘으로 작은 집단을 효율적으로 다룰 수 있는 하이브리드 유전알고리즘(Hybrid Genetic Algorithm)[12]을 사용한다. 재생산, 교배, 돌연변이 연산자를 통해 집단이 진화해 가는 동안 하이브리드 유전알고리즘은 염색체 개체간의 우열을 가리기 위하여 적합도 함수를 필요로 하는데, 적합도는 다음의 목적함수로부터 계산되어 진다. 특히 온라인 추정치를 얻기 위하여 목적함수는 유한 시간 동안만 계산된다.

$$J(\Phi) = \sum_{j=k-W+1}^k |y_p(j) - y(j)| \quad (11)$$

여기서 Φ 는 퍼지모델의 파라미터 벡터이고 W 는 데이터 윈도우의 크기이다. W 의 크기는 퍼지모델의 정확도와 연산시간 사이에서 적절히 타협된다. 온라인 추정치를 얻기 위해 목적함수가 유한 시간 범위에서 계산되면, 모델을 초기화하기 위한 n 개의 입출력 데이터 쌍과 모델을 구동하기 위한 W 개의 입출력 데이터 쌍이 버퍼에 저장되어야 한다. 새로운 데이터 쌍 $\{u(k), y_p(k)\}$ 이 얻어질 때마다 버퍼의 내용은 쉬프트되고 갱신된다.

4. 모의 실험

4.1 예제 1 (비선형 DC 모터)

먼저 제한한 방법으로 비선형 마찰을 가지는 DC 모터의 퍼지모델을 얻는 모의실험을 수행하였다. 시스템의 방정식은 다음과 같다.

$$\omega + a_1\omega + a_2\omega^2 \operatorname{sgn}(\omega) + a_3 \operatorname{sgn}(\omega) = b_0 u \quad (12)$$

여기서 ω ($=x_{p1}=y_p$)는 모터의 출력 각속도이고, u 는 입력이며, 좌변의 두 번째 항은 역기전력, 세 번째 항은 비선형 점성마찰, 네 번째 항은 쿨롱마찰을 나타낸다. $\operatorname{sgn}(\cdot)$ 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\operatorname{sgn}(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega > 0 \\ 0, & \omega = 0 \\ -1, & \omega < 0 \end{cases} \quad (13)$$

모의실험은 $a_1=0.5, a_2=0.7, a_3=0.25, b_0=1.0$ 의 파라미터를 가지고 수행되었다.

다음과 같은 퍼지모델을 선정하였다.

$$L1 : \text{If } x_{p1} \text{ is NB, then } (1+\alpha_1^1 p)y = \beta_1^1 u \quad (14a)$$

$$L2 : \text{If } x_{p1} \text{ is ZO, then } (1+\alpha_1^2 p)y = \beta_1^2 u \quad (14b)$$

$$L3 : \text{If } x_{p1} \text{ is PB, then } (1+\alpha_1^3 p)y = \beta_1^3 u \quad (14c)$$

입력변수 x_{p1} 에 대하여 세 퍼지집합을 정의하였고 각각의 의미는 다음과 같다.

NB : Negative Big

ZO : Zero

PB : Positive Big

전건부 파라미터는 각각 5비트 길이의 이진 스트링으로 부호화하였고 탐색구간은 $\omega_1^1 \in [-0.31, 0.0], \omega_1^2 \in [0.2, 0.51], \omega_1^3 \in [0.0, 0.31], o_1^1 \in [-0.71, 0.4], o_1^2 \in [0.0, 0.71]$ 로 설정하였으며, 후건부의 파라미터 α_i^1, b_i^1 ($1 \leq i \leq 3$)는 각각 10비트 이진 스트링으로 부호화하였고 탐색 구간은 $0.0 \leq \alpha_i^1, b_i^1 \leq 10.23$

으로 설정하였다. 또한 데이터 윈도우 $W=1000$, 샘플링 주기 $T=0.02$ 초로 선정하였다. 시스템과 모델에 부과되는 입력으로 $u = \sin(0.7t) + \sin(1.4t) + 0.5\sin(2.8t) + 1.5\sin(4.2t)$ 으로 선정하였으며 이 때 시스템의 입출력 신호는 그림 3과 같다.

