

Evolutionary Design of Fuzzy Model

金 裕 男*
(You-Nam Kim)

Abstract - In designing fuzzy model, 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 automatic design of optimal fuzzy rule bases for modeling using evolutionary programming. Evolutionary programming evolves simultaneously the structure and the parameter of fuzzy rule base for a given task. To check the effectiveness of the suggested approach, 3 examples for modeling are examined, and the performance of the identified models are demonstrated.

Key Words : 퍼지 모델링, 진화 디자인, 구조 동정, 파라미터 동정, 진화 프로그래밍

1. 서 론

최근 퍼지 논리를 바탕으로 한 근사추론 이론이 다양한 응용 분야에 적용되고 있다. 퍼지 논리는 경험이 중요한 역할을 하거나 정확한 수학적 표현이 불가능한 문제 영역에서 장점을 발휘하고 있으며 성공적으로 적용되고 있다. 그러나 실제 응용 문제에서 적합한 퍼지 규칙을 발견하는 것은 어렵다. 시행 착오 방법이 많은 경우에 사용되고 있지만 계산 부담이 크고 효율이 낮다. 최근에는 퍼지 규칙을 자동으로 동정할 수 있는 접근법이 사용되고 있다[8-13]. 이 접근법은 퍼지 규칙을 최적화 할 수 있음을 보여주었다. 그러나 이런 접근법은 대개 퍼지 규칙과 퍼지 집합의 원형을 사전에 정의하고 관련 파라미터를 최적화하는데 집중되고 있다. 이렇게 하여 얻은 결과는 전역적으로 최적하다고 볼 수 없으며, 가정된 구조하에서 국부적으로 최적화 된 것으로 보아야 한다.

유전 알고리즘은 가정된 구조[8,12,13]를 가지고 퍼지 규칙을 찾는데 성공적으로 사용되었지만, 사전에 어떤 가정 없이 퍼지 규칙을 찾는 데에는 적합하지 않다. 그 이유는 유전 알고리즘에서는 서로 다른 구조를 가지는 규칙 집합이 상호간의 재결합 연산을 어렵게 만들기 때문이다. 반면에, 진화 프로그래밍은 유전 연산자로 돌연변이만을 사용하기 때문에 즉, 재결합 연산을 하지 않기 때문에 서로 다른 구조를 결합하는 문제가 발생하지 않는다. 이는 집단에 속한 개체 즉, 퍼지 규칙이 서로 다른 구조로 갖더라도 진화하는데 문제가 없음을

의미한다. 최근에는 클러스터링과 뉴로-퍼지를 이용한 퍼지 모델링 기법에 대한 연구가 활발하지만, 본 논문에서는 다른 부수적인 기법의 사용 없이 퍼지 모델을 최적화 기법에 의해서만 동정하는 것을 다루고자 한다.

본 논문은 최적한 퍼지 규칙 집합을 진화를 통해 설계하는 방법을 제시한다. 진화 알고리즘으로는 진화 프로그래밍을 사용하며, 이는 퍼지 규칙 집합의 구조와 파라미터의 탐색을 동시에 수행할 수 있게 해준다. 퍼지 규칙의 구조와 파라미터는 밀접한 관련이 있기 때문에, 이 둘을 분리해서 동정하면 전역적으로 최적한 결과를 얻을 수 없다. 본 논문에서 제시한 접근법의 타당성을 확인하기 위해, 3가지 비선형 모델링 사례를 검토했으며, 다른 방법과의 비교를 통해 제안한 방법의 성능을 검증하였다.

2. 근사 추론

2.1 배경

퍼지 논리는 1930년대 루카시비츠에 의해 개발된 다가(多價) 논리 시스템에 기초한 근사 추론으로, 현재 널리 활용되고 있다. 자데는 퍼지 집합이란 개념을 처음 소개했고, 퍼지 집합 개념과 이의 계산 개념을 도입해서, 결과적으로 1980년대에 상업적인 성공의 발판을 만들었다[14,15]. 이 이론은 주로 비선형 시스템, 규칙 기반 시스템, 그리고 패턴 인식의 제어 등에 주로 적용되고 있으며, 수학적 모델로 설명할 수 없는 복잡한 시스템이나 애매성을 내포하고 있는 시스템의 설계 도구로 그 활용성이 크다. 퍼지 이론의 장점 가운데 하나는 퍼지 규칙으로부터 매우 간단한 계산을 통해 결론을 추론할 수 있는데 있다.

