

비선형 시스템 모델링 및 제어를 위한 퍼지 규칙기반의 진화 설계

論 文

50D-12-2

Evolutionary Design of Fuzzy Rule Base for Modeling and Control

李 昌 勳*
(Chang-Hoon Lee)

Abstract - In designing fuzzy models and controllers, we encounter a major difficulty in the identification of an optimized fuzzy rule base, which is traditionally achieved by a tedious trial-and-error process. This paper presents an approach to the evolutionary design of an optimal fuzzy rule base for modeling and control. Evolutionary programming is used to simultaneously evolve the structure and the parameter of fuzzy rule base for a given task. To check the effectiveness of the suggested approach, four numerical examples are examined. The performance of the identified fuzzy rule bases is demonstrated.

Key Words : evolutionary programming, fuzzy controller, fuzzy model

1. 서 론

최근, 퍼지 논리에 기반을 둔 근사추론 기법이 다양한 분야에 적용되어 왔다. 이는 경험적 지식을 바탕으로 사람이 처리하는 문제들이 정확한 수학적 표현을 반영하지 못했기 때문이다. 실제로, 특정 문제에 대한 적절한 퍼지 규칙기반을 찾아내기는 매우 어려운 일이다. 대부분 시행착오를 통한 방법이 사용되어 왔으나, 계산량이 많고 효율이 떨어진다는 단점이 있다. 따라서, 특정 문제에 대한 규칙 기반 구축을 위한 연구가 다수 진행되어 왔으며, 자동으로 퍼지 규칙을 규명(identify)하기 위한 접근 방법이 제시되고 있다[1-6]. 이러한 방법들은 퍼지 규칙기반을 최적화 할 수 있다는 장점은 있으나, 몇가지 사전 정의된 퍼지 IF-THEN 규칙들과 퍼지 집합에 의해 규칙을 제한하기 때문에 주어진 문제가 최적화된 구조 보다는 가정된 구조에 의해 실현된다는 문제점이 있다.

유전 알고리즘(GA) 역시, 가정된 구조에 기초한 퍼지 규칙기반을 찾아내는데 성공적으로 적용되어 왔다[1, 5, 6]. 그러나, 이 방법 역시 사전 가정 없이 퍼지 규칙을 진화시키는 데는 적절하지 못하다. 이는 GA에서는 서로 다른 구조에 의한 2가지 규칙 기반의 교배가 비효율적이기 때문이다. 반면에, 진화 프로그래밍 기법은 유전 연산자로 돌연변이만을 사용하며, 이는 주어진 문제에 대한 퍼지 규칙기반을 효과적으로 탐색하는 수단이 되게 한다.

최근에는 퍼지 클러스터링을 이용하여 모델 데이터 분할에 의해 퍼지 모델의 구조를 결정한 다음 선택된 구조에 대해 파라미터를 최적화 하는 방법이 연구되고 있다[20, 21]. 또 다른 방향은 퍼지 논리와신경회로망을 결합한 뉴로-퍼지 모델

링이다. 그러나 이 방법도 신경회로망에서와 네트워크 구조를 최적화해야 하는 것과 동일한 문제를 안고 있다[22, 23].

본 논문에서는 모델링 및 제어를 위해 최적화 된 퍼지 규칙기반 도출을 위한 진화 설계 기법을 제시한다. 이 방법은 클러스터링이나 뉴로-퍼지와 같은 추가적인 방법보다는 진화 프로그래밍만을 이용해 퍼지 규칙기반의 구조와 파라미터를 찾는다. 퍼지 규칙기반의 구조와 파라미터는 상호 의존적이기 때문에, 사전 가정을 배제하고 규칙기반 구조와 파라미터를 동시에 진화시킴으로써 주어진 문제에 대해 보다 적절한 규칙기반을 도출할 수 있다. 제시된 접근법의 효율성 검증을 위해 4가지 예제에 적용한 후 그 성능을 평가하였다.

2. 근사추론

2.1 배경

근사추론 이론은 1930년대 Lukasiewicz에 의해 개발된 다가(multivalued)-논리 시스템에 근간을 둔 퍼지논리의 응용방법으로 볼 수 있다. Zadeh는 1960년대에 퍼지 집합의 개념을 소개하고, 1980년대에 상업적으로 대단한 성공을 거둔 다가 계산에 대한 기술적 응용 기반을 개발하기 위하여 근사추론 기법을 재발견하였다[7],[8]. 이 기법의 주 응용 분야로는 대규모 비선형 시스템, 규칙기반 시스템, 그리고 형상 인식 등이 있다. 본 논문에서는 근사추론 이론을 사용하여, 수학적 모델링이 어려운 복잡한 시스템을 설계하고자 한다. 이 이론은 매우 간단한 계산에 의해 퍼지 규칙기반을 표현하고, 결론을 도출할 수 있는 방법을 제공한다. 또한 그 계산은 강인하고 매우 효과적인 구현이 가능하다.

2.2 단순화된 추론의 계산

퍼지 지식은 퍼지 집합과 언어적 변수에 의해서 표현된다.

* 正 會 員 : 漢 學 大 電 氣 · 電 子 · 制 御 工 學 部 · 工 博
接 受 日 字 : 2000年 11月 9日
最 終 完 了 : 2001年 10月 27日

이 변수들은 논리영역의 각 원소에 대한 멤버십 값을 제공하는 멤버십 함수로서 정의된다. 입출력 변수의 언어적 특성을 위한 언어변수의 의미는 적절히 정의된 멤버십 함수에 의해 정의된다. 멤버십 함수에 대한 형식상의 제한은 없지만, 본 논문에서는 규칙의 후건부(then 부분)에 싱글톤을, 조건부(if 부분)에는 사다리꼴이나 삼각형과 같은 부분-선형 함수를 사용한다. 규칙 기반은 다음과 같이 표현되는 규칙들로 구성된다.

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i(x_1) \text{ with } \alpha_{x_{n1}} \text{ and} \\ \dots \quad x_k \text{ is } A_k^i(x_k) \text{ with } \alpha_{x_{ik}} \\ \text{then } y_1 \text{ is } B_1^i \text{ and } y_q \text{ is } B_q^i \quad (1)$$

여기서 R^i 는 ($1 \leq i \leq r$)인 i 번째 규칙이고, x_j ($1 \leq j \leq k$)는 입력변수, 그리고 y_p ($1 \leq p \leq q$)는 출력변수이다.

$$A_j^i = \begin{cases} (x_j + d_{ij} + d_{ij}^l - c_{ij}) / d_{ij}^l & \text{if } x_j > (c_{ij} - d_{ij} - d_{ij}^l) \\ 1 & \text{if } (c_{ij} - d_{ij}) \leq x_j < (c_{ij} + d_{ij}) \\ (-x_j + d_{ij} + d_{ij}^r + c_{ij}) / d_{ij}^r & \text{if } (c_{ij} + d_{ij}) \leq x_j < (c_{ij} + d_{ij} + d_{ij}^r) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$A_j^i(x_j)$ 는 식 (2)에서 정의되는 퍼지 변수이고, B_p^i 는 퍼지 싱글톤, 즉 실수값을 갖는다. $\alpha_{x_{ij}}$ 는 i 번째 규칙내의 j 번째 퍼지 변수의 상대적 중요도를 나타내는 양수값을 갖는다. 멤버십 함수 A_j^i 는 사다리꼴 형태이고, d_{ij} 가 0이면 삼각형 형태를 갖는다.

