

이중 클러스터링 기법을 이용한 퍼지 시스템의 새로운 동정법

A New Identification Method of a Fuzzy System via Double Clustering

김은태, 김경욱, 이기철, 박민기*, 박민용
연세 대학교 전자 공학과 *서울 산업 대학교 전자공학과

Abstract

Recently many studies have been conducted on fuzzy modeling since it can describe a nonlinear system better than the conventional methods. A famous researcher, M. Sugeno, suggested a fuzzy model which superbly describes a nonlinear system. In this paper, we suggest a new identification method for Sugeno-type fuzzy model. The suggested algorithm is much simpler than the original identification strategy adopted in [1]. The algorithm suggested in this paper is somewhat similar to that of [2], that is, the algorithm suggested in this paper consists of two steps: coarse tuning and fine tuning. In this paper, double clustering strategy is proposed for coarse tuning. Finally, the results of computer simulation are given to demonstrate the validity of this algorithm.

I. 서 론

공학, 과학에서 자주 접하게 되며 피할 수 없는 문제중의 하나가 시스템의 입출력 데이터로부터 미지의 시스템을 정의하는 문제이다. 이러한 과정을 통상 '모델링' 혹은 '동정'이라고 하며 그 절차나 방법론에 대해서 오랫동안 연구되어 왔다.

최근 퍼지 이론이 미지의 시스템을 모델링 혹은 동정에 있어서 새롭고 효율적일 뿐만 아니라 직관적으로도 설득력 있는 접근 방식으로 알려지면서 Tong, Pedrycz, Wang, Xu, Sugeno 등 많은 학자들이 여러 가지 형태의 퍼지 모델을 제안하였다. 이 가운데 가장 뛰어난 성능을 보이는 것이 Sugeno가 제안한 모델[1]로 통상 TSK (Takagi-Sugeno-Kang) 퍼지 모델 혹은 간단히 Sugeno형 퍼지 모델로 불리우는 모델이다. 이 모델은 미지의 시스템을 묘사하는 능력이 탁월하며 모델근거 제어에도 적합하다. 그러나 동

정 알고리즘이 디지털 컴퓨터로 구현하기에는 너무 복잡하며 처리 시간이 오래 걸리기 때문에 실제 응용에 있어서 어려움이 있었다.

최근에 이러한 문제를 해결하기 위하여 클러스터링 방법을 응용한 Sugeno형 퍼지 모델의 동정을 간단히 하는 여러 기법이 제안되었다[2][3]. 이러한 연구동향의 또 다른 대안으로서 본 논문은 Sugeno형 퍼지 모델을 동정하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 이 방법은 참고문헌 [2]와 비슷한 방법으로 먼저 전건부와 후건부 파라미터를 대략 조정 한 후 다시 이를 미세 조정함으로써 퍼지 모델링을 행하는 방법을 취한다.

2. 새로운 알고리즘의 구조

최근에 발표된 Sugeno 형 퍼지모델의 동정 알고리즘들[2][3] 클러스터링 기법을 사용하여 원래 Sugeno가 제안한 시스템 프로그래밍 기법의 복잡성을 회피하려는 접근방식을 취하고 있다. 그러나 이러한 알고리즘들은 FCM (Fuzzy C-Means)과 같은 표준 클러스터링 방법, 대신에 함수형 클러스터링 (functional prototype-based clustering) 알고리즘을

본 연구는 정보통신부 대학 기초 연구 지원 사업에 의해 지원되었습니다.

주로 사용하였다.

