

# 입자군집 최적화에 기초한 최적 퍼지 추론 시스템의 구조설계

## Structural Design of Optimized Fuzzy Inference System Based on Particle Swarm Optimization

김옥동\* · 이동진\*\* · 오성권\*\*\*

Wook-Dong Kim · Dong-Jin Lee · Sung-Kwun Oh

**Abstract** - This paper introduces an effectively optimized Fuzzy model identification by means of complex and nonlinear system applying PSO algorithm. In other words, we use PSO (Particle Swarm Optimization) for identification of Fuzzy model structure and parameter. PSO is an algorithm that follows a collaborative population-based search model. Each particle of swarm flies around in a multidimensional search space looking for the optimal solution. Then, Particles adjust their position according to their own and their neighboring-particles experience. This paper identifies the premise part parameters and the consequence structures that have many effects on Fuzzy system based on PSO. In the premise parts of the rules, we use triangular. Finally we evaluate the Fuzzy model that is widely used in the standard model of gas data and sew data.

**Key Words** : Fuzzy Inference system, PSO (Particle Swarm Optimization), Structure and Parameter Identification

### 1. 서론

많은 연구자들은 자연 현상을 이해하고, 그것을 이용하기 위해 연구가 이루어지고 있다. 그 중 1965년에 Zadeh[1]에 의해 창안된 “ 퍼지집합 ” 이론은 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 수리적인 모델 방법을 대신하여 Zadeh가 제안한 방법은 수치가 아니라 언어적으로 애매한 변수를 이용하여 시스템을 표현하였고, 조건부 명제에 의해 애매한 변수간의 관계를 나타냈으며, 시스템을 퍼지 알고리즘방식을 이용하여 표현했다. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 퍼지 제어기와 퍼지 모델링 기법의 유용성은 이미 알려진 사실이며 이들은 퍼지 추론 시스템에 기초하고 있다. 퍼지 제어기와 퍼지 모델의 성능은 퍼지 규칙의 구성 방법에 의존하며 보다 좋은 성능을 위해서 퍼지 규칙의 동정이 필요하다. PSO를 이용한 퍼지모델의 동정 알고리즘을 본 논문에서 제시한다. 1995년 Kennedy and Eberhart[1]에 의해 처음 소개된 Particle Swarm Optimization(PSO)은 새로운 진화연산 기법으로 어려운 최적화 문제를 수행함에 있어서 그 효과는 응용영역의 확대에 나타나고 있다. 기존의 퍼지시스템의 동정은 경험적 방법에 의해 규칙을 추출하기 때문에 보다 논리적이고 체계적인 방법에 의해 추론 방법의 고찰이 필요하다. 따라서, 본 논문은 PSO 알고리즘 및 퍼지규칙의 이론을 이용한 시스템 구조와 파라미터 동정을 시행한다.

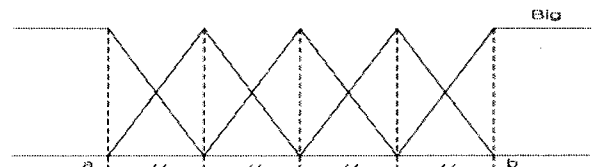
#### 저자 소개

- \* 김 옥 동 : 水原大學 電氣學科 碩士課程
- \*\* 이 동 진 : 水原大學 電氣學科 碩士課程
- \*\*\* 오 성 권 : 水原大學 電氣學科 正教授 · 工博

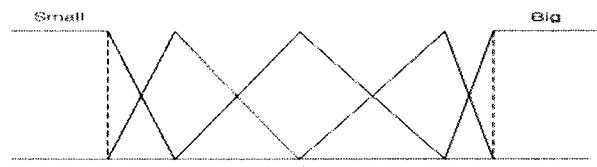
### 2. 퍼지 모델

#### 2.1 전반부 파라미터 동정

전반부 파라미터 동정은 퍼지공간을 나타내는 멤버쉽함수의 파라미터를 결정하는 것이다. 일반적으로 멤버쉽함수의 동정은 그림 1의 (A)처럼 입력변수의 최소값(a)과 최대값(b)사이를 임의의 개수로 등분해서 일률적으로 정의하고, 성능지수가 최소가 되는 a와 b를 결정하는 것이다. 그러나 주어진 시스템은 나름대로의 특성을 가지고 있기 때문에, 그 특성에 따라 그림 1의 (B)처럼 멤버쉽함수를 정의하는 것이 보다 합리적일 수 있다[8].



