

진화론적 알고리즘에 의한 퍼지 다항식 뉴런 기반 고급 자기구성 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크 구조 설계

Design of Advanced Self-Organizing Fuzzy Polynomial Neural Networks Based on FPN by Evolutionary Algorithms

박호성*, 오성권**, 안태천***

(Ho-Sung Park, Sung-Kwun Oh, and Tea-Chon Ahn)

Abstract - In this paper, we introduce the advanced Self-Organizing Fuzzy Polynomial Neural Network based on optimized FPN by evolutionary algorithm and discuss its comprehensive design methodology involving mechanisms of genetic optimization, especially genetic algorithms (GAs). The proposed model gives rise to a structurally and parametrically optimized network through an optimal parameters design available within Fuzzy Polynomial Neuron(FPN) by means of GA. Through the consecutive process of such structural and parametric optimization, an optimized and flexible the proposed model is generated in a dynamic fashion. The performance of the proposed model is quantified through experimentation that exploits standard data already used in fuzzy modeling. These results reveal superiority of the proposed networks over the existing fuzzy and neural models.

Key Words : Advanced SOFPNN(Self-Organizing Fuzzy Polynomial Neural Networks), FPN(Fuzzy Polynomial Neuron), GAs(Genetic Algorithms), Optimization

1. 서론

컴퓨터의 획기적인 발달로 인해 최근 국내외적으로 인간의 사고 능력에 접근하고자 하는 지능형 기술[1,2]을 미래의 차세대 성장동력으로 보고 많은 연구가 이루어지고 있다. 또한 이러한 지능형 기술을 이용하여 모델 개발의 이론적 발전과 실무적용에서 상당한 성과를 얻고 있다. 그러나 현재 대부분의 시스템 공정들은 모델의 차원이 증가하면서(즉, 변수들의 수가 증가) 이에 대한 시스템을 모델링하는 것 역시 어려운 과제이다. 특히, 시스템이 복잡하고 대규모의 구조인 경우에는 함수식으로 모델의 표현이 한정되지 않기 때문에 회귀 분석을 적용하는 경우가 늘고 있다. 그 중 한가지 방법이 1950년대 후반 A. G. Ivakhnenko가 제안한 Group Method of Data Handling(GMDH) 알고리즘이다[3]. 그러나 GMDH는 비교적 간단한 시스템에 대해서 매우 복잡한 다항식을 생성하는 경우가 있으며, 2입력, 2차 회귀다항식의 형태로 복잡한 비선형 시스템을 표현하는 데는 어느 정도 한계가 있다. 또한 시스템 입력변수가 3입력 이하인 경우엔 효율적인 모델을 구축하기가 어렵다. GMDH의 이러한 단점을 극복하고자, Oh 등에 의해 자기구성 다항식 뉴럴 네트워크(Self-Organizing Polynomial Neural Networks ; SOPNN) [4]와 자기구성 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크(Self-Organizing Fuzzy Polynomial Neural Networks ; SOFPNN) [5]가 제안되었다. 기존의 SOFPNN의 구조는 일반적인 다층 퍼셉트론 구조의 경우와

달리 미리 정해져 있지 않고 층이 진행하는 동안 모델 스스로 노드의 선택과 제거를 통해 최적의 네트워크 구조를 생성할 수 있는 유연성을 가지고 있다. 그러나 성능을 향상시키기 위하여, 노드의 입력변수의 수, 규칙 후반부 다항식 차수, 입력변수 그리고 멤버십 함수의 수는 설계자의 경험 또는 반복적인 학습을 통해 선호된 네트워크 구조를 선택하였으나, 최적의 네트워크 구조를 구축하는데는 어려움이 내재되어 있었다.

본 논문에서는 기존의 SOFPNN을 최적화시키기 위해서 최적화 탐색 방법중의 하나인 유전자 알고리즘 [6, 7]을 이용하여 SOFPNN의 구조적 최적화 뿐만 아니라 파라미터까지 최적화 한 연속적인 최적화 방법을 이용하였다. 즉, 구조적 측면에서는 각 FPN 노드에 들어가는 입력변수 수와 입력변수, 규칙 후반부 다항식의 차수 그리고 멤버십 함수의 수를 탐색하여 최적의 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크를 구축한다. 이렇게 구축된 모델에 멤버십 함수의 정점을 다시 동조한 파라미터적 최적화를 추구하여 더욱 성능이 개선된 고급 자기구성 퍼지 다항식 뉴럴네트워크를 구축한다.

본 논문의 평가를 위해서 2입력 1출력 비선형 데이터[8]를 성능지수식으로는 MSE 이용하여 제안된 모델의 타당성, 정확성 및 예측 성능 등을 기존 지능 모델들과 비교를 통해 그 우수성을 보인다.