함수형 클러스터링 방법은 클러스터의 대표를 어떤 함수로 가정하고 미리 형태가 결정된 함수의 파라미터를 수정하는 방식으로 클러스터를 형성하는 것으로 대표적인 방법으로는 FCRM (Fuzzy C-Regression Model)과 FCQS(Fuzzy C-Quadratic Shell) 클러스터링 알고리즘이다. 그러나, 이러한 방법들은 국부 최소점에 머물 수 있는 가능성이 있으며 이와 같은 경우에는 Sugeno형 퍼지 모델 생성시 예기치 못한 결과를 초래할 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 Sugeno형 퍼지 모델을 생성하는 새로운 접근방식을 제안한다. 제안된 방식은 FCRM 및 FCQS 클러스터링과 같은 함수형 클러스터링 대신에 표준 FCM을 두 번 적용하는 즉 이중 클러스터링 기법을 사용한다. 제안된 알고리즘의 전체 구조는 참고문헌 [2]와 [3]에서 제안한 것과 유사하다. 즉, 본 논문에서는 제안하고 있는 모델링 알고리즘은 그림 1과 같이 대략 조정과 미세 조정의 두 단계로 구성된다. 대략 조정에서는 후건부와 전건부 파라미터가 이중 클러스터링 알고리즘에 의해서 근사적으로 조정되며 미세 조정시에는 후건부 및 전건부 파라미터가 더욱 정확하게 조정되어 퍼지 모델을 형성하게 된다.

3. 이중 클러스터링

이중 클러스터링 기법을 통한 대략 조정법을 설명한다. 앞에서 이중 클러스터링의 목적은 샘플 데이터를 몇 개의 초평면형 클러스터로 분할하고 동시에 가장 적합한 어떤 모델의 파라미터를 추정하는 것이다.

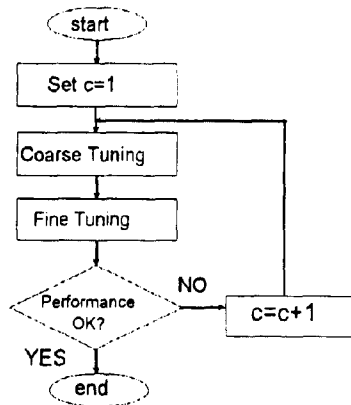


그림 1. 새로운 퍼지 모델링

제안된 클러스터링 방법은 FCM 클러스터링을 두 번 적용함으로써 달성된다. 먼저 최초의 클러스터링에서는 입출력 공간에서 크기가 작은 부클러스터(subcluster)들을 많이 생성한다. 그리고 나서 각 부클러스터들은 모두 어떤 모델의 파라미터 공간상의 한 점으로 변환된다. 두 번째 클러스터링에서는 첫 번째 클러스터링 작업의 부클러스터를 나타내는 대표값을 어떤 모델의 파라미터 공간에서 다시 클러스터링하는 작업을 수행한다. 두 번째 클러스터링 작업에서 나타난 각각의 클러스터는 Sugeno형 퍼지 모델의 규칙과 일대일 대응한다. 그림 2는 제안된 이중 클러스터링 알고리즘에 내재된 기본 아이디어를 설명해 주고 있다

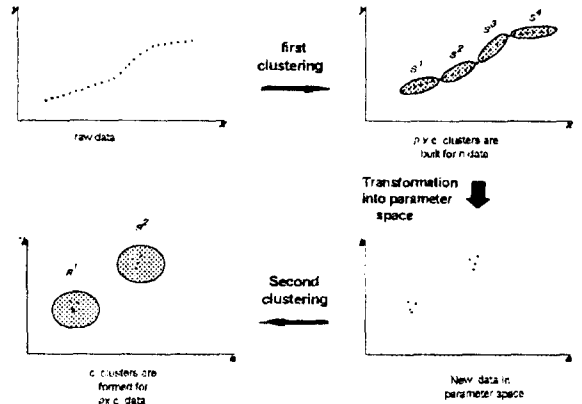


그림 2. 이중 클러스터링

이중 클러스터링

실제로부터 n 개의 샘플 데이터 (X_k, y_k)가 주어지고 c 개의 퍼지 규칙을 갖는 퍼지모델이 적용되어 진다고 가정하자. 이 때 설계 파라미터는 다음과 같다.

c : 퍼지 규칙의 수

ρ : $\frac{\text{일차 클러스터링에 생성되는 부클러스터의 수}}{\text{이차 클러스터링에 생성되는 클러스터의 수}}$

c 는 퍼지규칙의 수로서 그림. 1과 같이 조정되고 ρ 는 일차 클러스터링에서 생성되는 부클러스터의 수에 대한 이차 클러스터링에서 생성되는 클러스터 수의 비(ratio)로서 정의된다.