(A) 멤버쉽함수의 일률적 동정



(B) 데이터의 특성을 반영한 멤버쉽함수의 동정

그림 1. 멤버쉽함수의 동정

#### 2.2 후반부 구조 동정

후반부 구조 동정에 대한 최근의 경향은 두 가지의 추론구

조, 즉 후반부가 상수항으로 이루어진 간략추론과 선형 식으로 이루어진 선형추론 구조가 가장 많이 이용되고 있다. 퍼지집합 모델은 후반부 다항식의 형태에 따라 다음처럼 4가지가 있다[8].

### I) Type 1(간략 퍼지추론)

$$R^j: IF x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j = a_{j0} \quad (1)$$

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \sum_{j=1}^n \widehat{w}_{ji} a_{j0} \quad (2)$$

후반부 파라미터  $a_{j0}$ 은 최소자승법에 의해 결정된다.

$$\widehat{A} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3)$$

### II) Type 2(선형 퍼지추론)

$$R^j: IF x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (4)$$

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k \quad (5)$$

$$y^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \sum_{j=1}^n \widehat{w}_{ji} f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (6)$$

### III) Type 3(2차식 퍼지추론)

$$R^j: IF x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (7)$$

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k + a_{j(k+1)}x_1^2 + \dots + a_{j(2k)}x_k^2 + a_{j(2k+1)}x_1x_2 + \dots + a_{j((k+2)(k+1)/2)}x_{k-1}x_k \quad (8)$$

모델의 추론된 값  $y_j^*$ 는 식 (6)과 같다.

### IV) Type 4(변형된 2차식 퍼지추론)

$$R^j: IF x_1 \text{ is } A_{1c} \text{ and } \dots \text{ and } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (9)$$

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jk}x_k + a_{j(k+1)}x_1^2 + \dots + a_{j(2k)}x_k^2 \quad (10)$$

모델의 추론된 값  $y_j^*$ 는 식 (6)과 같다.

## 2.3 하중값을 가진 목적함수

학습과 테스트 데이터에 대해 하중값을 가진 목적함수를 다음과 같이 정의한다.

$$f = \theta \times PI + (1 - \theta) \times E\_PI \quad (11)$$

$\theta$ 는 PI 와 E\_PI에 대한 하중값이고, PI는 학습에 대한 성능지수를 E\_PI는 테스트에 대한 성능지수 값을 나타낸다.

## 3. PSO (Particle Swarm Optimization)

Kennedy and Eberhart[1]에 의해 처음 소개된 PSO는 사회 심리학 특징과 진화연산의 결합에 의한 기술이다. PSO는

물고기, 새 떼와 같은 생물의 행동양식을 바탕으로 이루어진다. PSO의 기본요소와 연산자는 다음과 같다[9].

- 1) Particle -  $x(t)$  : 집단(swarm) 안에 속해 있는 각각의 개체는 하나의 particle이다.
- 2) Swarm -  $S(t)$  : swarm은 n개의 particle의 집합이다. 즉,  $S(t) = [X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t)]^T$
- 3) Particle best -  $pbest(t)$  : 각 particle의 이동경로 중 가장 좋은 적합도를 갖는 점에서의 particle의 위치(값)이다.
- 4) Global best -  $gbest(t)$  : 최적의 위치정보를 가지는 particle들, 즉  $pbest$ 의 모든 particle중 가장 최적의 위치 정보를 나타내는 particle이다.
- 5) Particle velocity -  $v(t)$  :  $v(t)$ 는 PSO의 유일한 연산자이며, particle velocity는 다음 식에 의해 구하여 진다.
$$v_{jk}(t+1) = w(t) \cdot v_{jk}(t) + c_1 \cdot r_1 (pbest_{jk}(t) - x_{jk}(t)) + c_2 \cdot r_2 (gbest_k(t) - x_{jk}(t)) \quad (12)$$
(w : 관성하중(inertia weight), [c1 c2] : 가속상수)
- 6) Vmax : velocity의 최대값 Vmax를 가정한다. 기존의 많은 실험 연구를 통해 Vmax는 변수 공간의 10-20%로 설정되었다.
- 7) inertia weight -  $w(t)$  : 현재 velocity에 대한 이전 velocity의 영향을 조절하기 위한 파라미터이다.  $0.9(w_{max}) - 0.4(w_{min})$ 까지 선형적으로 감소시키는 방법이 자주 이용된다.

$$w(t) = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times t \quad (13)$$

여기서  $iter_{max}$ 는 max generation이다.