* 正 會 員 : 漢 拿 大 電 氣 電 子 計 算 機 工 學 部 助 教 授
接受日字 : 2000年 7月 25日
最終完了 : 2000年 11月 9日

2.2 추론 계산

퍼지 규칙은 퍼지 집합과 언어 변수로 표현된다. 이들은 논리 영역에서 각 원소가 퍼지 변수에 속한 정도를 표시하는 멤버십 함수에 의해 정의된다. 입출력 변수들의 의미는 규정된 멤버십 함수에 의해 정의된다. 멤버십 함수의 형태는 제한이 없으며 특정한 형태가 더 우수하다는 연구 결과도 없다. 본 논문에서는 보편적으로 많이 사용되고 있는 사다리꼴과 삼각형 형태의 멤버십 함수를 사용하며, 출력은 계산의 간소화를 위해 퍼지 싱글톤 즉, 숫자를 사용한다. 본 논문에서 사용한 퍼지 규칙은 식(1)의 형태를 갖는다.

$$\begin{aligned}
 R^i : & \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i(x_1) \text{ with } \alpha_{x_1}^i, \text{ and } \dots \\
 & x_k \text{ is } A_k^i, \text{ with } \alpha_{x_k}^i, \\
 & \text{then } y_1 \text{ is } B_1^i \text{ and } \dots \\
 & y_q \text{ is } B_q^i
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서, R^i 는 i 번째 규칙 ($1 \leq i \leq r$) 이고, $x_j (1 \leq j \leq k)$ 는 입력변수, $y_p (1 \leq p \leq q)$ 는 출력 변수이다. $A_j^i(x_j)$ 는 식(2)로 정의되는 퍼지 변수이고 B_p^i 는 퍼지 싱글톤인 실수이다. $\alpha_{x_j}^i$ 는 i 번째 규칙에서 j 번째 퍼지 변수의 상대적 중요도를 표시하는 값으로 양인 실수이다.

$$\begin{aligned}
 A_j^i = & \begin{cases} (x_j + d_{ij} + d_{ij}^l - c_{ij}) / d_{ij}^l & x_j \geq (c_{ij} - d_{ij} - d_{ij}^l) \\ 1 & (c_{ij} - d_{ij}) \leq x_j < (c_{ij} + d_{ij}) \\ (-x_j + d_{ij} + d_{ij}^r + c_{ij}) / d_{ij}^r & (c_{ij} + d_{ij}) \leq x_j < (c_{ij} + d_{ij} + d_{ij}^r) \\ 0 & \text{이 외의 범위에 대해서} \end{cases} \tag{2}
 \end{aligned}$$

여기서, A_j^i 는 사다리꼴 형태. $d_{ij} = 0$ 이면 삼각형.

식(1)과 같은 형태의 퍼지 규칙 집합에서 결과는 다음과 같이 추론된다.

$$\begin{aligned}
 1) \quad X = & [x_1, x_2, \dots, x_n \mid x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iq})] \\
 & \text{와 같은 입출력 데이터가 주어지면, 식(3)과 같이 } i \text{번째 규칙에 대한 적합도를 계산한다.} \\
 W_i = & A_1^i(x_{i1}) \times \alpha_{x_{i1}}^i \times \dots \times A_k^i(x_{ik}) \times \alpha_{x_{ik}}^i \tag{3}
 \end{aligned}$$

2) 최종 추론 값 y_{ip}^* 은 식(3)의 결과를 사용하여 식(4)와 같이 계산된다.

$$y_{ip}^* = \frac{\sum_{i=1}^r W_i \times B_p^i}{\sum_{i=1}^r W_i} \tag{4}$$

여기서, r 은 퍼지 규칙의 수이다.

3. 진화 프로그래밍

진화 알고리즘은 집단 기반의 최적화 탐색 기법이다. 진화

알고리즘의 기본 개념은 탐색공간에서 다수의 개체로 구성된 집단의 진화를 통해 이루어진다. 집단을 구성하고 있는 개체는 탐색공간에서 한 점을 나타낸다. 집단 구성원은 선택, 교배 및 돌연변이를 통해 탐색공간에서 보다 나은 영역으로 이동하게 된다. 선택 연산자는 보다 적합도가 높은 개체의 선택을 유도하며, 교배 연산자는 선택된 개체간의 정보를 서로 교환하게 하고 돌연변이 연산자는 집단에 새로운 정보의 유입을 가능하게 한다.