이제 추론을 위하여 다음과 같은 과정을 고려해 보자. 입출력 데이터 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n \mid x_i = (x_{n1}, x_{21}, \dots, x_{nk}, y_{n1}, y_{21}, \dots, y_{iq})\}$ 가 주어진 상태에서 i 번째 규칙에 대한 적합도 w_i 를 다음과 같이 계산한다.

$$w_i = A_1^i(x_{n1}) \times \alpha_{x_{n1}} \times A_2^i(x_{21}) \times \alpha_{x_{21}} \times \dots \times A_k^i(x_{ik}) \times \alpha_{x_{ik}} \quad (3)$$

w_i 에 따른 가중 평균치 B_p^i 를 이용하여 추론값 y_i^* 를 다음과 같이 계산한다.

$$y_i^* = \frac{\sum_{i=1}^r w_i \times B^i}{\sum_{i=1}^r w_i} \quad (r : \text{퍼지규칙 번호}) \quad (4)$$

3. 진화 프로그래밍

진화 프로그래밍은 집단에 기초한 최적화 수단으로 사용된다. 진화 프로그래밍의 기본 개념은, 탐색공간(해 공간)에서 정확히 한 점을 표현하는 개체로 구성되는 집단을 사용한다. 초기화가 끝나면 선택, 돌연변이 또는 재결합 등의 부프로세스에 의해, 집단은 탐색 공간 중 보다 나은 영역으로 진화,

발전한다. 선택을 통해 각 개체는 적합도가 높아지고, 돌연변이 연산자는 집단에 새로운 유전 정보를 도입하며, 재결합 연산자는 다른 세대로 진화할 때 돌연변이 된 정보의 결합을 제어한다. 진화 알고리즘에는 진화 프로그래밍(EP), 진화 전략(ES)[9, 10]과 유전 알고리즘 등이 있다[12, 13].

EP는 본래 1960년대에 미국의 L.J.Fogel에 의해서 개발되었고, 이진 표현 변수와 돌연변이를 유일한 유전 연산자로 가졌다. 집단 내의 각 개체는 N 개의 필드로 구성된다. P 개의 개체 집단에서 시작하여 각 개체는 하나의 자식 개체를 생성하고, 부모와 자식을 포함한 $2P$ 개의 개체로부터 적합도가 높은 P 개의 개체가 선택되어 다음 세대를 구성한다. 이와 같은 간단한 모델을, 다양한 데이터 구조의 실수 변수를 취급할 수 있는 있도록 개량해서 현재와 같은 EP가 되도록 한 사람은 D.B.Fogel이다[15]. 집단 내의 모든 개체는 각 변수에 대응하는 N 개의 실수 z_i 와 N 개의 분산 v_i 로 표현되기 때문에 $T = (Z, V)$ 로 쓸 수 있으며, 이는 ES에서와 매우 유사하다.

3.1 선택

선택은 q -토너먼트에 기초하며, 여기서 q 는 $q \geq 1$ 의 범위를 갖는 EP의 매개변수이다. P 개의 개체들에 대해 1회 돌연변이를 거쳐 P 개의 개체들을 생성하고, 이들을 합한 $2P$ 개 개체 가운데 무작위로 q 개를 선택한 후, 적합도가 자신 보다 낮은 개체의 수를 w 값으로 한다. 이와 같은 과정을 모든 개체에 대해 수행한 후, 이들의 상대적 강도(w)에 따라 $2P$ 개의 개체를 정렬할 수 있으며, 이 중 강도가 가장 큰 P 개의 개체를 선택해서 다음 세대의 집단 구성원으로 한다.

3.2 돌연변이

i 번째 구성요소(변수) z_i 는 식(5)에 의해 돌연변이 되며, 여기서 표준편차는 분산과 적합도 함수 값에 의해 영향을 받는다.

$$z_i = z_i + \sigma_i \cdot N_i(0, 1) \quad (5)$$

여기서 $N_i(0, 1)$ 은 표준 정규분포, $\sigma_i = \sqrt{(\beta_i \cdot \Phi(T) + \gamma_i)}$, γ_i 는 $2 \cdot N$ 파라미터로, 작업에 따라 조정되어야만 하나, 일반적으로 $\beta_i = 1$ and $\gamma_i = 0$ 의 값을 사용한다. 본 논문에서 사용되는 EP의 진화 과정은 다음과 같다.

- 1) 짝수인 P 개의 개체를 임의의 값으로 초기화한다.
- 2) P 개의 개체에 대한 적합도를 계산하고, 적합도 크기에 따라 정렬한다.
- 3) 성능이 가장 좋은(적합도가 가장 높은) $P/4$ 개의 개체를 다음 세대의 자식으로 선택하여, 변경 없이 다음 세대로 이동하고 나머지는 버린다. 선택된 개체들은 다음 세대의 부모 개체가 되며, 이들을 돌연변이 하여 $3P/4$ 개의 개체를 생성한다.
- 4) 단계 2로 복귀하고 최종 종료 조건이 만족될 때까지 이 과정을 반복한다. 종료 조건으로 최대 적합도 값이나 최대 진화 세대 수를 정의해서 사용한다.

4. EP를 이용한 퍼지 규칙기반의 설계

진화 프로그래밍 기법을 이용한 퍼지 규칙기반의 새로운 설계 기법으로, 진화 과정에서 더 우수한 적합도를 갖는 퍼지 규칙기반의 구조와 파라미터들을 동시에 탐색할 수 있는 기법이 제시된다.

4.1. 퍼지 규칙기반의 표현

4.1.1 구조의 표현

퍼지 규칙기반 구조를 표현하는 관계 행렬은 2차원이다. 행렬의 차원은 [규칙의 수, 입력변수의 수]에 의해 결정된다. 규칙의 수도 진화 과정에서 생성되는 구조를 표현하는 파라미터로 사용된다. 관계 행렬 내의 원소 m_{ij} 는 양의 실수값을 갖으며, i 번째 규칙의 j 번째 입력 퍼지 변수의 상대적 중요도를 나타낸다. 규칙기반이 그림 1과 같이 2개의 규칙과 2개의 입력변수 x_1, x_2 를 갖는다고 가정하자. $m_{11}=0$ 은 첫 번째 규칙에는 퍼지변수 x_1 가 없음을 의미한다. $m_{ij}>0$ 인 값은 식(1)의 α_{x_i} 로 사용된다.

