

FNN성능개선을 위한 클러스터링기법의 적용

Adaptation of Clustering Method to FNN for Performance Improvement

최재호*, °박춘성*, 오성권*, 안태천*

* 원광대학교 제어계측공학과, 전라북도 익산시 신흥동 344-2 ☎570-749

Jaeho Choi*, °Chun-sung Park*, Sungkwun Oh*, Taecheon Ahn*

* Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Wonkwang Univ., Iksan, KOREA

Abstract

In this paper, we proposed effective modeling method to nonlinear complex system. Fuzzy Neural Network(FNN) was used as basic model. FNN was fused of Fuzzy Inference which has linguistic property and Neural Network which has learning ability and high tolerance level. This paper, we used FNN which was proposed by Yamakawa. The FNN used Simple Inference as fuzzy inference method and Error Back Propagation Algorithm as learning rule. This structure has better property than other structure at learning speed and convergence ability. But it has difficulty at definition of membership function. We used Hard c-Mean method to overcome this difficulty. To evaluate proposed method, We applied the proposed method to waste water treatment process. We obtained better performance than conventional model.

1. 서 론

기존의 수학적인 방법을 사용한 비선형계통의 모델링과정에는 많은 어려움이 존재한다. 유사 이래 수많은 자연현상들이 다양한 방법을 이용해 모델링되어져 왔다. 본 논문에서는 비선형계통의 해석에 우수한 성능을 보이는 퍼지와 신경망이 결합된 Yamakawa에 의해 제안된 퍼지뉴럴네트워크를 기본 모델로 이용한다. Yamakawa 모델은 퍼지추론부는 간략추론이 사용되고, 학습부분은 오류역전과 알고리즘이 사용되는 모델로 다른 모델들에 비해 학습속도가 빠르고 수렴능력이 우수하다. 그러나, 퍼지추론부의 소속함수를 주어진 대상과는 상관없이 입력영역을 균등하게 분할함으로써 결정하게 되는데, 이는 모델의 성능을 저하시키는 한 요인이 된다. 이러한 문

제점에 대한 개선방안으로 클러스터링 기법을 이용하여 데이터의 특성에 맞게 소속함수를 정의하는 방법을 제안한다. 제안된 개선방안은 하수처리공장에서 얻어진 데이터를 이용하여 성능을 판단하게 된다. 이렇게 얻어진 결과는 제안된 방법이 원래 방법에 비해 성능향상 및 overfit문제를 개선할 수 있음을 보여준다.

2. 퍼지-뉴런의 구조

퍼지뉴럴네트워크는 퍼지추론의 최소-최대연산 및 소속함수가 신경망의 곱셈-덧셈연산 및 활성화함수와 유사하다는 점과 퍼지추론의 논리구조 취급능력과 신경망의 학습능력을 결합시켜 상호보완적인 구조를 만들어보자는 취지에 만들어진 구조로, 이렇게 얻

어진 구조는 특히 퍼지논리의 언어적논리를 규칙의 형태로 표현할 수 있는 능력과 신경망의 학습기능 및 높은 융통성을 동시에 가지게 된다. 본 논문에서 사용되는 Yamakawa에 의해 제안된 퍼지뉴럴네트워크는 퍼지추론에 학습능력이 결합된 형태를 가진다.

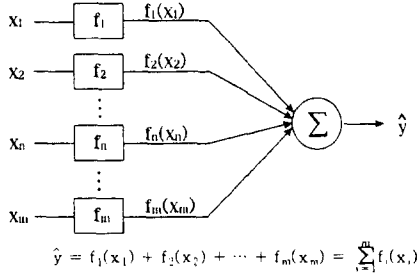


Fig. 2.1. Yamakawa's FNNs

Yamakawa's FNN의 구조는 그림2.1과 같으며, 퍼지추론부에 규칙의 형태가 식2.1과 같은 보수적 소속함수를 가지는 간략추론법(식2.2)이 사용되고, 신경망의 학습은 오류역전파 알고리즘(Error Backpropagation Algorithm)에 의해 수행되는데, 기존의 신경망에 비해 학습속도가 빠르고 항상 수렴한다는 장점을 가지고 있다.[4][5]

$$R : \text{If } x \text{ is } A, \text{ then } y = w \quad (2.1)$$

$$f_i(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^c \mu_{ij}(x_i) \cdot w_{ij}}{\sum_{j=1}^c \mu_{ij}(x_i)} \quad (2.2)$$

