

데이터 입자 기반 퍼지 집합 퍼지 모델의 최적 동정

Optimal Identification of Data Granules-based Fuzzy Set Fuzzy Model

박건준, 김완수, 오성권, 김현기
수원대학교 전기공학과

Keon-Jun Park, Wan-Su Kim, Sung-Kwun Oh, Hyun-Ki Kim
Dept. of Electrical Engineering, The University of Suwon
E-mail : ohsk@suwon.ac.kr

요 약

본 논문은 비선형 시스템의 퍼지모델을 설계하기 위해 데이터 입자 기반 퍼지 집합 퍼지 모델의 최적 동정을 제안한다. 퍼지모델은 주로 경험적 방법에 의해 추출되기 때문에 보다 구체적이고 체계적인 방법에 의한 동정 및 최적화 될 필요성이 요구된다. HCM 클러스터링을 통한 데이터 입자는 입력 변수의 개별적인 퍼지 규칙을 형성하고, 퍼지 공간 분할 및 삼각형 멤버십함수의 초기 정점을 정의한다. 또한, 데이터 입자의 중심을 이용하여 후반부의 구조를 결정한다. 초기 퍼지 모델을 동정하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 입력 변수의 수, 선택될 입력 변수, 멤버십함수의 수, 그리고 후반부 형태를 결정한다. 데이터 입자에 의한 전반부 멤버십 파라미터는 유전자 알고리즘을 이용하여 최적으로 동정한다. 제안된 모델을 평가하기 위해 수치적인 예를 사용한다.

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. 설계할 시스템의 성능 및 기능의 요구조건에 따라 퍼지 모델은 애매 모호한 언어적 변수를 수치적으로 표시할 수 있어서 융통성 있는 시스템 설계를 가능하게 하고 시스템의 기능을 향상시키며 설계를 간단하게 해주는 장점이 있다. 그러나 데이터 특성에 맞는 퍼지 모델을 구축하는데 있어서는 전문가와 시행착오에 의존해야 하는 어려움이 있어 동적으로 변화하는 환경에서 적응적으로 대처할 수 있는 퍼지 모델을 구축하기가 힘들다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 데이터 입자[2,3]에 대한 연

구가 행해지고 있다.

본 논문에서는 데이터 입자의 특성에 맞는 퍼지 집합 기반 퍼지 모델을 구축하기 위하여 HCM 클러스터링 알고리즘[4]을 이용하여 초기 모델을 설계한다. 또한, 유전자 알고리즘[5]을 이용하여 퍼지 모델의 초기 구조 및 전반부 삼각형 멤버십 함수를 최적으로 동정한다. 이의 평가를 위해 널리 이용되는 2입력 비선형 함수를 모델링하여 비교 평가한다.

2. 데이터 입자

데이터 입자는 근접성, 유사성 또는 기능성 등의 기준에 의해 서로 결합된 물체(특히, 데이터 점)의 연결된 모임으로 간주되며, 기존보다 더 적은 계산적인 복잡성을 위해 잘 정의된 하위문제(모듈)들로 분할된다. 본 논문에서는 입출력 관계의 특성을 이용하여 모델링을 수행한다. 따라

서 데이터의 특성을 파악하는 것이 매우 중요하다. 입출력 데이터의 특성을 찾아내기 위해 HCM 클러스터링 알고리즘을 이용한다.

본 논문에서는 데이터들간의 거리를 기준으로 근접한 정도를 측정하여 데이터를 특성별로 분류하는 HCM 클러스터링 알고리즘[4]을 이용한다. HCM 클러스터링에 의한 데이터 분류는 다음과 같다.

[단계 1] 클러스터 개수 ($2 \leq c \leq n$)를 결정하고, 소속행렬 U 를 초기화한다.

[단계 2] 각각의 클러스터에 대한 중심벡터를 구한다.

[단계 3] 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬을 생성한다.

[단계 4] 만일 종료 조건을 만족한다면 종료하고, 그렇지 않으면 [단계 2]로 간다.

3. 퍼지 집합 퍼지 모델

퍼지 동정이란 if-then 형식으로 플랜트를 기술하는 것으로, 구체적으로 입출력 데이터의 상호 관계에 의해 설정된 입출력 변수로부터 확립되는 것이다. 제안된 퍼지 집합 퍼지 모델은 입출력 변수에 대하여 클러스터에 의한 입출력 데이터의 중심값으로 퍼지 공간을 분할하고 각 입력 변수들의 분할된 퍼지 공간이 개별적으로 퍼지 규칙을 형성한다. 그리고 각각의 퍼지 공간(규칙수)에 속한 입출력 데이터 쌍으로부터 후반부 입출력 중심값을 결정하게 된다.