STEP 1 : 일차 클러스터링(first clustering)

각 샘플데이터 (X_1, y_1) (X_2, y_2) (X_3, y_3), ..., (X_n, y_n)에 FCM을 적용하여 $\rho \times c$ 개만큼의 부클러스터 $S^1, S^2, \dots, S^{\rho \times c}$ 를 생성한다. 여기서 n 은 샘플 데이터의 수이며 일반적으로 n 은 $\rho \times c$ 값에 비해 상당히 큰 값을 가져야 한다. ($n \gg \rho \times c$). 이때 모든 k 에 대해서 다음의 관계가 성립한다.

$$0 \leq \mu'_k \leq 1, \sum_{k=1}^{\rho \times c} \mu'_k = 1, \text{ for all } k$$

STEP 2 : 파라미터 공간으로 변환

각 클러스터에 대해서 최적합 초평면을 구해내기 위해서 WRLS(weighted recursive least square)방법을 적용한다. 예를 들면, 1 번째 클러스터에 대한 최적합 초평면은 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$y' = a'_0 + a'_1 x_1 + \dots + a'_m x_m$$

STEP 3 : 이차 클러스터링

FCM을 A^l ($l=1, \dots, \rho \times c$)에 적용하여 파라미터 공간 (a_0, a_1, \dots, a_m) 상에서 R^1, R^2, \dots, R^c 로 주어지는 c 개의 클러스터를 형성한다. 각 클러스터의 중심은 Sugeno형 퍼지 모델에서 각 퍼지 규칙의 후건부로서 사용된다. 지금부터 i 번째 클러스터

R^i 의 중심은 P^i ($i=1, \dots, c$)로 표현한다.

전건부의 동정

퍼지모델의 후건부 파라미터가 위에서 제안된 이중 클러스터링에 의해 동정된 후 전건부 파라미터는 다음과 같은 절차를 거쳐 결정된다.

STEP 1: 샘플 데이터 (X_k, y_k)들이 함수의 원형

$y = X^T P^i$ ($i=1, \dots, c$)에 소속정도를 결정하고 멤버십 ξ_k^i 로 구성된 $c \times n$ 행렬을 정의한다. 여기서

$$\sum_{i=1}^c \xi_k^i = 1, 0 \leq \xi_k^i \leq 1 \text{ 가 성립한다.}$$

STEP 2: ξ_k^i 를 사용하여 전건부 파라미터를 다음과 같이 계산한다. 즉, 종형 멤버십함수에 대해,

$$A_j^i(\rho_{11}^i, \rho_{12}^i) = \exp\left\{-\left(\frac{x_j - \rho_{11}^i}{\rho_{12}^i}\right)^2\right\},$$

$$\rho_{11}^i = \frac{\sum_{k=1}^n \xi_k^i x_k}{\sum_{k=1}^n \xi_k^i} \quad \text{and} \quad \frac{\rho_{12}^i}{\sqrt{2}} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n \xi_k^i (x_k - \rho_{11}^i)^2}{\sum_{k=1}^n \xi_k^i}}$$

4. 미세 조정

대략 조정으로 얻은 파라미터들은 퍼지 모델링시 최적의 값으로 볼 수 없으므로 좀더 정확하게 조정할 필요가 있다. 이 절에서는 퍼지 모델의 파라미터들이 참고문헌 [2]의 결과를 인용한 것이다.

정리 1

퍼지모델이 식(1)과 같이 표현되고 출력이 식(2)과 같이 추론되어 진다고 가정한다.