3. 소속함수정의

3.1. HCM(Hard c-mean)

클러스터링기법은 데이터의 분류를 위해서 사용된다. 클러스터링이란 데이터 내부의 비슷한 패턴, 속성, 형태 등의 기준을 통해 데이터를 분류하여 내부의 구조를 찾아내는 것이다. HCM은 데이터들간의 거리를 기준으로하여 근접한 정도를 측정하고, 이를 통해 데이터를 분류하는 방법이다. HCM의 알고리즘은 다음과 같다.

Step 1. Fix $c(2 \leq c < n)$ and select a value for parameter m . Initialize the partition matrix, $U^{(0)}$. Each step in this algorithm will be

labeled r , where $r=0,1,2,\dots$

Step 2. Calculate the c centers $\{v_i^{(r)}\}$ for each step.

Step 3. Update the partition matrix for the r th step, $U^{(r)}$ as follow :

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}^{(r)}}{d_{jk}^{(r)}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad \text{for } l_k$$

or $\mu_{ik}^{(r+1)}=0$ for all classes l where $j \in l_k$

where $l_k = \{ 1 | 2 \leq c < n; d_{ik}^{(r)} = 0 \}$

$l_k = \{1,2,\dots,c\} - l_k$ and $\sum \mu_{jk}^{(r)} = 1$

Step 4. If $\|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| \leq \text{error}$, stop; otherwise set $r=r+1$ and return to Sep 2.

3.2. 소속함수의 정의

기존의 방법은 소속함수를 그림 3.1.처럼 입력변수의 최소값과 최대값 사이를 임의의 개수로 등분해서 일률적으로 정의하였다. 그러나, 계통은 나름대로의 특성을 가지고 있기 때문에, 이 특성을 파악해 소속함수를 정의하는 것이 보다 합리적인 방법이다.

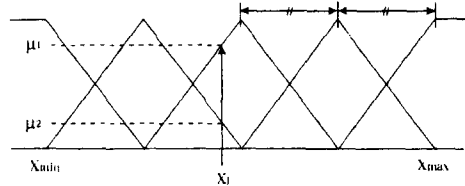


Fig 3.1. MF definition (original method)

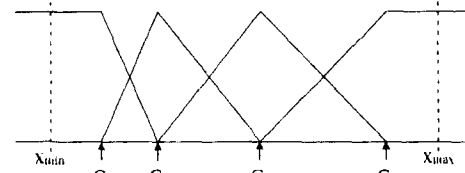


Fig 3.2. MF definition using HCM

본 논문에서는 입출력데이터의 특성을 이용하여 모델링을 수행하기 때문에, 데이터의 특성을 분류해 낼 수 있는 클러스터링 기법을 이용해 소속함수를 결정하기로 한다. 클러스터링 기법을 통해 분류된 클러스터들의 중심을 그림 3.2.에서처럼 각 소속함수의 중심값으로 사용한다.

4. 하수처리공정 모델링

하수처리를 위한 다양한 방법중 가장 많이 사용

되는 것이 활성오니(activated sludge)를 이용한 방법이다.