3.1 전반부 동정

퍼지 모델링에서 전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 기존의 방법은 멤버십 함수를 입력 변수의 최소값과 최대값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 일률적으로 정의하였으나 이는 데이터들이 가지고 있는 특성을 제대로 반영하지 못하는 단점이 있다. 그래서 전반부 파라미터 동정을 위해 HCM 클러스터링에 의해 초기 멤버십함수의 정점을 동정한다.

HCM 클러스터링을 통한 데이터 입자에 의한 전반부 동정은 다음과 같다.

전체 데이터 집합 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_l; y\}$ 이고, 여기서 $x_k = [x_{1k}, \dots, x_{mk}]^T$, $y = [y_1, \dots, y_m]^T$, l 은 변수의 수 그리고 m 은 데이터의 수로 가정한다.

[단계 1] 전체 데이터 집합 U 를 각각의 입력 데이터와 출력 데이터의 데이터 집합 X_k 로 배열한다.

$$X_k = [x_k; y] \quad (1)$$

여기서, X_k 는 k 번째 입력 데이터와 출력 데이터의 데이터 집합이고, $x_k = [x_{1k}, \dots, x_{mk}]^T$, $y = [y_1, \dots, y_m]^T$ 이며, $k=1, 2, \dots, l$ 이다.

[단계 2] 데이터 집합 X_k 로부터 중심 벡터 v_{kg} 를 구하기 위해 HCM 클러스터링을 시행한다.

[단계 2-1] 데이터 집합 X_k 를 c 개의 클러스터(데이터 입자)로 분류한다.

[단계 2-2] 각 클러스터의 중심 벡터 v_{kg} 를 계산한다.

$$v_{kg} = \{v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kc}\} \quad (2)$$

여기서, $k=1, 2, \dots, l$, $g = 1, 2, \dots, c$.

[단계 3] 중심 벡터 v_{kg} 로 해당하는 입력의 개별적인 퍼지 공간을 분할하고 각 클러스터에 Small, Big과 같은 언어적 변수를 할당한다.

[단계 4] 중심 벡터 v_{kg} 를 멤버십함수의 초기 정점으로 설정한다.

3.2 후반부 동정

퍼지 모델의 후반부 동정도 전반부와 마찬가지로 구조 동정과 파라미터 동정으로 나뉘어진다. 데이터 입자에 따른 다항식 함수의 초기값을 가지고 구조를 동정한다.

[단계 1] j 번째 규칙의 퍼지 공간에 속한 데이터 집합을 찾는다.

[단계 1-1] 각 입력 변수의 분할 매트릭스로부터 각 클러스터(데이터 입자)에 포함된 입력 데이터를 찾는다.

[단계 1-2] j 번째 규칙의 퍼지 공간에 속한 입력 데이터 쌍을 찾는다.

[단계 1-3] 앞서 찾은 입력 데이터의 쌍으로부터 그에 대응하는 출력 데이터를 찾는다.

[단계 2] 각 규칙에서 산술 평균에 의한 데이터 집합의 중심 벡터 V_j 를 계산한다.

$$V_j = \{V_{1j}, V_{2j}, \dots, V_{kj}; M_j\} \quad (3)$$

여기서, $k=1, 2, \dots, l$, $j=1, 2, \dots, n$. V_{kj} 와 M_j 는 각각 입력 데이터와 출력 데이터의 중심값이다.

[단계 3] 중심 벡터 V_j 를 후반부 다항식 함수의 초기값으로 설정한다.

후반부 구조로는 구조 1(간략 퍼지추론), 구조 2(선형 퍼지추론)와 구조 3(2차식 퍼지추론), 그리고 구조 4(변형된 2차식 퍼지추론)를 이용하였다. 본 연구에서는 유전자 알고리즘에 의해 선택된 구조 3만을 설명한다.

2차식 퍼지추론은 후반부가 2차식 함수의 다항식 형태를 가지며, 퍼지 집합 퍼지 모델은 식 (4)와 같은 구형 규칙으로 구성된다.

$$R^j : \text{If } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j - M_j = f_j(x_1, \dots, x_k) \quad (4)$$

$$f_j(x_1, \dots, x_k) = a_0 + a_{1j}(x_1 - V_{1j}) + \dots + a_{jk}(x_k - V_{kj}) + a_{j(k+1)}(x_1 - V_{1j})^2 + \dots + a_{j(2k)}(x_k - V_{kj})^2 + a_{j(2k+1)}(x_1 - V_{1j})(x_2 - V_{2j}) + \dots + a_{j(k+2)(k+1)/2}(x_{k-1} - V_{(k-1)j})(x_k - V_{kj}) \quad (5)$$

퍼지 추론에 의해 추론된 값 y^* 은 식 (6)과 같다.