집단의 초기화, 선택, 교배 및 돌연변이의 형태에 따라 3가지 다른 진화 알고리즘이 있다. 진화 프로그래밍(Evolutionary Programming)[6], 진화 전략(Evolution Strategy)은 독일의 레젠버그[1,2]에 의해서 제안되었고, 슈베펠[3]에 의해 정립되었다. 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)은 미국에서 1960년대 홀랜드에 의해 만들어졌다[4,5]. 진화 프로그래밍은 1960년대 미국의 포겔[6]에 의해 처음 소개되었으며, 또 다른 포겔[7]에 의해 확장되었다. 최근의 진화 프로그래밍은 실수를 직접 다룬다. 집단 $T = (Z, V)$ 은 N 개의 실수 Z_i 와 N 개의 분산 V_i 로 구성된다. 이것은 표준편차 (σ_i)가 아닌 분산 (σ_i^2)을 다루는 점을 빼면 진화 전략과 매우 유사하다. 진화 프로그래밍에는 공분산이 없으며, 교배 연산을 수행하지 않는다. 즉, 돌연변이가 유일한 유전 연산자로 사용된다. 선택은 q 토너먼트 선택에 기본을 둔다. i 번째 요소 Z_i 의 돌연변이는 식(5)와 같이 얻어진다. 돌연변이를 얻기 위해 적합도 $\Phi(T)$ (적합도 함수 식(11)에 해당)의 함수인 표준편차를 사용한다.

$$Z_i' = Z_i + \sigma_i \cdot N_i(0, 1) \tag{5}$$

여기서, $N_i(0, 1)$ 은 정규분포이고,

$\sigma_i = \sqrt{(\beta_i \cdot \Phi(T) + \gamma_i)}$. 일반적으로 $\beta_i = 1, \gamma_i = 0$ 을 사용한다.

본 논문에서는 다음과 같은 처리 순서를 갖는 진화 프로그래밍을 사용한다.

- 1) 짝수인 임의의 수만큼의 개체 P 를 초기화한다.
- 2) P 개체에 대해 적합도를 구하고 적합도에 따라 정렬한다.
- 3) 적합도가 높은 개체의 50% 즉, $P/2$ 개의 개체를 선택한다.
- 4) 변경없이 선택된 $P/2$ 개의 개체를 다음 세대 집단으로 이동시키고 나머지 개체는 버린다.
- 5) 선택된 $P/2$ 개체가 다음 세대의 부모 개체이며, 이들을 돌연변이하여 나머지 $P/2$ 개의 개체 즉, 자식 개체를 구성한다. 이렇게 하여 새로운 P 개의 개체가 형성하고 단계2로 복귀한다.
- 6) 단계2에서 단계5까지는 정의된 진화 세대 수에 도달할 때까지 아니면 만족스런 결과가 나올 때까지 반복될 수 있다.

4. 퍼지 규칙의 동정

프로그래밍진화 을 사용하여 퍼지 규칙의 구조와 파라미터 를 동시에 탐색할 수 있는 진화 설계 방법을 제안한다.

4.1 퍼지 규칙의 표현

4.1.1 구조 표현

퍼지 규칙의 구조는 2차원 관계 행렬로 표시된다. 행렬의 차원은 [규칙의 수, 입력 변수들의 수]에 의해 결정된다. 규칙 수도 진화 과정에서 탐색해야 할 구조 표시 변수이다. 관계 행렬에서 원소 M_{ij} 은 양수 값을 가지며, i 번째 규칙에서 j 번째 입력 퍼지 변수의 상대적 중요도를 표시한다. 그림 1의 관계 행렬은 입력 변수(행) x_1 과 x_2 를 갖는 두 개의 퍼지 규칙(열)을 표현한다. $M_{ij} > 0$ 은 식(1)에서 $\alpha^i_{x_j}$ 값으로 사용된다. $M_{ij} \leq 0$ 이면 해당 $A^i_j(x_j)$ 가 i 번째 규칙에서 제거되기 때문에 퍼지 규칙에 사용되지 않음을 표시한다.

0	1.23
0.78	0.56

그림 1 퍼지 규칙의 구조를 표시하는 관계 행렬
Fig. 1 Connection matrix representing the structure of fuzzy rule base

4.1.2 파라미터 표현

퍼지 규칙에서 멤버십 함수는 2차원 파라미터 행렬에 의해 정의된다. 이 행렬의 차원은 [규칙 수, 입력 변수 수 × 입력 퍼지 변수의 파라미터 수 + 출력 변수 수 × 출력 퍼지 변수의 파라미터 수]로 결정된다. 입력 퍼지 변수는 식(2)의 사다리꼴 형태를 가지며, 입력 퍼지 변수를 정의하는 파라미터 수는 4이다. 파라미터 d_{ij} 성분이 0이면, 멤버십 함수는

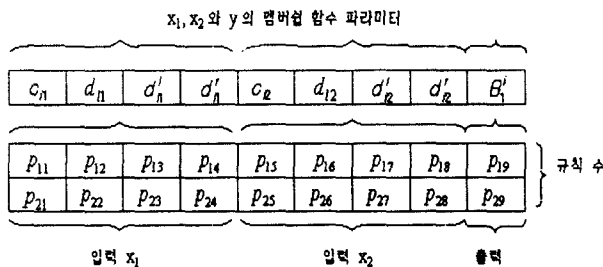


그림 2 퍼지 규칙에 사용된 멤버십 함수를 표현하는 파라미터 행렬
Fig. 2 Parameter matrix representing the membership function of fuzzy rule base

삼각형 형태가 된다. 출력 퍼지 변수의 파라미터 수는 1이다. 관계 행렬에서 각 원소는 실수 값을 가진다. 그림 1과 그림 2의 행렬로 정의된 퍼지 규칙은 그림 3과 같이 표현된다.