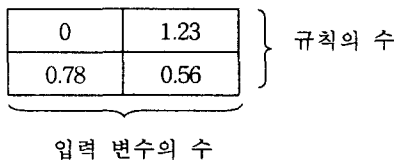


그림 1 퍼지 규칙기반의 구조를 표현하는 연결행렬
 Fig. 1 Connection matrix representing the structure of a fuzzy rule base

4.1.2 파라미터 표현

파라미터 행렬은 2차원이며, 관계 행렬에 의해 정의되는 퍼지 규칙기반 내의 멤버십 함수를 정의하기 위한 파라미터로 구성된다. 행렬의 차원은 [규칙의 수, 입력변수의 수×입력 퍼지변수의 파라미터 수 + 출력변수의 수×출력 퍼지변수의 파라미터 수]로 결정된다. 입력 퍼지변수가 식 (2)와 같이 사다리꼴인 경우, 입력 퍼지변수의 파라미터 수는 4가 된다. 식 (2)의 d_{ij} 가 0일 경우, 멤버십 함수는 삼각형 형태가 된다. 파라미터 행렬의 원소 p_{ij} 는 실수값을 갖는다. 그림 1과 같은 관계 행렬과 그림 2와 같은 파라미터 행렬을 갖는 규칙기반이 있다고 가정하면, 그림 3과 같은 퍼지 규칙기반을 형성할 수 있다.

4.2 퍼지 규칙기반의 진화

주어진 과제에 대한 최적의 규칙기반을 찾아내기 위해, 본 논문에서는 퍼지 규칙기반의 구조 및 파라미터 행렬을 동시에 진화시키도록 진화 프로그래밍을 사용한다. 퍼지 규칙기반을 개발하기 위해 개체 표현형을 유전자형으로 인코딩하고 적합도 계산을 위해 다시 디코딩해야 하는 과정은 불필요하다. EP는 실수 표현형을 인코딩 없이 그대로 쓸 수 있기 때문에 효과적으로 퍼지 규칙기반을 탐색할 수 있다. 진화

프로그래밍에서의 돌연변이는 구조 돌연변이와 파라미터 돌연변이 2가지 경우로 구성된다.

식(1)과 식(2)의 x_1, x_2, y 의 멤버십 함수

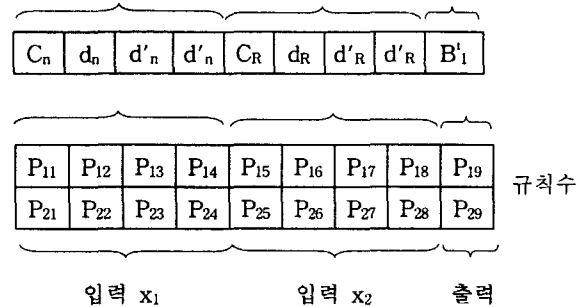


그림 2 퍼지 규칙기반의 멤버십 함수를 나타내는 파라미터 행렬

Fig. 2 Parameter matrix representing the membership functions of a fuzzy rule base

4.2.1 구조 돌연변이

구조 돌연변이에는 퍼지 규칙을 추가 또는 삭제하는 것과 각 규칙에 $p_{str-mutate}$ 확률로 생성되는 가우스 분포의 랜덤값을 합산하여 퍼지 입력변수의 상대적 중요도를 증가 또는 감소시킨다. 구조 돌연변이에서 가우스 분포의 랜덤값은 적합도 값에 비례해서 조정된다. 따라서, i 번째 퍼지 규칙의 j 번째 퍼지 변수에 대한 관계 행렬 값은 다음과 같이 변경되어야 한다.

$$m_{ij} = m_{ij} + \Delta m_{ij}, \quad \Delta m_{ij} = \alpha_s \cdot e^{(F_{max} - F_k)/F_{max}} \cdot \gamma_{ij} \quad (6)$$

여기서 Δm_{ij} 는 조절된 돌연변이량, F_{max} 는 현재 세대 퍼지 규칙기반의 최대 적합도 값, F_k 는 k 번째 퍼지 규칙기반의 적합도 값, α_s 는 0과 1 사이의 실수값, 그리고 γ_{ij} 는 평균치가 0이고 분산이 1의 값을 갖는 가우스 분포의 랜덤값으로서 $\gamma_{ij} \in N(0, 1)$ 인 값이다. k 번째 퍼지 규칙기반에 소속된 규칙의 수는 다음과 같이 수정되어야 한다.

$$r_k = r_k + \Delta r_k$$

$$\Delta r_k = \text{integer} \left[\alpha_p \cdot e^{(F_{max} - F_k)/F_{max}} \cdot \gamma_k \cdot r_{max} \right] \quad (7)$$

여기서 Δr_k 는 조절된 돌연변이량, r_{max} 는 퍼지 규칙기반이 갖을 수 있는 퍼지 규칙 수의 최대치, 그리고 $\text{integer}[]$ 는 가장 가까운 정수 값을 의미한다.

4.2.2 파라미터 돌연변이

파라미터 돌연변이는 멤버십 함수의 파라미터 변경을 위해 기존 파라미터에 $p_{par-mutate}$ 의 확률로 발생하는 가우스 분포의 랜덤값을 더해주는 것이다. 파라미터 돌연변이에서의 랜덤값은 적합도 값에 비례해서 조정된다. 따라서, i 번째 퍼지 규칙의 j 번째 파라미터는 다음과 같이 변경된다.

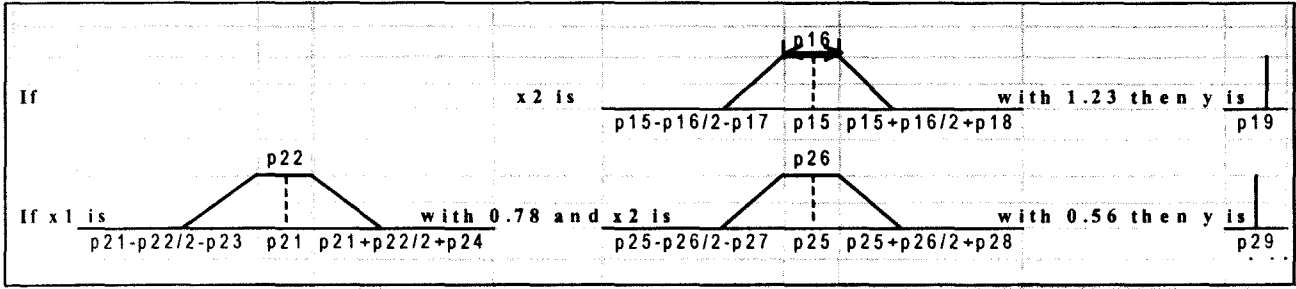


그림 3 연결 및 파라미터 행렬로 표현되는 퍼지 규칙기반

Fig. 3 Fuzzy rule base represented by connection and parameter matrix

$$p_{ij} = p_{ij} + \Delta p_{ij}, \quad \Delta p_{ij} = \alpha_p \cdot e^{(F_{max} - F_i)/F_{max}} \cdot \gamma_{ij} \quad (8)$$

여기서 Δp_{ij} 는 조절된 돌연변이량이고, α_p 는 0과 1 사이의 실수 값이다.