2000세대 동안 진화한 추정 결과 식 (15)와 같은 퍼지모델을 얻었고 이 때의 퍼지집합은 그림 4와 같다.

$$L1 : \text{If } y \text{ is NB, then } (1+1.55p)y = 1.03u \quad (15a)$$

$$L2 : \text{If } y \text{ is ZO, then } (1+3.71p)y = 0.97u \quad (15b)$$

$$L3 : \text{If } y \text{ is PB, then } (1+1.70p)y = 1.09u \quad (15c)$$

그림 5는 파라미터 추정에 사용하지 않은 정현파 신호인 $u = \sin(t) + 0.5\sin(2t) + 0.5\sin(3t)$ 에 대한 원래의

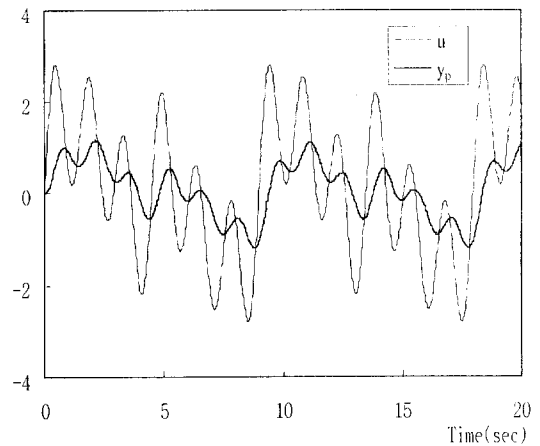


그림 3. 입출력 신호.

Fig. 3. Input and output signals.

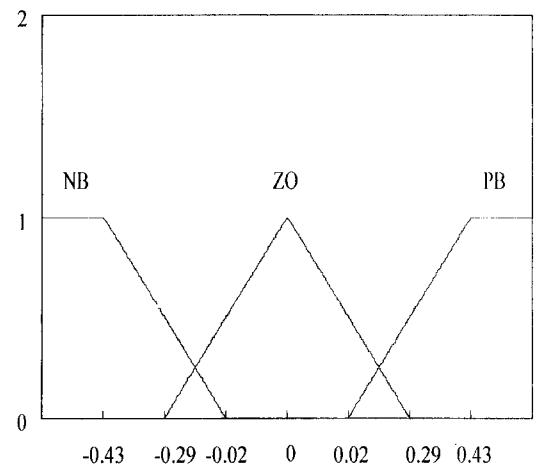


그림 4. 추정된 퍼지집합의 소속함수.

Fig. 4. Membership functions of the estimated fuzzy sets.

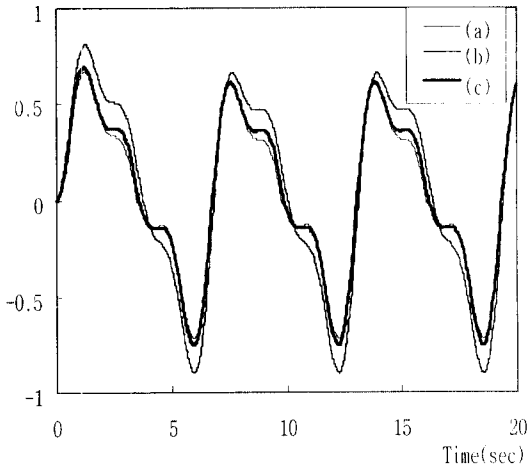


그림 5. 정현과 응답; (a) 시스템, (b) 선형모델, (c) 퍼지 모델.
 Fig. 5. Sinusoidal responses; (a) system, (b) linearized model, (c) fuzzy model.

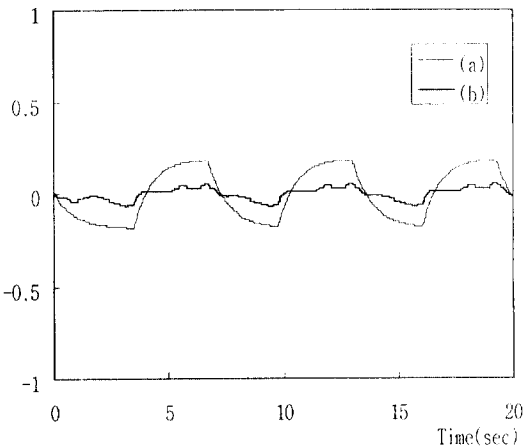


그림 6. 오차; (a) 시스템과 선형모델, (b) 시스템과 퍼지 모델.
 Fig. 6. Errors; (a) between the system and linearized model, (b) between the system and fuzzy model.

