

진화론적 파라미터 동정에 기반한 자기구성 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크의 새로운 설계

박호성*, 이영일**, 오성권**

*원광대학교 공과대학 전기전자및정보공학부, **수원대학교 공과대학 전기공학과

A New design of Self Organizing Fuzzy Polynomial Neural Network Based on Evolutionary parameter identification

Ho-Sung Park*, Young-Il Lee**, and Sung-Kwon Oh**

*School of Electrical Electronic & Information Engineering, Wonkwang Univ., **Dept. of Electrical Engineering, Suwon Univ.

Abstract - In this paper, we introduce a new category of Self-Organizing Fuzzy Polynomial Neural Networks (SOPFNN) that is based on a genetically optimized multi-layer perceptron with fuzzy polynomial neurons (FPNs) and discuss its comprehensive design methodology involving mechanisms of genetic optimization. The conventional SOPFNN algorithm leads to a tendency to produce overly complex networks as well as a repetitive computation load by the trial and error method and/or the a repetitive parameter adjustment by designer. In order to generate a structurally and parametrically optimized network, such parameters need to be optimal. In this study, in solving the problems with the conventional SOPFNN, we introduce a new design approach of evolutionary optimized SOPFNN. Optimal parameters design available within FPN (viz. the no. of input variables, the order of the polynomial, input variables, and the no. of membership function) lead to structurally and parametrically optimized network, which is more flexible as well as simpler architecture than the conventional SOPFNN. In addition, we determine the initial apexes of membership functions by genetic algorithm.

1. 서 론

컴퓨터가 사회에 미친 영향력을 감안한다면 21세기에 컴퓨터가 전문가의 영역을 떠나 모든 인간을 편리하게 만드는 유용한 도구로 자리잡게 될 전망이다. 이러한 컴퓨터의 획기적인 발달로 인해 최근 국내외적으로 인간의 사고 능력에 접근하고자하는 지능형 기술[1,2]을 21세기의 핵심기술로 보고 많은 연구가 이루어지고 있다. 지능형 기술에 대한 관심이 증가함에 따라 세계 선진 국가들은 첨단 컴퓨터 지능 기술인 CI(Computational Intelligence) 기술[3,4] 개발에 박차를 가하고 있다. 최근에는 이러한 CI 기술을 위해 지능관련 컴퓨터 기술이 산업전반에 다양하게 활용되면서 이의 능력에 대해 많은 관심이 모아지고 있다.

본 논문에서는 CI 기술의 일환으로 진화론적 파라미터 동정에 의한 자기구성 퍼지 다항식 뉴럴 네트워크를 제안한다. 제안된 모델은 복잡한 비선형 시스템의 분석과 해결을 위한 효과적인 고급 컴퓨터 지능 모델로서 그 설계방법을 토의한다. 기존엔 시스템의 입력과 출력사이의 비선형 관계를 체계적으로 설계하기 위한 분석적인 기술로 GMDH 알고리즘[5]이 소개되었고 GMDH의 단점을 극복하고자 Oh et al에 의해서 제안된 SOPNN[6], SOPFNN[7]와 같은 모델들이 개발되었다. 그러나 Oh에 의해서 제안된 모델들의 구조는 성능을 향상시키기 위하여, 네트워크의 구축하기 위한 파라미터들을 설계자의

경험 또는 반복적인 학습을 통해 선호된 네트워크 구조를 선택하였으나, 최적의 네트워크 구조를 구축하는데는 어려움이 내재되어 있었다. 따라서 최적 네트워크 구조와 그와 관련된 다양한 방법론적 설계가 필요하였다. 즉 모델 구축에 있어서 객관적이고 신뢰성이 있는 최적 모델 구조를 구축하기 위해 노드의 입력변수의 수와 이에 해당되는 입력변수의 선택 그리고 규칙 후반부 다항식 차수의 최적 선택이 요구되어진다.

본 논문에서는 이러한 단점을 극복하고자 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘[8]을 이용하여 SOPFNN의 입력변수의 수, 이에 해당되는 입력변수, 규칙 후반부 다항식의 차수 그리고 멤버십 함수의 수를 탐색하여 최적의 SOPFNN을 구축한다. 또한 주어진 데이터의 특성을 모델 구축에 반영하고자 멤버십 함수의 정점 역시 유전자 알고리즘으로 동조하였다.

본 논문의 평가를 위해서 가스터빈 발전소의 NOx 배출공정 데이터[9]을 이용하여 제안된 모델의 타당성, 정확성 및 예측 성능 등을 기존 지능 모델들과 비교를 통해 그 우수성을 보인다.