초기화 시에는 퍼지 규칙기반이 첫 번째 세대를 형성하기 위해 랜덤하게 형성된다. 그 다음에 각 퍼지 규칙의 적합도가 계산된다. 상위 25% 내에 들어간 퍼지 규칙기반들은 수정 없이 다음 세대로 이동하고, 이들에 돌연변이 확률 $p_{str-mutate}$, $p_{par-mutate}$ 로 구조 및 파라미터 돌연변이를 행해 나머지 75%의 개체를 형성한다. 결국, 이전 세대에서 변하지 않은 개체들과 이들을 돌연변이한 자손들이 새로운 세대를 구성한다. 이와 같은 진화 과정은 가장 높은 적합도를 갖는 퍼지 규칙기반이 주어진 적합도 목표치를 만족하거나, 미리 정해진 최대 진화 세대 수에 도달할 때까지 진행된다.

4.3 모델링과 제어를 위한 적합도 계산

최적의 퍼지 모델을 설계하기 위한 작업은 다음과 같은 오차를 최소화 하는 것이다.

$$E = \frac{1}{n} \left[\frac{1}{q} \sum_{p=1}^q \sum_{l=1}^n (y_{lp} - y_{lp}^*)^2 \right] \quad (9)$$

여기서 n은 I/O 데이터의 수, y_l 은 목표 출력, 그리고 y_{lp}^* 는 퍼지 규칙기반에서 추론된 출력이다.

퍼지 제어기의 목적은 프로세스의 출력을 가능한 빠른 시간 내에 원하는 값으로 유도하고, 그 값을 유지하도록 하는 것이다. 따라서 제어기의 성능평가 함수는 다음과 같다.

$$E = \sum_{n=0}^{T_{end}} \frac{|e_n \cdot T_s|}{R_{set-point}} \quad (10)$$

여기서 n은 시간에 대한 색인값, T_s 는 표본화 주기, e_n 은 오차, $R_{set-point}$ 는 원하는 목표값, 그리고 $T_{end} = 200$ 은 종료 시간이다.

아울러 진화 과정을 통해 얻어진 매우 좁은 사다리꼴 형태의 멤버십 함수 때문에, 퍼지 규칙기반의 퍼지 변수 논리영역에 공집합이 발생하는 것을 억제하기 위해 식(12)와 같은 적합도 함수에 식(11)의 같은 벌칙 함수를 도입한다.

$$P = \sum_{i=1}^n c_i \quad (11)$$

여기서 식(4)에서의 w_i 가 모든 $i(i=1,2,3, \dots, r)$ 에 대해서 0인 경우 벌칙인자인 c_i 는 상수값을 갖고, 그렇지 않으면 $c_i=0$ 이다. 또한 n은 I/O 데이터의 수이다.

퍼지 규칙기반의 적합도는 다음과 같이 계산된다.

$$F = \frac{1}{E+P} \quad (12)$$

F를 최대화 하면 식 (9)에서의 모델링 오차 및 식 (10)에서의 제어 오차가 최소화 되고, 벌칙함수의 부가를 통해 퍼지 변수의 논리영역에 공집합 생성을 억제하면서 실행 가능한 해를 도출할 수 있다. 적합도 함수는 진화 과정에서 선택된 퍼지 규칙기반을 갖는 퍼지 모델이나 퍼지 제어기의 성능을 평가하는 수단으로 사용될 수 있다. 따라서, 최적화된 퍼지 모델이나 퍼지 제어기는 최적의 개체에 의해서 구현될 수 있다.

5. 시뮬레이션

5.1 퍼지 모델링

본 논문에서는 Box와 Jenkin이 제시한 시스템 동정의 예 [16]를 통해 동적 프로세스에 대한 퍼지 모델을 설계한다. 프로세스는 가스 흐름율인 입력 $u(k)$ 와 CO_2 밀집도인 출력 $y(k)$ 를 갖는 가스 용광로이다. 본 예제에서 사용 가능한 296개의 I/O 데이터 집합을 다음과 같이 구성한다.

$X = \{x_5, x_6, \dots, x_{296} | x_l = (u(l-4), y(l-1), y(l))\}$. 진화에 사용되는 초기 파라미터는 세대 수 3000, 집단 크기 70, 구조 돌연변이율 0.1, 파라미터 돌연변이율 0.1, $\alpha_s = 0.2$, 그리고

$\alpha_p = 0.2$ 이다. 진화가 진행되는 동안 각 세대에서의 최적 개체에 대한 모델링 오차는 식(9)에 의해서 계산된다. 가스 용광로를 위한 최적화된 퍼지 모델이 그림 4에, 모델 출력과 원래 출력 데이터와의 비교도가 그림 5에 도시되어 있으며, 모델링 오차는 0.161이다.

또한 다음과 같은 비선형 시스템을 고려한다.

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_w^{-1.5}), \quad 1 \leq x_1, x_2 \leq 5 \quad (13)$$