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

후반부 파라미터는 최소자승법에 의해 결정된다.

4. 퍼지 모델의 최적화

유전자 알고리즘은 자연 선택과 유전학에 기반으로 하는 확률적인 탐색방법으로써 탐색과 해의 가능영역들을 균형 있게 이용하기 위하여 생산, 교배, 돌연변이의 과정을 수행하는 일반성 있는 탐색방법으로 비선형 최적화 이론에 탁월한 성능을 발휘하고 있다.[5] 기존의 다른 탐색방법들과 달리 유전자 알고리즘은 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지하면서 그들 모두가 동시에 최적값을 찾아나가기 때문에 지역 극소에 빠질 위험을 어느 정도 해결할 수 있다는 점과 더불어 모델의 성능지수가 최소가 되는 전역 극소 영역을 찾는 능력을 갖고 있다.

본 논문에서 제안된 퍼지 모델의 설계를 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 구조 및 파라미터를 최적으로 동정한다. 퍼지 규칙의 전반부에서, 구조 동정은 입력 변수의 수와 선택되는 입력 변수 그리고 멤버쉽함수의 수를 결정하고, 퍼지 규칙의 후반부에서, 구조 동정은 다항식 함수의 구조를 결정하여 초기 모델을 설계한다. 그리고 전반부 멤버쉽 파라미터를 최적으로 동정한다.

5. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

제안된 모델의 적용 및 타당성을 평가하기 위해 다음과 같이 표현되는 2입력 1출력 비선형 함수를 이용한다.

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1.5})^2, \quad 1 \leq x_1, x_2 \leq 5 \quad (7)$$

비선형 특징을 가진 시스템 방정식으로부터 얻어진 50개의 입출력 데이터 쌍을 제안된 모델에 적용함으로써 모델의 타당성 및 정확도를 기존 모델과 비교 검토한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 MSE를 이용한다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (8)$$

각 입력 변수의 개별적인 퍼지 공간을 이용한 퍼지 집합 기반 퍼지 모델을 설계하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 구조 및 파라미터 동정

을 시행하였다. 비선형 함수는 2입력이므로 구조 동정에서 입력 변수는 선택하지 않고 멤버쉽함수의 수와 후반부 구조만을 고려하였다. Max_Min 기반 퍼지 모델과 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 구조는 입력 변수에 대해 멤버쉽함수의 수가 각 5개이고, 후반부 구조는 구조 3이 결정되었으며, 구조 동정된 퍼지 모델에 대해 전반부 멤버쉽 파라미터를 최적으로 동정하였다. 표 1은 Max_Min 기반 퍼지 모델과 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 성능지수를 보여준다.

표 1 Max_Min 기반 퍼지 모델과 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 성능지수

Model	동정	MFs	구조	PI
Max/Min_FIS	구조	5+5	구조 3	0.022536
	파라미터			0.00008
IG_FIS	구조	5+5	구조 3	9.790e-7
	파라미터			2.330e-10

표 1을 보면 구조 동정에서 Max_Min 기반 퍼지 모델의 성능보다 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 성능이 좋은 것을 알 수 있으며, 전반부 파라미터를 최적으로 동정한 후에도 더욱 향상된 것을 알 수 있다.

그림 1은 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 전반부 멤버쉽 파라미터가 최적으로 동정된 것을 나타낸다.

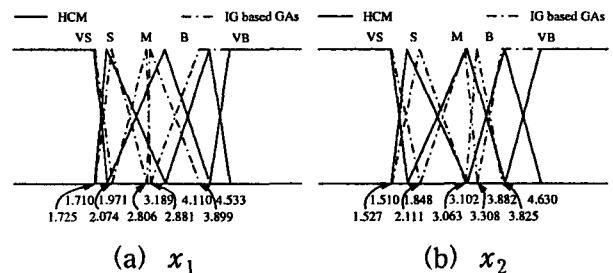


그림 1 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 동정된 멤버쉽 파라미터

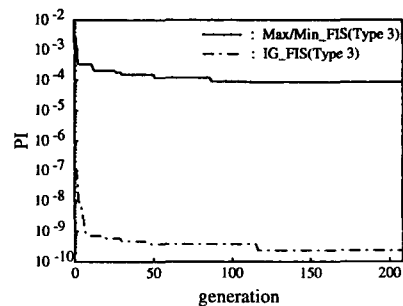


그림 2 Max_Min 기반 퍼지 모델과 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 최적화 탐색과정

그림 2는 Max_Min 기반 퍼지 모델과 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 최적화 탐색과정을 보여주고 있다. Max_Min 기반 퍼지 모델은 200세대 근처에서 수렴하였고, 데이터 입자 기반 퍼지 모델은 210세대 근처에서 수렴하였다. 데이터 입자 기반 퍼지 모델의 경우 입출력 데이터의 초기 중심값에 의한 영향으로 세대 초기부터 상당히 좋은 성능을 나타냄을 알 수 있다.