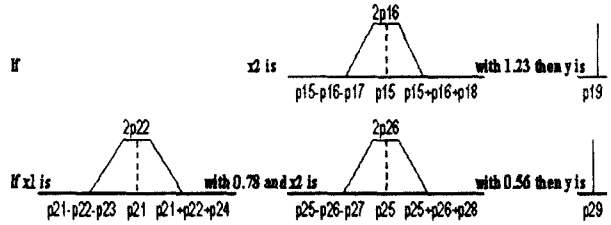


그림 3 구조 행렬 및 파라미터 행렬에 의해 표현된 퍼지 규칙
Fig. 3 Fuzzy rule base represented by connection and parameter matrixes

4.2 퍼지 규칙의 진화

최적의 퍼지 규칙을 탐색하기 위해 퍼지 규칙의 구조와 파라미터를 동시에 진화시킨다. 진화 프로그래밍에서 돌연변이는 유일한 유전 연산자이다. 퍼지 규칙을 탐색하는데 있어 규칙을 이진 코딩하고 다시 실수로 디코딩할 필요가 없기 때문에 매우 효과적이다. 퍼지 규칙은 구조 돌연변이와 파라미터 돌연변이에 의해 진화된다.

4.2.1 구조 돌연변이

구조 돌연변이는 구조 관계 행렬의 각 원소에 $P_{str-mutate}$ 의 확률로 발생하는 가우스 분포의 난수를 더함으로써 퍼지 규칙 수를 증감하고 각 규칙에서 퍼지 변수의 중요도를 증감하도록 이루어진다. 난수 값은 적합도에 비례하여 조정된다. i 번째 퍼지 규칙의 j 번째 퍼지 변수의 관계 행렬 값은 식(6)과 같이 돌연변이 된다.

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

여기서, ΔM_{ij} 는 돌연변이 양이다. F_{max} 는 현 세대의 퍼지 규칙 집합 가운데 적합도 가장 큰 값이고, F_k 는 k 번째 퍼지 규칙 집합의 적합도이다. α_s 는 0과 1사이의 실수 값이며, γ_{ij} 는 평균 0, 분산 1인 난수이다. 즉, $\gamma_{ij} \in N(0,1)$ 이다. k 번째 퍼지 규칙 집합의 규칙의 수는 식(7)에 의해 변경된다.

$$r_k = r_{ij} + \Delta r_k, \Delta r_k = integer[\alpha_s \cdot e^{\frac{F_{max} - F_k}{F_{max}}} \cdot \gamma_k \cdot r_{max}] \quad (7)$$

여기서, Δr_k 는 돌연변이 양이다. r_{max} 는 퍼지 규칙 집합이 가질 수 있는 최대 규칙 수, r_k 의 최소 값은 2 이다. $integer[\cdot]$ 는 가장 근접한 정수를 산출한다. 돌연변이 후 규

칙의 수가 줄어들면 아래 쪽 규칙부터 제거된다. 또한 임의의 j 에 대하여 모든 $M_{ij}' \leq 0$ 인 퍼지 변수는 i 번째 규칙에서 사용되지 않는다.

4.2.2 파라미터 행렬의 돌연변이

파라미터 돌연변이는 파라미터 행렬의 각 원소에 $P_{par-mutate}$ 의 확률로 발생된 가우스 분포의 난수를 더함으로써 이루어진다. 난수 값은 적합도에 비례하여 조정된다. i 번째 퍼지 규칙의 j 번째 퍼지 변수 파라미터는 식(8)과 같이 돌연변이 된다.

$$P_{ij} = P_{ij} + \Delta P_{ij}, \Delta P_{ij} = \alpha_p \cdot e^{\frac{F_{max} - F_k}{F_{max}}} \cdot \gamma_{ij} \quad (8)$$

여기서, ΔP_{ij} 는 돌연변이 양이다. α_p 는 0과 1사이의 실수이고, 초기 집단의 구조 및 파라미터는 임의로 만들어진다. 초기 규칙 집합 각각에 대해 적합도를 계산하고 적합도가 우수한 상위 50%는 변경 없이 다음 세대 집단으로 복제하며, 나머지 50%는 복제된 50%를 돌연변이 시켜서 얻는다. 진화 과정은 가장 우수한 퍼지 규칙 집합의 적합도가 규정된 값에 도달하거나 명시된 최대 진화 수에 도달하면 중단된다.