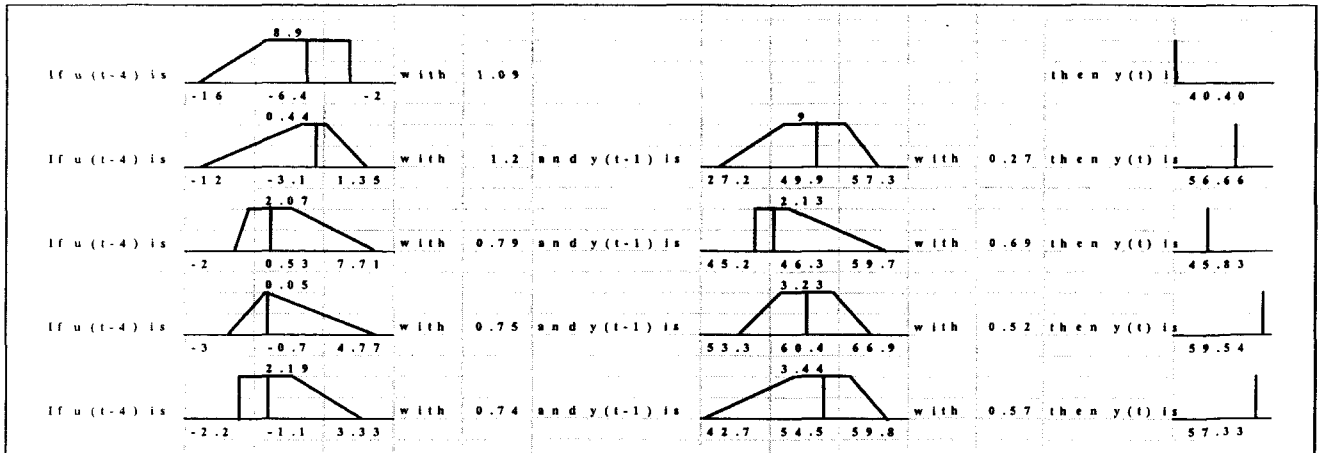


그림 4 가스 용광로를 위해 최적화된 퍼지 모델
Fig. 4 Optimized fuzzy model for gas furnace

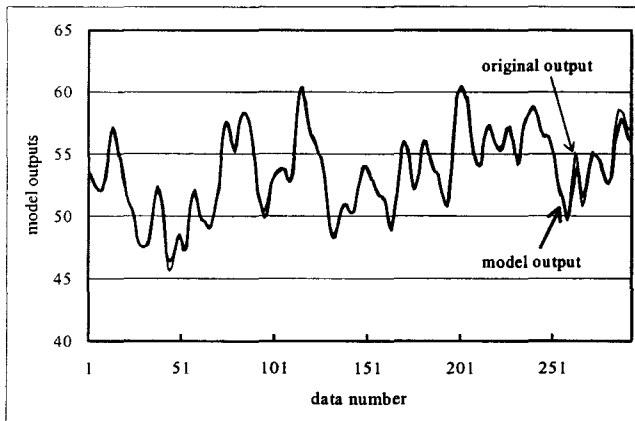


그림 5 실제 출력과 모델 출력과의 비교도
Fig. 5 Comparison of model outputs and original output data

표 1 가스 용광로에 대한 퍼지 모델의 성능 비교

참고문헌	오차	규칙 수	비고
[17]	0.469	19	LFM
[18]	0.320	81	FRM
[19]	0.328	25	FRM
[3]	0.190	6	PGFM
[1]	0.178	2	LFM
본 논문	0.161	5	LFM

실험을 위해 식(13)에서 추출된 25개의 데이터를 사용하며[4], 진화에 사용되는 초기 파라미터 및 최적 개체의 모델링 오차는 앞의 가스 용광로의 경우와 같다. 비선형 시스템에 대한 최적화된 퍼지 모델, 모델 출력과 실제 출력 데이터와의 비교도가 그림 6과 그림 7에 도시되어 있으며, 모델링 오차는

표 2 비선형 시스템에 대한 퍼지 모델의 성능 비교

참고문헌	오차	규칙 수	비고
[3]	0.079	6	LFM
[3]	0.010	6	PGFM
[1]	0.073	4	LFM
본 논문	0.017	5	LFM

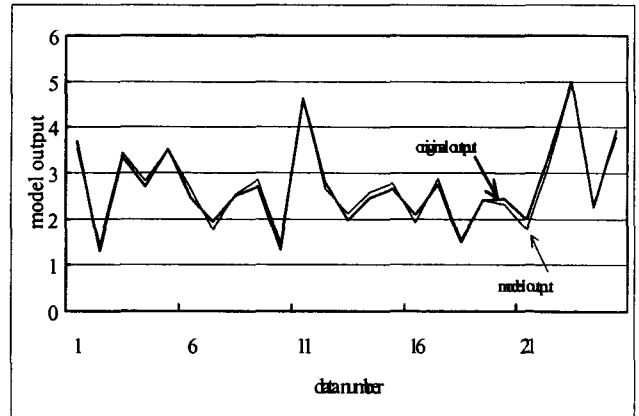


그림 7 실제 출력과 모델 출력과의 비교도
Fig. 7 Comparison of model outputs and original output data

0.017이다. 도출된 모델의 타당성을 평가하기 위해 모델 추출에는 사용되지 않았던 20개 데이터[4]를 사용해서 계산된 오차는 0.128이다. 본 논문에서 제시한 가스 용광로와 비선형 시스템에 대한 퍼지 모델의 타당성 검토를 위해 표1과 2에 다른 방법과 그 성능을 비교하였다. 아래 표에서 LFM, PGFM 및 FRM은 각기 언어적 퍼지 모델, 위치경사형 퍼지 모델과 퍼지 관계형 모델을 나타낸다. 가스 용광로 모델의 경우 본 논문의 방법이 참고문헌[1]의 경우 보다 규칙 수는 증가 하였지만 모델링 오차를 줄일 수 있었다. 이는 본 논문

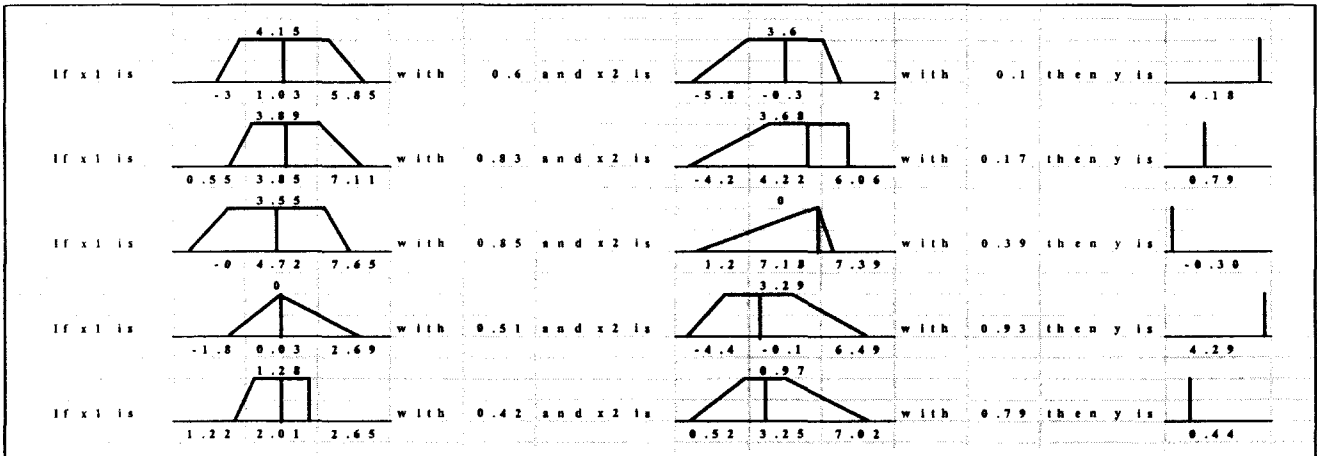


그림 6 비선형 시스템을 위한 최적화된 퍼지 모델
 Fig. 6 Optimized fuzzy model for nonlinear system

에서 제시한 방법이 구조 최적화를 통해 모델링 오차를 줄일 수 있음을 보인 것이지만, 이 경우에는 모델 오차의 차이를 감안해 볼 때 [1]의 경우처럼 규칙을 2 개 사용하는 것이 실용적일 수도 있다. 비선형 시스템에 대한 모델의 경우에도 유사한 결과를 얻었다. 규칙이 각각 4, 5 및 6개인 경우에 대해 규칙을 6개로 하면 오차를 0.007 줄일 수 있지만, 그 크기가 미미하기 때문에 본 논문에 제시한 방법에 의해 찾은 규칙 5개가 최적한 경우로 간주할 수 있다. 이상의 비교 결과를 보면 논문에서 제시한 방법이 구조 동정을 위해 클러스터링이나 뉴로-퍼지와 같은 방법을 추가로 사용하지 않고 구조와 파라메타를 동시에 찾을 수 있음을 알 수 있다.