## 4. 시뮬레이션

### 4.1 가스로 공정

제안된 퍼지 모델에 입출력 데이터인 가스 흐름율과 연소된 이산화탄소 농도로 가스로 공정을 모델링한다. 입력  $u(t)$ 가 가스 흐름율이고 출력  $y(t)$ 가 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 가스로 공정 입출력 데이터 296쌍을 시뮬레이션을 위해 입력으로  $u(t-3)$ ,  $y(t-1)$ 을 출력으로  $y(t)$ 를 사용하는 2입력 1출력으로 설정하여 사용한다[6].

표1은 기존의 경험에 의해 퍼지 입력공간의 파라미터 값을 동정한 성능지수와 PSO 알고리즘에 의해 파라미터 값을 동정한 성능지수를 보였다. 표2는  $\theta$ 의 선택에 따른 성능지수를 보였다.

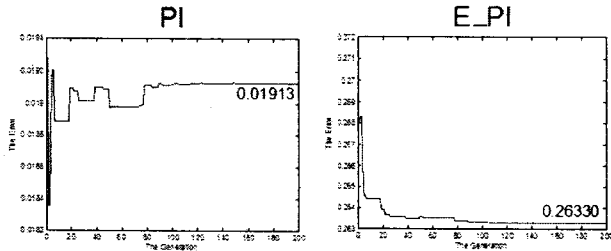
표1. 모델의 성능지수

모델	구조	PI	E_PI
기존모델	1	0.02286	0.33544
	2	0.02474	0.26405
최적화 모델 ( $\theta=0.5$ )	1	0.02479	0.33034
	2	0.01957	0.26395
	3	0.01815	0.26520
	4	0.01913	0.26330

표2. 하중값을 가진 목적함수에 의한 성능지수

구조	Weight( $\theta$ )	PI	E_PI
4	0	0.01914	0.26329
	0.25	0.01914	0.26329
	0.4	0.01910	0.26346
	0.5	0.01913	0.26330
	0.6	0.01892	0.26351
	0.75	0.01849	0.26359
	1	0.01637	0.28571

그림2 는 후반부 구조 Type 4(식10)이고 하중값이  $\Theta=0.75$  일때 PSO 알고리즘에 의한 모델의 최적화 과정을 보여준다.



구조 4의 최적화 ( $\Theta=0.75$ )  
그림2. PSO 알고리즘에 의한 모델의 최적화 과정

#### 4.2 하수처리 공정

수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 1년치 수질 데이터를 토대로 퍼지 추론에 의한 모델링 하고, PSO 알고리즘으로 모델을 최적화 한다. 시뮬레이션을 위해 2입력 1 출력 구조를 사용하며, MLSS는 혼합액 부유물, WSR은 잉여오니 흐름율, RRSP는 반송율 설정치, DOSP는 용존산소 설정치를 의미한다[7]. 표3은 기존모델과 PSO 알고리즘에 의한 성능지수이고,  $\Theta$ 값에 따른 모델의 성능지수는 표4와 같다.

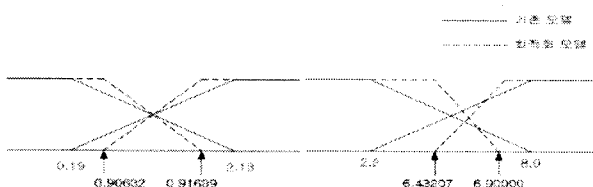
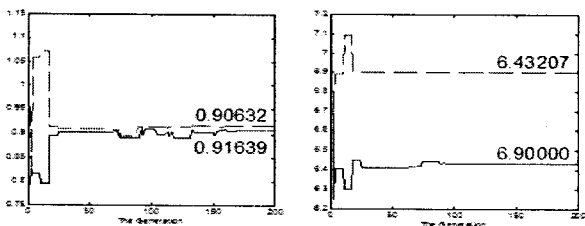
표3. 모델의 성능지수