표 2는 기존의 퍼지 모델과 제안된 데이터 입자 기반 퍼지 모델과의 동정 오차를 비교하여 보여준다. 본 논문에서 제안된 퍼지 모델은 표에서 보는 바와 같이 기존의 퍼지 모델보다 월등히 우수하다는 것을 알 수 있다.

표 2 기존 퍼지모델과 동정 에러 비교

Model	규칙수	PI
Sugeno and Yasukawa[6]	6	0.079
Gomez-Skarmeta et al.[7]	5	0.070
Kim et al.[8]	3	0.019
Kim et al.[9]	3	0.0089
Oh et al.[10]	Basic PNN	0.0212
	Modified PNN	0.0041
Park et al.[11]	BFPNN	0.0033
	MFPNN	0.0023
Our Model	10(5+5)	2.330e-10

6. 결론

비선형 공정에 대해 체계적이고 효율적인 모델을 얻기 위하여 데이터 입자에 의한 퍼지 집합 기반 퍼지 모델의 최적구조를 제안하였다. 그리고 이 퍼지 모델은 잘 알려진 2입력 비선형 함수를 모델링하여 평가하였다. HCM 클러스터링 알고리즘에 의한 데이터 입자는 퍼지규칙의 전,후반부에 각각 사용될 멤버쉽함수의 초기 정점 및 다항식 함수의 초기값과 같은 퍼지 모델의 초기 파라미터를 결정하였고, 초기 파라미터는 유전자 알고리즘에 의해 효과적으로 동조하였다. 결과적으로 제안된 퍼지 모델은 입출력 데이터의 특징을 모델에 반영하기 위해 클러스터링 알고리즘을 사용하여 퍼지 입력 공간을 정의하였고, 또한 후반부 다항식 함수에 의한 데이터 입자 기반 구조 동정 및 파라미터 동정을 수행하였다. 본 연구를 통해 제안된 모델은 기존의 경험에 의한 동정보다 더욱 체계적인 모델을 설계할 수 있었다.

감사의 글

이 논문은 2004년도 학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었습(KRF-2004-002-D00257).

7. 참고문헌

- [1] L. A Zadeh, "Fuzzy sets," Inf. Control 8, pp.338-353, 1965.
- [2] _____, "Fuzzy logic = Computing with words," IEEE Trans. Fuzzy Syst., Vol. 4, No. 2, pp. 103-111, 1996.
- [3] W. Pedryca and G. Vukovich, "Granular neural networks," Neurocomputing, Vol. 36, pp. 205-224, 2001.
- [4] P. R. Krishnaiah and L. N. Kanal, editors. Classification, pattern recognition, and reduction of dimensionality, volume 2 of Handbook of Statistics. North-Holland, Amsterdam, 1982.
- [5] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithm in search, Optimization & Machine Learning," Addison wesley, 1989.
- [6] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," IEEE Trans. on Fuzzy systems, Vol. 1, No. 1, pp. 7-13, 1993.
- [7] A.-F. Gomez-Skarmeta, M. Delgado and M. A. Vila, "About the use of fuzzy clustering techniques for fuzzy model identification," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 106, pp. 179-188, 1999.
- [8] E.-T. Kim, M.-K. Park, S.-H. Ji, M.-N. Park, "A new approach to fuzzy modeling," IEEE Trans. on Fuzzy systems, Vol. 5, No. 3, pp. 328-337, 1997.
- [9] E.-T Kim, H.-J. Lee, M.-K. Park, M.-N. Park, "a simply identified Sugeno-type fuzzy model via double clustering," Information Sciences, Vol. 110, pp. 25-39, 1998.
- [10] S.-K. Oh, W. Pedrycz and B.-J. Park, "Polynomial Neural Networks Architecture: Analysis and Design," Computers and Electrical Engineering, Vol. 29, Issue 6, pp. 703-725, 2003.
- [11] B.-J. Park, W. Pedrycz and S.-K. Oh, "Fuzzy Polynomial Neural Networks: Hybrid Architectures of Fuzzy Modeling," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 5, pp 607-621, Oct. 2002.