5.2 퍼지 규칙기반에 의한 제어

종래의 제어 시스템 이론은 수학적으로 비교적 정확히 표현될 수 있는 시스템에 대해서는 효율적인 것으로 증명되었다. 그러나, 시스템이 너무 복잡하거나 모호해서 정확한 수학적 모델로 표현하기 어려운 시스템에서는 비효율적이다. 퍼지 시스템은 복잡한 시스템을 언어적으로 묘사하기 위한 수단으로 생겨났다[8]. 퍼지 제어를 설계하기 위한 필수 단계는 다음과 같다. 1) 입출력 변수의 정의, 2) 각 입출력 변수를 위해 정의된 모든 퍼지 집합과 그들의 멤버십 함수의 정의, 3) 각 입력 멤버십 함수와 경험적 제어 규칙들의 조합적 결합에 의해 구조화 된 퍼지 규칙기반의 형성 및 규칙기반 최적화, 즉 규칙기반을 구성하고 있는 멤버십 함수를 튜닝.

본 논문에서 제시된 설계기법을 사용할 경우, PI, PD, 그리고 PID 제어기 등에서는 사전 지식 없이도 앞의 2), 3) 단계를 동시에 수행할 수 있다. 제시된 제어기는 PID 제어기의 비례(P) 이득, 적분(I) 이득, 미분(D) 이득을 계산하기 위해 퍼지 논리를 사용한다. 퍼지 규칙기반에 의한 제어기는 종래의 선형 제어기와 같지만, 일정하지 않은 이득을 갖는다. 즉, P, I, D 이득은 입력 신호에 대한 비선형 함수이다. PI 제어기를 위한 퍼지 규칙기반은 오차와 오차의 변화가 입력 변수이고, P와 I 이득이 출력변수인 규칙들로 구성된다. PD 제어기를 위한 퍼지 규칙기반도 동일한 입력을 갖으며, 이 때의

출력은 P와 D의 이득이다. PID 제어기를 위한 규칙기반의 경우에는 오차 변화치를 이용하며, 오차 변화의 차이가 입력 변수이고, P, I, D 이득이 출력 변수로 사용된다. 이와 같은 제어구조는 최적 제어기용 파라메타가 미리 결정되어 있지 않을 경우, 즉 프로세스 내에서 측정되는 상태 변수들에 따라서 파라메타가 조절되어야 하는 경우에 적응성을 보여준다는 장점이 있다. 이 때 추가되어야 할 사항은 진화 과정에서 퍼지 규칙기반의 입력 변수에 프로세스 상태 변수들이 포함되어야 한다는 점이다. 즉, 프로세스 동정을 위해 퍼지 논리가 사용되고, 이 논리에 의해 제어 시스템이 동작 과정에서 적응 능력을 가질 수 있다. 시뮬레이션을 위해 다음과 같은 전달 함수를 갖는 시스템을 고려한다.

$$G_p(s) = \frac{0.5 \cdot e^{-0.8s}}{(s+1)(0.5s+1)} \tag{14}$$

5.2.1 퍼지 규칙기반에 의한 PI, PD 제어기

퍼지 규칙기반의 진화 설계를 위한 초기 파라메타들은 세대수가 1000으로 줄어든다는 점만 제외하면 모델링 때와 동일하다. 샘플링 주기는 0.5s가 된다. 2가지 종류의 학습 데이터를 이용하여 퍼지 규칙기반을 진화시켰다. 하나는 진폭이 임의로 변하는 계단함수 그룹이고, 다른 하나는 진폭과 주파수가 임의로 변하는 정현파 함수 그룹이다. PI 및 PD 제어기를 위해 최적화된 퍼지 규칙기반이 그림 8과 그림 9에 도시되어 있다.

5.2.2 퍼지 규칙기반에 의한 PID 제어기

퍼지 규칙기반의 진화적 설계에 필요한 초기 파라메타들은 PI, PD 제어기 설계시와 동일하다. 최적화된 퍼지 규칙기반이 그림 10에 도시되어 있고, 계단함수를 추적하도록 설계된 최적 퍼지 규칙기반에 의한 PI, PD, PID 제어기의 성능이 그림 11에 도시되어 있다. 설계된 제어기의 성능을 비교 하기 위해 Ziegler-Nichols 규칙에 의해 이득이 사전에 결정되는 종래의 PID 제어기와 유전자 알고리즘에 의해 가장 좋은 성