시스템, 선형화 모델($a_2\omega^2\text{sgn}(\omega)\approx a_2$, $a_3\text{sgn}(\omega)\approx 0$)과 퍼지모델의 응답을 보여주고 있으며, 그림 6은 시스템과 각 모델 사이의 오차를 나타내고 있다.

4.2 예제 2 (비선형 진자)

다음은 비선형 진자 시스템의 퍼지모델을 얻는 모의실험을 수행하였다. 시스템의 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$\ddot{\theta} + a_1\dot{\theta} + a_2\sin(\theta) = b_0u \quad (16)$$

여기서 $\theta (=x_{p1}=y_p)$ 는 진자의 출력 각도이고, u 는 입력력이다. 모의실험에 사용된 파라미터는 $a_1=0.6$, $a_2=9.8$, $b_0=2.0$ 이다.

다음과 같은 퍼지모델을 선정하였다.

$$L1 : \text{If } x_{p1} \text{ is NB, then } (1+\alpha_1^1p+\alpha_1^1p^2)y=b_0^1u \quad (17a)$$

$$L2 : \text{If } x_{p1} \text{ is ZO, then } (1+\alpha_1^2p+\alpha_1^2p^2)y=b_0^2u \quad (17b)$$

$$L3 : \text{If } x_{p1} \text{ is PB, then } (1+\alpha_1^3p+\alpha_1^3p^2)y=b_0^3u \quad (17c)$$

앞서와 마찬가지로 입력변수 x_{p1} 에 대하여 세 개의 퍼지집합을 정의하였다. 전건부 파라미터 중에서 w_1^1 , w_1^2 는 각각 4비트 길이의 이진 스트링으로, 그 외의 것은 5비트 길이의 이진 스트링으로 부호화하였고, 탐색구간은 각각 $w_1^1\in[-0.15, 0.0]$, $w_1^2\in[0.65, 0.96]$, $w_1^3\in[0.0, 0.15]$, $o_1^1\in[-0.96, -0.65]$, $o_1^2=0.0$, $o_1^3\in[0.65, 0.96]$ 로 설정하였으며, 후건부의 파라미터 $\alpha_1^i \leq \beta_1^i \leq b_0^i$ ($1\leq i\leq 3$)는 각각 5비트 이진 스트링으로 부호화하였고 탐색 구간은 $0.0\leq \alpha_1^i \leq \beta_1^i \leq b_0^i \leq 5.11$ 로 설정하였다. 또한 데이터 윈도우 $W=1000$, 샘플링 주기 $T=0.03$ 초로 선정하였고, 입력신호로 $u=0.18\sin(2t)+0.9\sin(3t)+0.3\sin(5t)+0.72\sin(7t)$ 를 사용하였다. 이 때 시스템의 입출력 신호는 그림 7과 같다.

5000세대 동안 진화한 추정 결과 식 (18)과 같은 퍼지모델을 얻었고 이 때의 퍼지집합은 그림 8과 같다.

$$L1 : \text{If } y \text{ is NB, then } (1+1.58p+2.80p^2)y=2.95u \quad (18a)$$

$$L2 : \text{If } y \text{ is ZO, then } (1+3.02p+2.91p^2)y=1.54u \quad (18b)$$

$$L3 : \text{If } y \text{ is PB, then } (1+0.14p+0.12p^2)y=0.46u \quad (18c)$$

그림 9는 파라미터 추정에 이용되지 않은 다른 정현파 신호 $u=0.24\sin(2t)+1.2\sin(3t)+0.4\sin(5t)+0.96\sin(7t)$

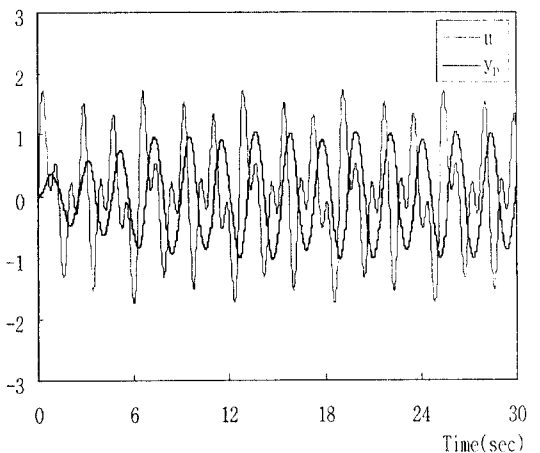


그림 7. 입출력 신호.
 Fig. 7. Input and output signals.