2. GA에 의한 FPN과 멤버십 함수 정점 최적화

2.1 GA 기반 Fuzzy Polynomial Neuron(FPN)

FPN의 구조는 기존의 SOPFNN[7]에서 볼 수 있듯이 모델을 구축하기 위한 가장 기본적인 처리 단위의 일반적인 형태이다. 본 논문에서는 그림 1에서 보였듯이 GA를 이용하여, FPN 안의 입력변수의 수와 이에 해당되는 입력변수, 규칙 후반부 다항식 차수 그리고 선택된 입력변수들의 멤버십 함수의 수를 동조함으로써 모델을 최적화 시켰다.

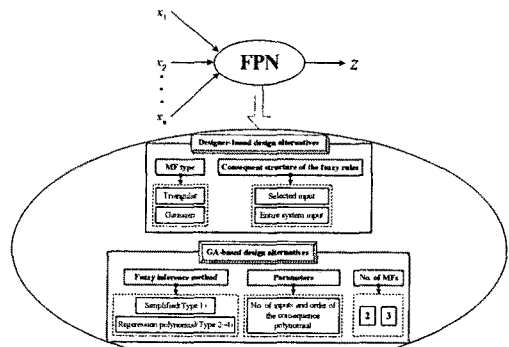


그림 1. 유전자 알고리즘 기반 FPN 구조

2.2 GA 기반 멤버십 함수 정점 최적화

기존의 모델에서는 초기 멤버십 함수의 정점들을 입력 데이터들의 Min-Max를 기반으로 하였거나 또는 HCM

클러스터링 방법을 이용하여 주어진 데이터들의 멤버십 함수의 정점을 정하였다. 그러나 이는 데이터의 특성을 전혀 반영하지 못하였다. 본 논문에서는 그림 2에서 보여지듯이 멤버십 함수의 정점을 GA를 통하여 유동적으로 탐색함으로써 주어진 데이터의 특성에 맞게 멤버십 함수의 정점을 동조하였다.

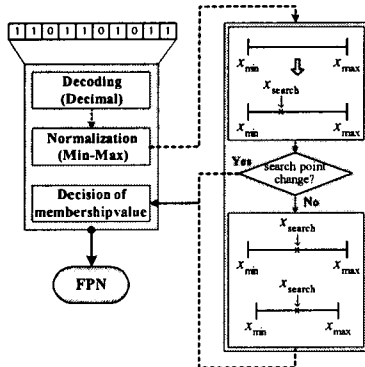


그림 2. GA의 동적탐색방법을 이용한 파라미터 동정

3. 진화론적 파라미터 동정에 기반한 SOFPNN 알고리즘

본 논문에서 제안된 SOFPNN 모델은 GA를 이용하여 FPN 구조의 구조 및 멤버십 함수의 정점까지 동조하여 모델을 구조적으로뿐만 아니라 파라미터적으로도 최적화된 모델을 구축한다. 제안된 모델의 설계절차는 다음과 같다.

- [단계 1] 시스템 입력변수의 결정-입출력변수 결정
- [단계 2] 데이터 분할-학습-테스트 데이터로 분할
- [단계 3] 모델 구조의 최적화를 위한 모델 설계

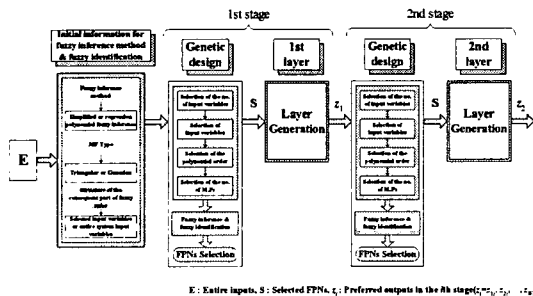


그림 3. 유전자 알고리즘을 이용한 모델 구조의 최적화

- [단계 4] 파라미터 동조를 위한 구조가 최적화된 모델 추출-파라미터 동조를 위한 네트워크 선택
- [단계 5] 동적 탐색방법을 이용한 FPN의 멤버십 함수의 정점 동정

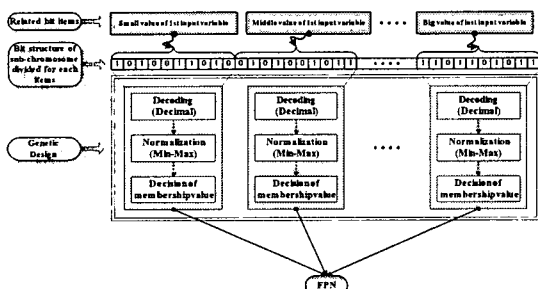


그림 4. GA에 의한 FPN의 멤버십 함수 정점 동정

[단계 6] 진화론적 파라미터 동정에 의한 SOFPNN 모델 구축

4. 시뮬레이션을 통한 결과고찰

제안된 모델의 성능을 평가하기 위하여 가스 터빈 발전소에서의 NOx 배출공정 데이터[]을 이용한다. 모델의 평가를 위하여 전체 5입력 1출력의 260개의 데이터를 랜덤하게 130개씩 선택하여 학습 데이터와 테스트 데이터로 사용하였으며, 모델의 근사화와 일반화 성능을 얻는다. 또한 성능지수식으로는 식 (1)과 같이 MSE를 사용하였다.