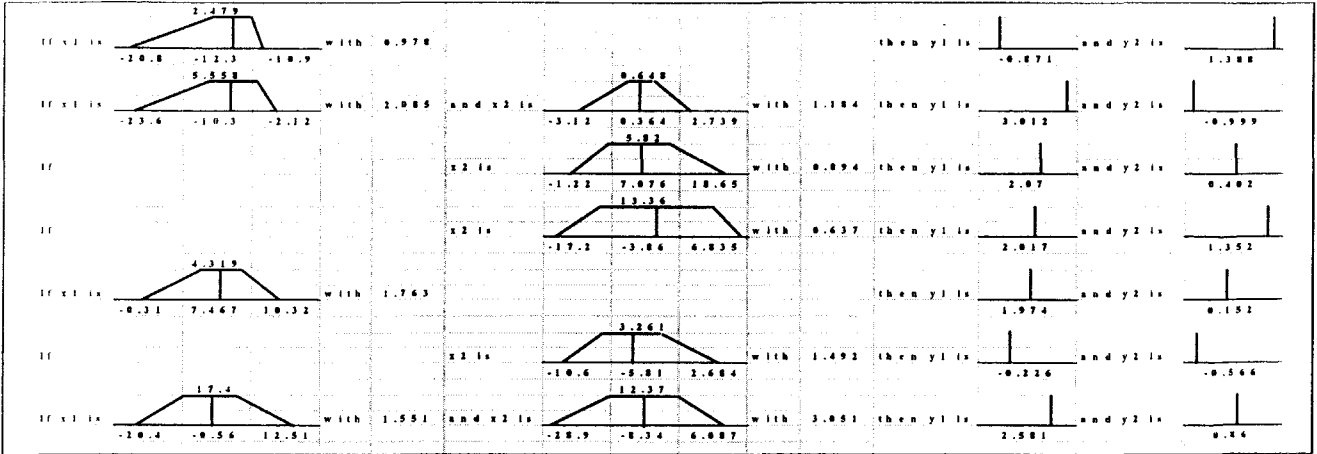


그림 8 PI 제어를 위해 최적화된 규칙기반
 Fig. 8 Optimized fuzzy rule base for PI controller

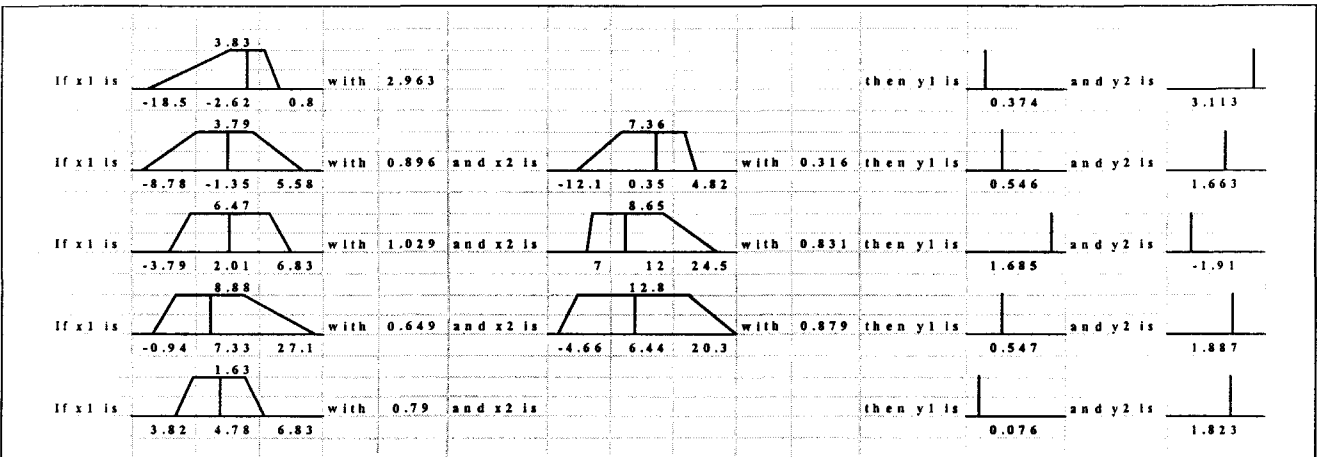


그림 9 PD 제어를 위해 최적화된 규칙기반
 Fig. 9 Optimized fuzzy rule base for PD controller

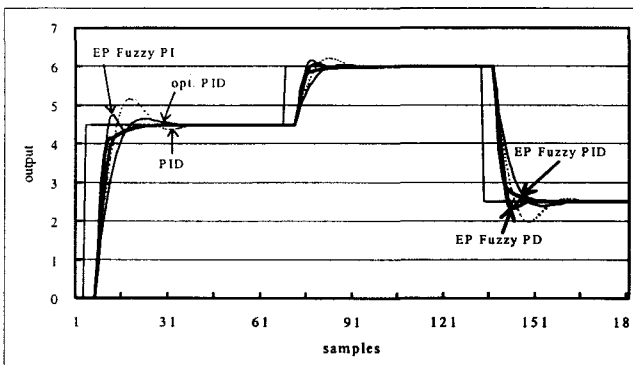


그림 11 최적화된 퍼지 규칙기반에 의한 PI, PD, 그리고 PID 제어기의 성능
 Fig. 11 Performance of PI, PD, PID and controllers with optimized fuzzy rule base

능으로 최적화된 제어를 비교하였다. 식 (15)와 같은 정현파 입력에 대해서 최적화된 퍼지 PID 제어기와, 최적화된 중

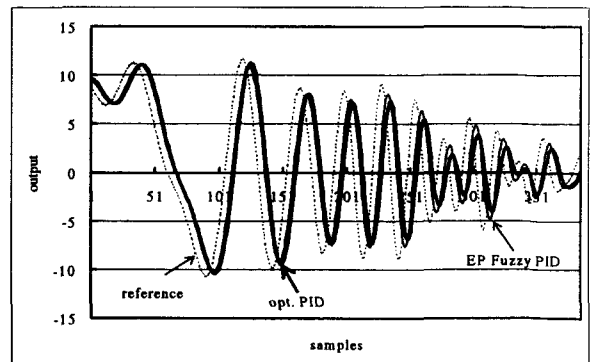


그림 12 정현파 함수를 추적하는 PID 제어기의 성능
 Fig. 12 Performance of PID controller tracking sinusoidal function signals