4.3 적합도 계산

퍼지 규칙의 설계 목표는 식(9)에 정의된 오차가 최소화 되도록 하는 퍼지 규칙을 찾는 것이다.

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

여기서, n 은 입력/출력 데이터의 수, y_{ip} 는 목표 출력 값이고 y_{ip}^* 는 퍼지 규칙에서 추론된 출력 값이다. 퍼지 변수의 논리 영역에서 멤버십 함수들 사이에 공집합 영역이 존재하거나 무의미한 멤버십 함수 (d_{ij} , d_{ij}' 또는 d_{ij}'' 가 음의 값을 갖는 경우)를 배제해야 한다. 이 문제를 해결하기 위해서 식(10)과 같은 벌칙 함수를 사용한다. 즉, 논리영역에 공집합이 발생하거나 무의미한 멤버십 함수가 생기면 벌칙함수에 정의된 벌칙을 줌으로써 진화 과정에서 해당 개체를 도태시키도록 유도한다.

$$F_{penalty} = \sum_{i=1}^n C_i \quad (10)$$

여기서, 벌칙 계수 C_i 는 임의의 $i(i=1, 2, \dots, r)$ 에 대하여 식(4)의 w_i 가 0 이면 상수 값을 가지고, 그렇지 않으면 0 이다. d_{ij} , d_{ij}' , d_{ij}'' 가운데 음인 것이 있거나 모두 0 이면 $w_i = 0$ 이다. n 은 입력력 데이터의 숫자이다.

모델의 성능을 평가하는 퍼지 규칙의 적합도는 식(11)에 의해 계산된다. 전체 진화 과정에서 적합도가 가장 높은 퍼지 규칙으로 구성된 모델이 최종적으로 얻고자 하는 결과이

다.

$$F = \frac{1}{E + F_{penalty}} \quad (11)$$

적합도인 F 값을 최대로 하는 것은 퍼지 규칙 모델 오차인 식(9)를 최소화하는 동시에, 식(10)의 벌칙함수 값을 최소화해야 한다. 이렇게 함으로써 진화 개체가 유효한 퍼지 규칙들로 구성되도록 유도하는 효과를 거둘 수 있다.

5. 시뮬레이션

5.1 Box와 Jenkin의 가스로

Box와 Jenkins[16]에 의해 잘 알려진 시스템 동정 예제를 사용하여 동적 프로세스에 대한 퍼지 모델을 구성한다. 이 프로세스는 가스 흐름율인 입력 $u(k)$ 와 CO_2 농도인 출력 $y(k)$ 를 갖는 가스로 공정이다. 296개의 입출력 데이터 쌍으로부터, 292개의 입출력 데이터 집합 $x = [x_5, x_6, \dots, x_{296} | x_{-1} = (u(1-4), \sim y(1-1), \sim y(1'))]$ 를 구성한다. 진화 프로그래밍에 사용된 알고리즘 제어변수 설정은 세대 수 3000, 집단 크기 70, r_{max} 6, 구조 돌연변이 확률 0.1, 파라미터 돌연변이 확률 0.1, $\alpha_s = 0.2$ 와 $\alpha_p = 0.2$ 이다. 진화 과정에서 각 개체의 모델링 오차는 식(9)에 의해 계산되며, 그림 4에 가장 우수한 개체의 오차 변화가 보여진다. 그림 5는 최적화 된 가스로의 퍼지 모델 규칙이다. 아래 표1은 다른 방법과의 결과를 비교한 것이다.

표 1 가스로 퍼지 모델 결과 비교

Table 1 Comparison with result of furnace fuzzy model

참고문헌	오차(E)	규칙 수
[20]	0.469	19
[21]	0.320	81
[22]	0.328	25
[10]	0.190	6
본 논문	0.187	6

5.2 비선형 시스템

식(12)의 비선형 시스템을 고려하자. 이 식은 퍼지 모델의 성능을 평가하기 위해 널리 사용되고 있는 것이다.