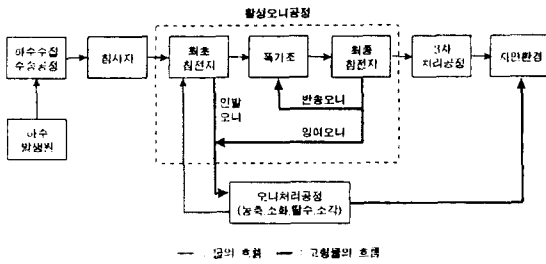


Fig 4.1. Activated Sludge Process

활성오니공정은 침사지, 최초침전지, 폭기조 및 최종침전지로 구성된다. 침사지와 최초침전지에서는 하수중에 포함된 이물질들이 중력에 의해 침강되고, 폭기조에서는 하수에 공기를 흡입시킨다. 활성오니란 유기물 제거의 중심을 이루는 미생물로 폭기조에서 자연 발생되며, 응집한 미생물의 덩어리를 플록(floc)이라 한다. 활성오니는 폭기조 내에서 공급되는 산소와 결합하여 유기물을 물과 탄산가스로 분해한다. 최종침전지에서는 플록을 침강, 제거하고 맑은 물을 외부로 흘려보낸다. 한편 최종침전지에서 침강한 미생물은 폭기조 입구에서 재순환되어 다시 유기물 제거에 사용된다. 본 논문에서는 활성오니공정을 폭기조 및 최종침전지를 하나의 단일 모델로 설정하여, 실제 최초 침전지로 유입되는 생물학적 산소요구량 (Biological Oxygen Demand;BOD) 및 유입수의 부유물농도(Suspended Solid;SS)를 측정하고, 최종 침전지에서 유출되는 생물학적 산소요구량 및 부유물 농도를 통하여 하수처리 정도를 비교한다. 사용된 데이터는 수도권 하수처리장 중의 한 곳의 1년치 수질 데이터들이다. PI는 식4.1을 이용하였다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (y_p - \hat{y}_p)^2 \quad (4.1)$$

수처리공정을 모델링하기 위한 FNN은 그림 4.2 처럼 입력으로 MLSS(혼합액부유물), WSR(잉여오니흐름율), RRRSP(반송률설정치), DOSP(용존산소설정치)가, 출력으로는 ESS(부유물농도)가 사용된다.

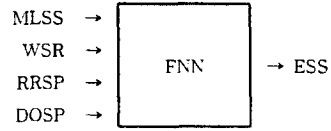


Fig 4.2. FNN's I/O structure

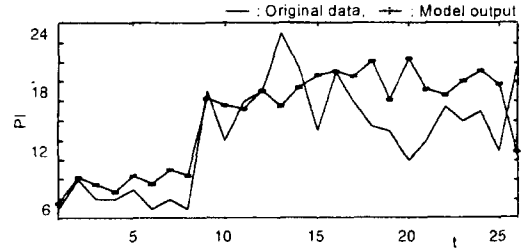
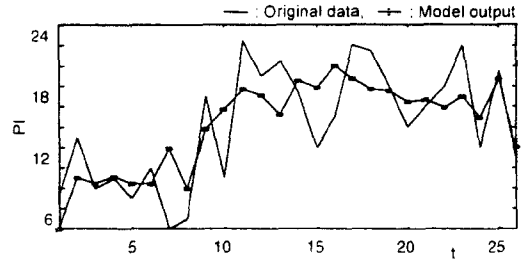


Fig 4.2. Original Method(↑:Learning, ↓:Test)

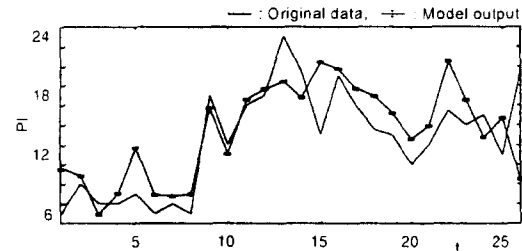
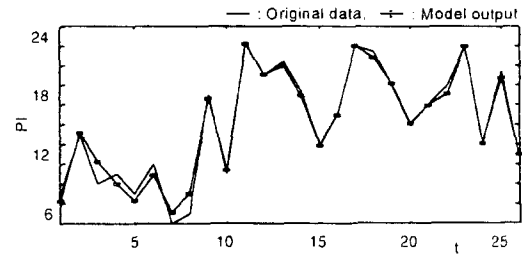


Fig 4.3. Proposed Method(↑:Learning, ↓:Test)

Table4.1. Comparison between original method and proposed method

No. of MF	conventional model		proposed model	
	Learning	Test	Learning	Test
3	13.22	18.95	4.17	15.96
19	0.43	31.62	0.31	6.89
26	0.14	27.69	0.01	7.44

기존방법과 제안된 방법사이의 모델링 성능비교는 표4.1과 같다.