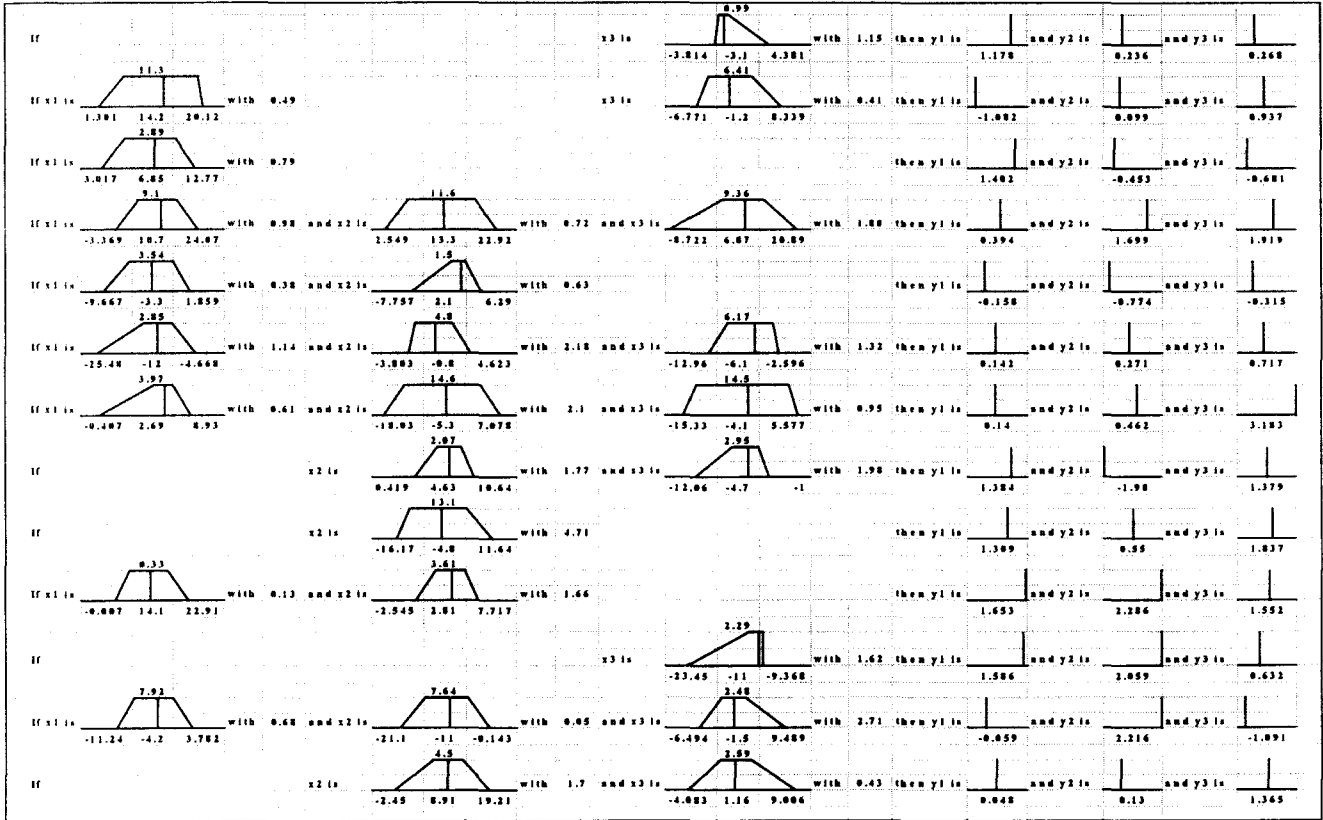


그림 10 PID 제어를 위해 최적화된 규칙기반

Fig. 10 Optimized fuzzy rule base for PID controller

래의 PID 제어기의 제어 출력이 그림12에 비교되어 있다.

$$\begin{aligned}
 y_{ref} &= 10 \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{600} t\right) \\
 &\cdot \sin\left(\frac{2\pi}{600} t \cdot \frac{30}{4} \left(\sin\left(\frac{2\pi}{600} t\right) + 3\right)\right) \\
 &+ 2\cos\left(\frac{2\pi}{600} \cdot \frac{t^2}{30}\right)
 \end{aligned} \quad (15)$$

그림에서 보는 바와 같이, 본 논문에서 제시된 제어기의 성능이 오버슈트와 감소율 면에서 종래의 PID 제어기 성능 보다 우수함을 알 수 있다.

6. 결 론

퍼지 모델과 퍼지 제어를 설계하는데 있어서 가장 어려운 점은 최적화된 퍼지 규칙기반을 동정하는 것이다. 이와 같은 어려움을 제거하기 위해, 본 논문에서는 규칙기반 구조에 대한 어떠한 사전 가정 없이 퍼지 규칙기반을 진화 설계하는 기법을 제시하였다. 제시된 기법의 성능이 수치적 예를 통해 비교, 검증되었다. 또한 종래의 선형 제어기이지만, 입력 신호에 따른 최적 퍼지 규칙기반에 의해 추론된 고정되지 않은 이득을 갖도록 하는 PI, PD, PID 제어를 설계하였다. 설계된 제어기는 오버슈트, 감쇄시간, 안정상태 오차 등에 있어서 종래의 최적화 된 PID 제어기 보다 우수한 목표 추적 능력을 나타내었다.

참 고 문 헌

- [1] H.S.Hwang and K.B.Woo, "Linguistic fuzzy model identification," IEE Proc. Part D, Vol. 142, pp. 537-544, Nov. 1995.
- [2] Y.H.Joo, H.S.Hwang, K.B.Kim, and K.B.Woo, "Linguistic model identification for fuzzy system," Electron. Lett., vol. 31, no. 4, pp. 330-331, Feb. 1995.
- [3] M.Sugeno and T.Yasukawa, "A fuzzy-logic- based approach to qualitative modeling," IEEE trans. Fuzzy Syst., vol. 1, pp. 7-31, Feb. 1993.
- [4] T.Tagaki and M.Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," IEEE trans. Syst., Man, Cybern., vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [5] C.L.Karr and E.J.Gentry, "Fuzzy control of pH using genetic algorithms," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 1, pp. 46-53, Jan. 1993.
- [6] A.Homaifar and E.McCormick, "Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 3, pp. 129-139, May 1995.
- [7] L.A.Zadeh, "A theory of approximate reasoning," in Machine Intelligence, L.I.Mikulich, J.E.Hayes, and

- D.Mitchie, Eds, New York: wiley, 1979, vol. 9.
- [8] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," Inform. Contr., vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [9] I.Rechenberg, "Cybernetic solution path of an experimental problem," Farnborough, Hants, Germany, Tech. Rep., 1995.
- [10] H. P. Schwefel, "Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer System Nach prinzipien Der Biologischen Evolution, Verlagm, Germany: Frommann-Holzboog, 1973.
- [11] H.P.Schwefel, "Evolutionsstrategie und numerische Optimierung," Ph.D. dissertation, Tech. Univ. Berlin, Berlin, Germany, 1975.
- [12] J.H.Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, MI: Univ. Michigan Press, 1975.
- [13] D.E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, MA: Addison-Wesley, 1991.
- [14] L.J.Fogel, A.J.Owens, and M.J.Walsh, Artificial Intelligence through simulated Evolution, New York: Wiley, 1966.
- [15] D.B.Fogel and J.W.Atmar, Proc. 1st Annu. Conf. Evolutionary Programming Evolutionary Programming Soc., La Jolla, CA, 1992.
- [16] G.E.P.Box and G.M.Jenkins, Time Series Analysis, Forecasting and Control, San Francisco, CA: Holden Day, 1970.
- [17] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data," Fuzzy Sets Syst., Vol. 4, pp. 1-12, 1980.
- [18] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational systems," Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp. 153-167, 1984.
- [19] C. W. XU, "Fuzzy systems identification," IEE Proc. D, Vol. 136, No. 4, pp. 146-150, 1989.
- [20] R. Thawonmas, S. Abe, "Function approximation based on fuzzy rules extracted from partitioned numerical data," IEEE Trans. on Part B Systems, Man and Cybernetics, Vol. 29, Issue: 4, pp. 525 -534 Aug. 1999.
- [21] W. E. Combs, J. E. Andrews, "Combinatorial rule explosion eliminated by a fuzzy rule configuration," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol.6, Issue: 1, pp. 1-11, Feb, 1998.
- [22] Hau-San Wong, Ling Guan, "A neural learning approach for adaptive image restoration using a fuzzy model-based network architecture," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12 Issue: 3, pp. 516-531, May 2001.
- [23] Ji-Cheng Duan, Fu-Lai Chung, "Cascaded fuzzy neural network model based on syllogistic fuzzy reasoning," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 9, Issue: 2, pp. 293-306, April 2001.

저 자 소 개



이 창 훈 (李昌勳)

1960년 8월 23일 생. 1983년 연세대 전기공학과 졸업. 1985년 8월 동 대학원 졸업(석사). 1991년 2월 동 대학원 졸업(공학박사). 1986년~1987년 삼성종합기술원 연구원. 1991년~1996년 2월 LG산전연구소 선임연구원. 1996년 3월~현재 한라대 전기.전자.제어공학부 조교수
Tel : 033-760-1246, Fax : 033-760-1241
E-mail : chlee@hit.halla.ac.kr