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1.5})^2, 1 \leq x_1, x_2 \leq 5 \quad (12)$$

이 식에서 얻은 25개 데이터를 사용하여 퍼지 모델을 구성하였다[11]. 진화에 사용된 진화 프로그래밍 제어 변수 값은 앞의 경우와 동일하다. 식(9)에 의해 계산 최적 모델링 오차의 변화는 그림 6에 보여진다. 그림 6에서 하단의 두 번째 열 즉, 두 번째 규칙에서 모든 j 에 대하여 $M_{2j} \leq 0$ 이므로

두 번째 규칙은 사용되지 않는다. 아래 표2는 다른 방법에 의한 결과와 비교한 것이다.

표 2 비선형 모델링 결과 비교
Tabel 2 Comparison with nonlinear modeling

참고문헌	오차(E)	규칙 수
[4]	0.079	6
[4]	0.010	6
본 논문	0.048	5

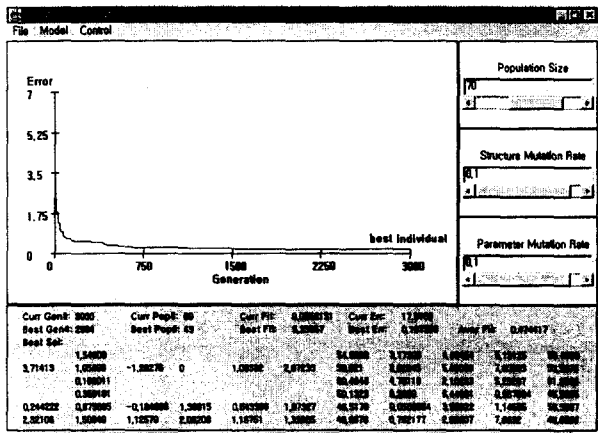


그림 4 가스로 공정 퍼지 모델의 오차 변화
Fig. 4 Evolution process of fuzzy rule base for gas furnace

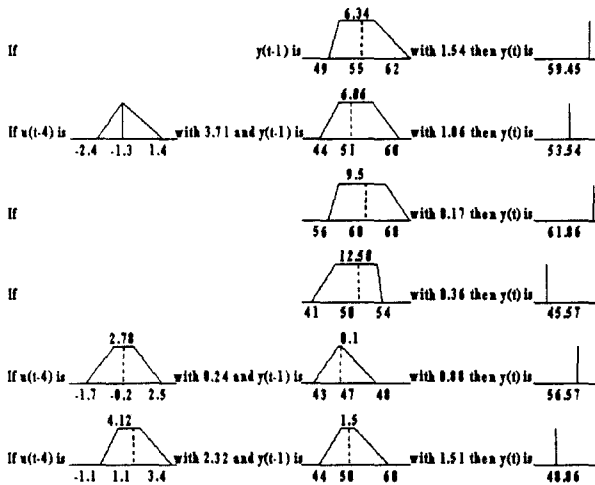


그림 5 가스로 공정의 최적 퍼지 모델
Fig. 5 Optimized fuzzy model for gas furnace

동정된 모델의 타당성을 확인하기 위하여 동정에 사용되지 않은 또 다른 20개의 데이터[11]에 대해 모델 오차를 조사해 보았다. 그 결과 식(9)에 의해 계산된 값은 0.22로 동정에 사용되지 않은 데이터에 대해서도 만족할 만한 결과를 보이고 있다.

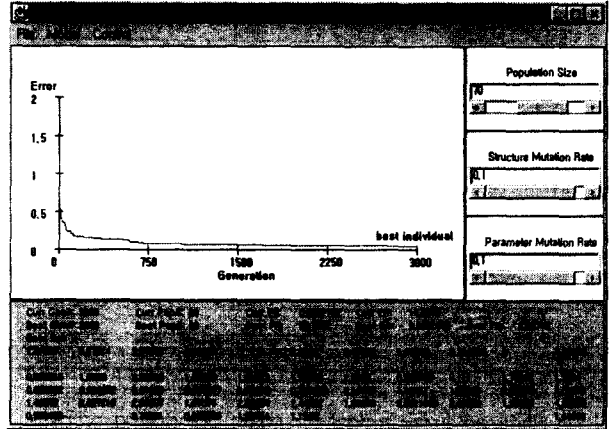


그림 6 비선형 시스템에 대한 퍼지 모델의 오차 변화
Fig. 6 Evolutionary process of fuzzy rule base for nonlinear system

5.3 정수를 위한 응집제 투입량 결정 모델

정수처리 공정에서 화학 약품이 원수의 수질을 정화하기 위해 투입된다. 본질적으로 투입할 화학 약품의 양은 원수의 혼탁도, 온도, ph, 알카리도와 같은 수질에 의존한다. 그러나 수질을 개선을 위한 화학 반응 공정은 명확하지 않으며 정량화 할 수 없다. 투여할 화학 약품의 양을 최적화 하기 위해서는 응집제 투여 공정에 센서들을 설치하고 이들 신호들을 받아서 처리해야 하는데, 이 방법은 화학 공정을 감지하는 센서 등의 문제로 실용적이지 못하다. 따라서 전통적으로 사용되고 있는 방법은 전문가가 정화 반응 공정의 상태를 파악하고 실험실 시험을 통해 최적한 응집제 투입량을 결정하는 것이다[17].