모델	입력1	입력2	구조	PI	E_PI
기존 모델	MLSS	WSR	2	6.39653	54.52944
	MLSS	RRSP	2	4.32899	222.9686
	MLSS	DOSP	2	8.33267	476.2347
	WSR	RRSP	2	7.79828	225.4964
	WSR	DOSP	2	8.62276	57.18821
	RRSP	DOSP	2	7.42574	99.41216
최적화 모델 ( $\Theta=0.5$ )	MLSS	WSR	3	7.84821	12.38427
	MLSS	RRSP	2	9.92771	11.90309
	MLSS	DOSP	1	12.6130	13.59416
	WSR	RRSP	2	10.5853	10.19463
	WSR	DOSP	4	5.0956	11.05566
	RRSP	DOSP	4	6.7550	12.41756

표4. 하중값을 가진 목적함수에 의한 성능지수

입력1	입력2	weight	구조	PI	E_PI
WSR	DOSP	0	4	5.276725	10.99376
WSR	DOSP	0.25	4	5.164695	11.01304
WSR	DOSP	0.4	4	5.115922	11.03457
WSR	DOSP	0.5	4	5.09056	11.05566
WSR	DOSP	0.6	4	5.055191	11.09976
WSR	DOSP	0.75	4	4.436113	12.54939
WSR	DOSP	1	4	2.599458	50.96981

그림3은 구조 Type4(식10)이고 하중값이  $\Theta=0.75$  일때 PSO 알고리즘에 의한 파라미터 최적화 과정을 보여준다.



구조 4의 최적화 ( $\Theta=0.75$ )

그림3. PSO 알고리즘에 의한 멤버쉽 함수 파라미터 최적화

#### 5. 결론

본 논문에서 모델의 최적화를 위해 PSO 알고리즘을 사용하였으며, 퍼지추론 시스템 전반부 파라미터와 후반부 구조를 동정하였다. 기존에 쓰이던 후반부 구조인 간략추론과 1차 선형추론이 외에 2차 선형추론(Quadratic)과 변형된 2차 선형추론(Modified-Quadratic)까지 확장시켜 모델을 최적화 하였다. 하중값 변화에 따라 학습과 테스트 사이의 관계를 표현함으로, 그에 따른 모델의 최적화를 이룰 수 있었다. 시뮬레이션에서 볼 수 있듯이 하중값이 가지는 특성에 따라 학습과 테스트 사이의 최적화 방향을 설정하였고, 복잡하고 비선형이 강한 공정에 적용함으로써 보다 향상된 성능을 가진 모델을 구축하였다.

#### 감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음 [GGA0801-45700, U-city 보안감시 기술협력센터].

#### 참고 문헌

- [1] L. A Zadeh, " Fuzzy Sets." Inf. Control 8, pp.338-353, 1965
- [2] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization", Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Vol. IV, No., pp. 1942-1948, 1995.
- [3] R. M. Tong, "The Evaluation of Fuzzy Models Derived from Experimental Data," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 4, pp. 1-12, 1980.
- [4] H. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control," IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern., Vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [5] C. w. Xu. " Fuzzy system identification", IEE Proceeding Vol. 126, No. 4, pp. 146-150, 1989.
- [6] Box and Jenkins, " Time Series Analysis, Forecasting and Control", Holden Day, San Francisco, CA.
- [7] 오성권, 우광방, "퍼지추론 방법에 의한 퍼지동정과 하수처리공정시스템 응용", 대한전자공학회 논문집 제 31권 B편 제 6호, pp.43-52. 1994
- [8] 오성권, " 프로그래밍에 의한 컴퓨터 지능(퍼지, 신경회로망 및 진화 알고리즘을 중심으로)" 내하출판사, 2002. 8
- [9] 박병준, 오성권, 김용수, 안태천, "PSO의 특징과 차원성에 관한 비교 연구", 제어.자동화.시스템공학 논문지 제 12권 제 4호 .pp.328-338. 2006
- [10] S-K Oh, W Pedrycz, B-J Park. "Hybrid identification of fuzzy rule-based models", International Journal of Intelligent Systems, Vol. 17, pp. 77-103, 2002.