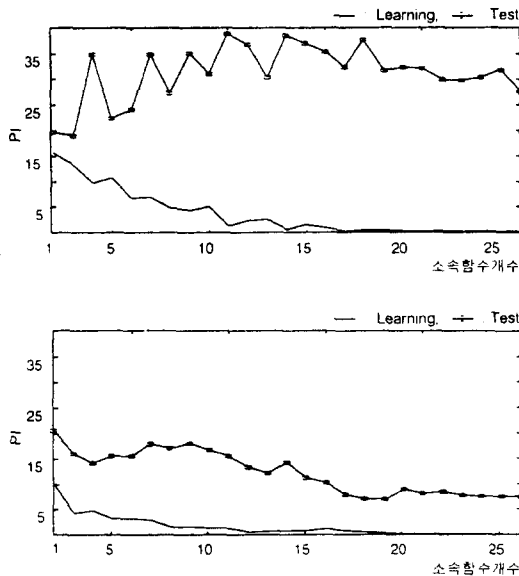


Fig 4.4. Performance(depend on number of MF) (↑:Original Method, ↓:Proposed Method)

그림에서도 알 수 있듯이 클러스터링을 이용하여 소속함수를 정의했을때가 그렇지 않을때보다 나은 성능을 보임을 알 수 있다. 또한 그림 4.4에 나타나듯이 기존방법은 소속함수의 증가에 따라 학습성능은 좋아지지만 테스트성능은 나빠지는 overfit현상이 심화되지만, 클러스터링을 이용했을 때는 소속함수의 증가에 따라 학습성능 및 테스트 성능 모두 향상됨을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 복잡한 비선형 공정의 모델링을 위하여 Yamakawa에 의해 퍼지추론과 신경망이 결합

된 퍼지-뉴럴네트워크[5]를 사용하였다. 이의 모델링 성능을 개선시키기 위하여 기존의 일률적인 소속함수 정의가 아닌 클러스터링 알고리즘을 이용한 소속함수 정의법을 제안하였다. 제안된 방법은 성능평가를 위해 하수처리공정에 적용하였고, 기존의 방법에 비해 PI 측면에서 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 특히, 제안된 방법은 소속함수의 개수 증가에 의해 발생하는 overfit현상에 적절하게 대응할 수 있다는 장점을 가진다.

참고문헌

- [1] E.Czogala and W.Pedrycz "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems", Fuzzy Sets Syst., Vol, pp.73-83, 1981.
- [2] T.Takagi and M.sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control", IEEE Trans. Syst. Cybern., Vol. SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.
- [3] R.M.Tong, "Synthesis of fuzzy models for industrial processes", Int. J. Gen. Syst., Bol.4, pp.143-162, 1978.
- [4] Takeshi Yamakawa, "A Neo Fuzzy Neuron and Its Applications to System Identification and Prediction of the System Behavior", Proceedings of the 2nd International Conference on Fuzzy logic & Neural Networks, pp.477-483, 1992.
- [5] Takeshi Yamakawa, "A New Effective Learning Algorithm for a Neo Fuzzy Neuron Model", 5th IFS World Conference, pp.1017-1020, 1993.
- [6] 오성권, 우광방, "퍼지추론 방법에 의한 퍼지동정과 하수처리공정시스템 응용", 대한전자공학회 논문집 제31권 B편 제6호, pp.43-52, 1994년 6월.
- [7] 오성권, 노석범, 남궁문, "퍼지-뉴럴 네트워크 구조에 의한 비선형 공정시스템의 지능형 모델링", 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문집 제5권 제4호, pp.41-55, 1995.
- [8] 최재호, 오성권, 안태천, 황형수, "유전자 알고리즘을 사용한 퍼지-뉴럴네트워크 구조의 최적모델과 비선형공정시스템으로의 응용", 한국퍼지 및 지능 시스템학회 '96 추계학술대회 논문집 Vol.6, No.2, pp302-305, 1996.