최근에는 정수 공정에 대한 과거 데이터로부터 얻은 지능 모델을 사용하여 응집제 투입[18,19]을 결정하고 있다. 여기서는 전문가에 의해 만들어진 실험실 데이터로부터 응집제 투입량을 결정하는 퍼지 모델을 찾고자 한다. 응집제 투입 퍼지 모델은 실험실 시험 결과를 사용하여 PAC 응집제의 최적 투입량을 결정한다. 진화에 사용된 알고리즘 제어변수는 앞의 경우와 동일하다. 식(9)에 의해 계산된 최적 퍼지 모델의 오차는 5.76이고, 식(13)의 통계 모델에 의한 오차는 65.58이다.

$$P = (4.03 - 0.05 \cdot t) \cdot A^{0.21} \cdot T^{0.36} \tag{13}$$

여기서, P 는 응집제 투입량, t 는 수은, A 는 알카리도, T 는 원수의 혼탁도이다.

응집제 투입량 결정을 위한 최적 퍼지 모델이 그림 7에 보여지며, 식(13)의 통계 모델과의 성능 비교가 그림 8에 보여진다.

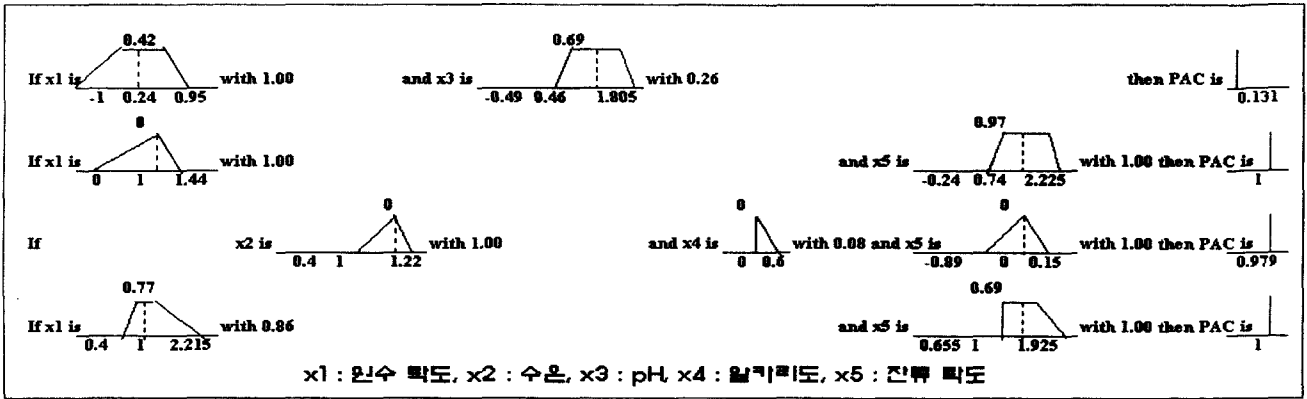


그림 7 응집제 투입 모델의 최적 퍼지 규칙
Fig. 7 Optimized fuzzy model for coagulant dosing process

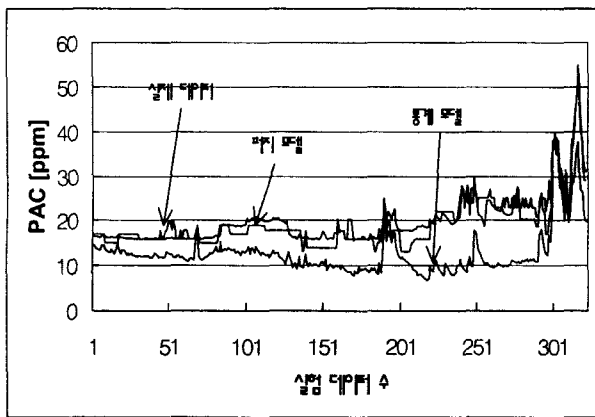


그림 8 최적 퍼지 모델과 통계 모델에 의한 응집제 투입량 비교
Fig. 8 Performance comparison of fuzzy model and statistical model

6. 결론

퍼지 모델을 설계 할 때 어려운 점은 최적의 퍼지 규칙을 구하는 데 있다. 이 연구는 이런 어려움을 해결하기 위해 퍼지 규칙의 구조와 파라미터를 동시에 탐색할 수 있도록 함으로써, 한 번의 진화 과정을 통해 최적한 모델을 얻을 수 있게 해준다. 2 가지의 수치 예제와 응집제 투입량 결정을 위한 모델을 통해 제안된 기법이 실효성이 있음을 입증하였다. 특히, 응집제 투입량 결정 모델의 경우, 입력 변수가 5 개인 반면 최종적으로 얻은 퍼지 모델의 규칙 수는 4 개이며, 각 규칙에 필요한 입력 변수만이 사용되었다. 이는 제안된 기법이 파라미터 최적화만이 아니라 최적화를 향한 구조도 탐색할 수 있음을 보이는 것이다.