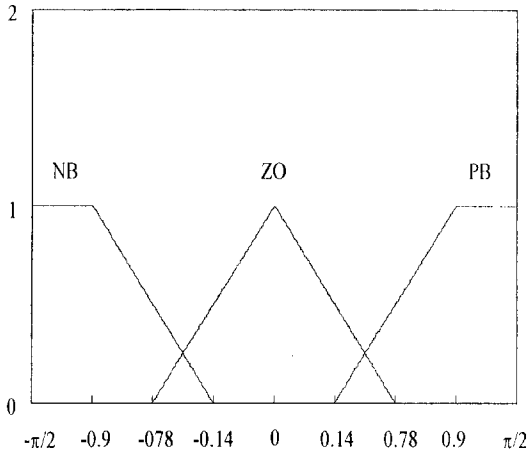


그림 8. 추정된 퍼지집합의 소속함수.

Fig. 8. Membership functions of the estimated fuzzy sets.

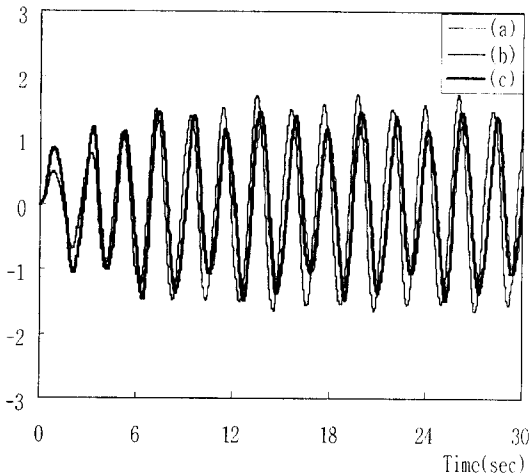


그림 9. 정현파 응답; (a) 시스템, (b) 선형모델, (c) 퍼지 모델.

Fig. 9. Sinusoidal responses; (a) system, (b) linearized model, (c) fuzzy model.

(7t)에 대한 시스템, 선형화 모델($\sin\theta \approx \theta$)과 퍼지모델의 응답을 보여주고 있으며, 그림 10은 시스템과 각 모델 사이의 오차를 나타내고 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 모델 조정기법과 유전알고리즘을 이용하여 비선형 시스템을 퍼지 모델링하는 기법을 제안하였다. 먼저 각 동작점에서 비선형 시스템을 기술하는 선형 서브시스템을 얻고 이를 퍼지규칙으로

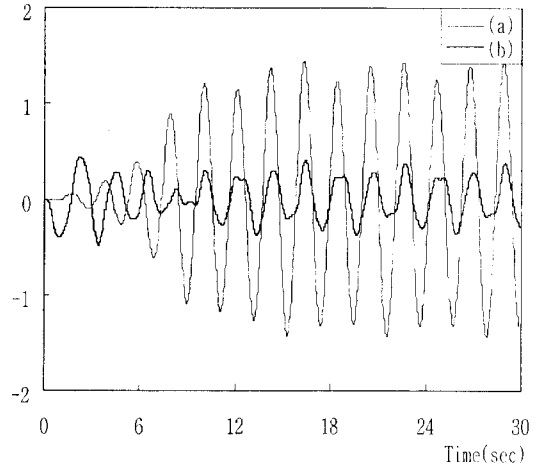


그림 10. 오차; (a) 시스템과 선형모델, (b) 시스템과 퍼지 모델.

Fig. 10. Errors; (a) between the system and linearized model, (b) between the system and fuzzy model.