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{11}^i(\rho_{11}^i, \rho_{12}^i) \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{1m}^i(\rho_{1m}^i, \rho_{1m}^i), \text{ then } y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (1)$$

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^m w^i y^i}{\sum_{i=1}^m w^i} \quad w^i = \text{MIN}_{j=1}^m A_j^i(x_j) \quad (2)$$

여기서 A_j^i 는 2개의 변수만을 갖는 종형 멤버십 함수이다. $A_j^i(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - \rho_{11}^i}{\rho_{12}^i}\right)^2\right\}$. 퍼지 모델의 전건부 변수와 후건부 변수는 다음의 식 (3)와 (4)에 의해 미세 조정될 수 있다.

$$\Delta \rho_{jk}^i = \beta (y_{des} - \hat{y}) (y^i - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m w^i} \frac{\partial w^i}{\partial \rho_{jk}^i} \quad (3)$$

$$\Delta a_j^i = \gamma (y_{des} - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m w^i} w^i x_j \quad (4)$$

여기서 β 와 γ 는 전건부의 학습속도를, y_{des} 는 원하는 출력 값을 \hat{y} 는 퍼지모델의 출력을 각각 나타낸다.

5. 모의실험

본 장에서는 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안된 알고리즘의 타당성을 설명하고자 한다. 본 절에서는 Box와 Jenkins의 데이터를 이용하여 제안한 알고리

증의 타당성을 확인한다. 본 데이터는 296개의 샘플 데이터로 구성되어 있고 가스의 흐름 $u(k)$ 를 입력으로 CO₂ 밀도 $y(k)$ 을 출력으로 사용한다. 그림 3은 모델링 결과이며 표 1에 모델링 성능을 표시한다.

모델	모델링성능	예측성능
Sugeno & Yasukawa	0.190	-
Lin & Cunningham	0.071	0.261
This model	0.034	0.244

표 1 모델링 성능

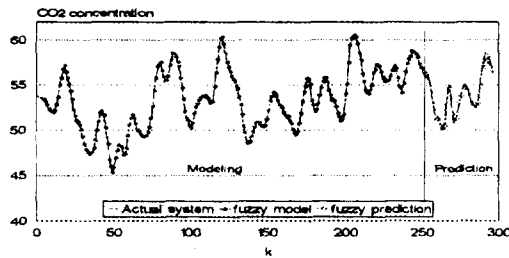


그림 3. Box and Jenkins 모델링

6. 결 론

본 논문에서는 Sugeno형 퍼지 모델을 기반으로 하는 퍼지 모델에 대한 새로운 동정 방법을 제안하였다. 입출력 데이터로부터 구분 선형식을 찾아 내기 위해서 이중 클러스터링 알고리즘을 제안하고 있으며 컴퓨터 모의 실험을 통해 실용성을 보인다.

참고문헌

- [1] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132, 1985.
- [2] E. T. Kim, M. K. Park, S. W. Ji and M. Park, "A new approach to fuzzy modeling," IEEE Trans. Fuzzy Systems, Aug, 1997.
- [3] S. K. Sin and R. J. P. deFigueiredo, "Fuzzy

system design through fuzzy clustering and optimal predefuzzification," 2nd IEEE Int'l Conf on Fuzzy Systems, San Francisco, Calif., 1993, pp.190-195.

- [4] Y. Lin and G. A. Cunningham III, "A new approach to fuzzy-neural modeling," IEEE Trans. Fuzzy Systems, vol. 3, No. 2, pp 190-197, May, 1995.
- [5] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," IEEE Trans. Fuzzy Systems, vol. 1, No. 1, pp 7-31, Feb. 1993,
- [6] M. Sugeno and G. T. Kang, "Fuzzy modeling and control of multilayer incinerator", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 18, pp 329-346, 1986.
- [7] M. Sugeno and G. T. Kang, "Structure identification of fuzzy model", Fuzzy Sets and Systems, vol. 28, pp 15-33, 1988.
- [8] M. Sugeno and K. Tanaka, "Successive identification of a fuzzy model and its applications to prediction of a complex system", Fuzzy Sets and Systems, vol. 42, pp 315-334, 1991.