참고 문헌

[1] I. Rechenberg, "Cybernetic solution path of an experimental problem", Tech. Rep., Farnborough, Hants, 1965

[2] I. Rechenberg, Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer System Nach prinzipien Der Biologischen Evolution, Frommamm-Holzboog Verlagm 1973.
[3] H. P. Schwefel, Evolutionsstrategie und numerische Optimierung. Ph.D. dissertation, Technische Universitat Berlin, Berlin, Germany, 1975.
[4] J. H. Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, MI: Univ. of Michigan Press, 1975)
[5] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, 1991.
[6] L. J. Fogel, A. J. Marsh and M. J. Walsh, Artificial Intelligence through Simulated Evolution, Wiley and Sons, New York, 1966.
[7] D. B. Fogel, and J. W. Atmar(editors): Proceedings of the first annual conference on evolutionary programming, La Jolla, CA: Evolutionary Programming Society, 1992.
[8] H. S. Hwang, and K. B. Woo, "Linguistic fuzzy model identification", IEE Proceedings-Part D, 142, No. 6, November 1995, pp. 537-544.
[9] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim and K. B. Woo, "Linguistic model identification for fuzzy system", Electronics Letters 16th, 31, No. 4, Febuary 1995, pp. 330-331.
[10] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 1, No. 1, February 1993, pp. 7-31.
[11] T. Takagi, and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control", IEEE Trans. On Syst., Man & Cybern., Vol. 15, 1985, pp. 116-132.
[12] C. L. Karr, and E. J. Gentry, "Fuzzy control of pH using genetic algorithms", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 1, No. 1, January 1993, pp. 46-53.
[13] A. Homaifar, and E. McCormick, "Simultaneous Design of Membership Functions and Rule Sets for

- Fuzzy Controllers Using Genetic Algorithms", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 3, No. 2, May 1995, pp. 129-139.
- [14] L. A. Zadeh, "A theory of approximate reasoning", in Machine Intelligence, L. I. Mikulich, J. E. Hayes, and D. Mitchie, Eds. Vol. 9, New York: Wiley, 1979.
- [15] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets. Inform. Contr., vol. 8, 1965, pp. 338-353.
- [16] G. E. P. BOX, and G. M. Jenkins, Time series analysis, forecasting and control, Holden Day, San Francisco, 1970.
- [17] J. E. Van Benschoten, Separation and Fate of Aluminum in Water Treatment, Univ. of Mass, Amherst, 1998, pp. 154-160.
- [18] K. Baba, I. Enbutsu, H. Matsuzaki and S. Nogita, "Intelligent Support System for Water Sewage Treatment Plants which includes a past History Learning Function - Coagulant Injection Guidance System Using Neural-net Algorithm Instrumentation," Control and Automation of Water and Wastewater Treatment and Transport Systems, 1994, pp. 227-234.
- [19] I. Enbutsu, K. Baba, and M. Yoda, "Explicit Representation of Knowledge Acquired from Plant Historical Data Using Neural Network", Proceedings of IJCNN 90, Sandiego, 1990, pp. 56-68.
- [20] R. M. Tong, 'The evaluation of fuzzy models derived from experimental data', Fuzzy Sets & Systems, 1980, 4, pp. 1-12
- [21] W. PEDRYCZ, "An identification algorithm in fuzzy relational systems", Fuzzy Sets & Systems, 1984, 13, pp. 153-167
- [22] C. W. XU, "Fuzzy systems identification", IEE Proc., July 1989, 136, Pt. D, No. 4, pp. 146-150.

저 자 소 개



김 유 남 (金 裕 男)

1955년 3월 17일생. 1981년 부산대학교 공과대학 전기기계과 졸업. 1983년 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1989년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 1984년~1986년 금성기전. 1986년~1988년 삼성

종합기술원. 1989년~1995년 쌍용자동차. 1995년~현재 한라대학교 전기전자컴퓨터 공학부 조교수.

Tel : 033-7601-244, Fax : 033-7601-241

E-mail : ynkim@hit.halla.ac.kr