결합하여 전 동작 범위에서 비선형 시스템의 동특성을 나타내 주는 퍼지모델을 얻었다. 다음 각 서브시스템의 출력을 계산하고, 신호계측상의 제약과 온라인 파라미터 추정시 신호의 초기화 문제를 해결하기 위하여 각 서브시스템의 방정식을 이산화하였다. 이로부터 퍼지모델의 동특성이 시스템의 동특성과 유사하도록 유전알고리즘을 이용하여 퍼지모델의 전건부와 후건부의 파라미터를 동시에 추정하였다. 제안된 방법을 이용하여 비선형 시스템을 퍼지 모델링하는 모의실험을 실시한 결과, 퍼지모델이 단일 동작점에서 선형화한 모델보다 원래 시스템에 가까운 동특성을 나타냄을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] D. A. White and D. A. Sofge, Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approaches, Van Nostrand Reinhold, N.Y., 1992.
- [2] T. Tagaki and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control," *IEEE Trans. on SMC*, SMC-15(1), pp. 116-132, 1985.
- [3] M. Sugeno and G. T. Gang, "Structure Identification of Fuzzy Model," *Fuzzy Sets and Systems*, 28, pp. 15-33, 1988.
- [4] M. Sugeno and K. Tanaka, "Successive Identification of a Fuzzy Model and Its Application to Prediction of a Complex System," *Fuzzy Sets and Systems*, 42, pp. 315-334, 1991.
- [5] K. Tanaka, "Design of Model-based Fuzzy Con-

troller Using Lyapunov Stability Approach and Its Application to Trajectory Stabilization of a Model Car," *Theoretical Aspects of Fuzzy Control*, John Wiley & Sons, Inc., 1995.

[6] G. Jin, "Intelligent Fuzzy Logic Control of Processes with Time Delays," *Ph.D. Thesis, University of Wales Cardiff, UK*, 1996.

[7] J. H. Holland, "Adaptation in Natural and Artificial Systems," *The University of Michigan Press, Michigan*, 1975.

[8] K. A. De Jong, "An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptation Systems," *Ph.D. Dissertation, The University of Michigan, Ann Arbor, Michigan*, 1975.

[9] R. L. Aaron et al., "Genetic Algorithm like Learning Rule for Neural Network," *Proc. '93 IEEE Conf. on SMC, Le Touquet, France*, **1**, pp. 137-142, 1993.

[10] K. Kristinsson and G. A. Dumont, "System Identification and Control Using Genetic Algorithms," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, **22**(5), pp. 1033-1046, 1992.

[11] D. T. Pham and G. Jin, "Evolutionary Design of an

Adaptive Fuzzy Logic Controller for Processes with Time Delays," *Proc. '94 IEEE Int. Conf. on SMC, San Antonio, TEXAS*, **1**, pp. 431-436, 1994.

[12] D. T. Pham and G. Jin, "A Hybrid Genetic Algorithm," *Proc. 3rd World Cong. on Expert Systems, Seoul, Korea*, **2**, pp. 748-757, 1996.



이현식(Hyun-Sik Lee) 정회원
 1996년 : 한국해양대학교 제어계측공학과 (공학사)
 1998년 : 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 (공학석사)
 1998년 ~ 현재 : 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 박사과정



오정환(Jung-Hwan OH) 정회원
 1988년 : 부경대학교 전자공학과 (공학사)
 1990년 : 동아대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1992년 ~ 1995년 : 경남대학교 대학원 전자공학과 (박사과정 수료)
 1992년 ~ 현재 : 경남전문대학 전자정보통신과 조교수



신위재(Wee-Jae Shin) 정회원
 1975년 : 동아대학교 전자공학과 (공학사)
 1979년 : 동아대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1989년 : 동 대학원 박사과정 중 (공학박사)
 1983년 ~ 현재 : 경남전문대학 전자정보통신과 교수



김종화(Jong-Hwa Kim) 정회원
 1981년 : 부산대학교 기계공학과 (공학사)
 1985년 : 부산대학교 대학원 제어공학전공 (공학석사)
 1989년 : 부산대학교 대학원 제어공학전공 (공학박사)
 1996년 ~ 1997년 : 영국 University of Wales Cariff 연구교수
 1990년 ~ 현재 : 한국해양대학교 자동차 · 정보공학부 부교수



진강규(Gang-Gyoo Jin) 정회원
 1977년 : 한국해양대학교 기관학과 (공학사)
 1985년 : Florida Institute of Technology 전기전자컴퓨터공학과(공학석사)
 1996년 : University of Wales Cariff 전지전자시스템공학과(공학박사)
 1981년 ~ 현재 : 한국해양대학교 자동차 · 정보공학부 부교수