2. 진화론적 알고리즘에 의한 FPN의 최적화

2.1 GA 기반 Fuzzy Polynomial Neuron(FPN)

FPN의 구조는 기존의 SOFPNN[5]에서 볼 수 있듯이 모델을 구축하기 위한 가장 기본적인 처리 단위의 일괄적인

* 正 會 員 : 圓光大學 電氣電子情報工學部 專任講師 · 工博

** 正 會 員 : 水原大學 電氣工學科 教授 · 工博

*** 正 會 員 : 圓光大學 電氣電子情報工學部 教授 · 工博

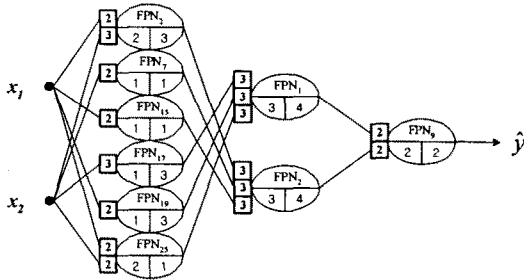


그림 4. 진화론적 알고리즘에 의한 최적 SOPFNN 구조

그림 4에서 보여준 노드 " $\begin{matrix} \text{FPN}_n \\ \text{NI} & \text{T} \end{matrix}$ "는 다음과 같이 표현된다. 'FPN_n'는 각 층에서 n번째 FPN 노드를 나타낸 것이고, 'NI'는 해당 노드로 들어오는 입력의 수를, 'T'는 해당 노드에 사용된 규칙 후반부 다항식 차수를 나타낸 것이다. 노드들의 앞에 표시되어 있는 사각형은 멤버쉽 함수의 수를 의미한다. 즉, $\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix}$ 는 멤버쉽 함수의 수가 2개를 의미하고, $\begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix}$ 는 멤버쉽 함수의 수가 3개를 의미한다.

표 3. 기존의 모델과 동정오차비교

Model		Performance index
Sugeno model[8]		0.0790
Gomez-Skarmeta et al's model[9]		0.0700
Kim et al's model[10]		0.0089
Kim et al's model[11]		0.0190
PNN[4]	Basic	0.0212
	Modified	0.0041
FPNN[12]	Basic	0.0002
	Modified	1.4e-6
Our model	Selected	4.71e-23
	Entire	8.4e-23

T : Triangular , G : Gaussian-like

5. 결론

본 논문에서는 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘을 이용하여, 진화론적으로 최적화된 FPN 노드에 기반한 고급 자기 구성 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크에 대한 구조 및 이에 대한 효율적인 설계방법을 제안하였다. 기존의 SOPNN 또는 SOPFNN 구조는 성능을 향상시키는데 크게 영향을 미치는 파라미터들을 설계자의 경험에 의해서 결정함으로써 객관적이고 주어진 데이터의 특성에 맞는 최적의 모델을 구축하는데 어려움이 있었다. 이러한 SOPFNN 모델 구조의 한계를 극복하고자 본 논문에서는 최적화 방법인 유전자 알고리즘을 이용하여 주어진 모델의 구조적뿐만 아니라 파라미터를 최적화하여 즉, 구조적 측면에서는 각 FPN 노드에 들어가는 입력변수 수와 입력변수, 규칙 후반부 다항식의 차수 그리고 멤버쉽 함수의 수를 탐색하여 최적의 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크를 구축한다. 이렇게 구축된 모델에 멤버쉽 함수의 정점을 다시 동조한 파라미터적 최적화를 추구하여 더욱 성능이 개선된 고급 자기구성 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크를 구축하였다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has been supported by KESRI(R-2004-B-133-01), which is funded by MOCIE(Ministry of commerce, industry and energy).

참 고 문 헌

- [1] W. Pedrycz and J. F. Peters, Computational Intelligence and Software Engineering, World Scientific, Singapore, 1998.
- [2] W. Pedrycz and J. F. Peters, Software Engineering : An Engineering Approach, J. Wiley, 1999.
- [3] A. G. Ivakhnenko, "Polynomial theory of complex systems", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-1, pp. 364-378, 1971.
- [4] S. K. Oh and W. Pedrycz, "The design of self-organizing Polynomial Neural Networks", Information Science, Vol. 141, pp. 237-258, 2002.
- [5] S. K. Oh and W. Pedrycz, "Fuzzy Polynomial Neuron-Based Self-Organizing Neural Networks", Int. J. of General Systems, Vol. 32, No. 3, pp. 237-250, May, 2003.
- [6] Holland, J. H., Adaptation In Natural and Artificial Systems, The University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [7] K. De Jong. Are genetic algorithms function optimizers? In Proc. of PPSN II (Parallel Problem Solving from Nature), pages 3-13, Amsterdam, North Holland, 1992.
- [8] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 1, No. 1, pp. 7-31, 1993.
- [9] 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.
- [10] E. T. Kim, et al, "A simple identified Sugeno-type fuzzy model via double clustering", Information Science, Vol. 110, pp. 25-39, 1998.
- [11] E. T. Kim, et al, "A new approach to fuzzy modeling", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 5, No. 3, pp. 328-337, 1997.
- [12] D. W. Kim, S. K. Oh, and H. K. Kim, "A Study on the Self-organizing Fuzzy Polynomial Neural Networks", J. of Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 11, No. 2, pp. 79-89, Jun., 2001.