$$Pior\ EPI = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (1)$$

모델의 최적화를 위해 사용된 GA의 연산자 및 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. 유전자 알고리즘의 연산자와 파라미터

Parameters		1층	2층	3층
GA	Maximum generation	100		
	Total population size	300*No. of 1st layer node		
	Crossover rate	0.65		
	Mutation rate	0.1		
	String length	90		
SOFPNN	Maximal no. of inputs to be selected(Max)	1≤S≤5	1≤S≤5	1≤S≤5
	polynomial Type(Type T) of the consequent part of rules	Max(2~3)	Max(2~3)	Max(2~3)
	Membership Function(MFs) type	1≤T≤4	1≤T≤4	1≤T≤4
	No. of MFs per each input	Triangular	Triangular	Triangular
		Gaussian	Gaussian	Gaussian
		2 or 3	2 or 3	2 or 3

표 2는 본 논문에서 제안한 모델을 구축하였을 때의 성능지수들을 나타낸 것이다.

표 2. NOx 공정 데이터에 대한 모델의 성능지수

Model	Layer	3rd layer			
		M.F	Triangular MF	Gaussian-like MF	
	Max	PI	EPI	PI	EPI
Selected input variables	2	0.491	0.420	0.045	0.991
	3	0.017	0.088	0.002	0.054
Entire system input variables	2	0.004	0.035	0.002	0.043
	3	0.005	0.033	0.002	0.032

그림 5는 표 2에서 가우시안 멤버십 함수를 사용하고 Max=3인 경우, 성능이 PI=0.002, EPI=0.032인 최적 구조 모델을 나타낸 것이다.

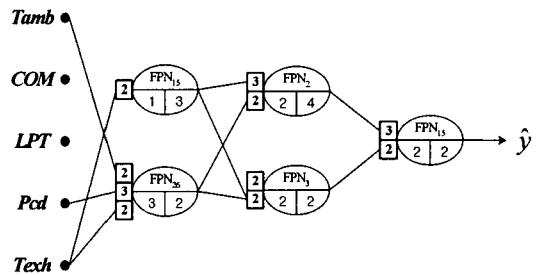
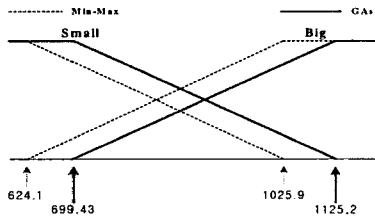


그림 5. 진화론적 파라미터 동정에 기반한 SOFPNN 최적 구조

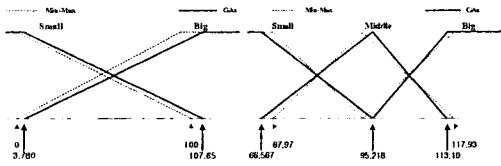
그림 5에서 보여준 노드 " $\frac{FPN_n}{NI \ T}$ "는 다음과 같이 표현된다. 'FPNn'는 각 층에서 n번째 FPN 노드를 나타낸 것

이고, 'NI'는 해당 노드로 들어오는 입력의 수를, 'T'는 해당 노드에 사용된 규칙 후반부 다항식 차수를 나타낸 것이다. 노드들의 앞에 표시되어 있는 사각형은 멤버십 함수의 수를 의미한다. 즉, 는 멤버십 함수의 수가 2개를 의미하고, 은 멤버십 함수의 수가 3개를 의미한다.

그림 6은 그림 5에서 보여준 네트워크에서 첫 번째 층의 각 노드들의 멤버십 함수의 정점을 기존의 Min-Max 방법에 의한 정점과 유전자 알고리즘으로 동정한 결과를 비교한 것이다.

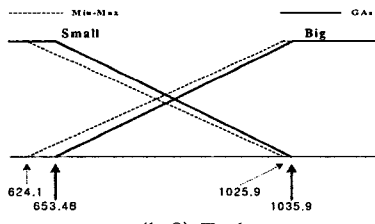


(a) 첫 번째 노드(Texh)



(b-1) Tamb

(b-2) Pcd



(b-3) Texh

(b) 두 번째 노드

그림 6. GA를 이용한 멤버십 함수 정점의 최적화

그림 6에서 볼 수 있듯이 제안된 방법으로 멤버십 함수의 정점을 동조했을 때, 주어진 데이터의 특성에 맞게 모델을 최적화로 구축할 수 있도록 멤버십 함수의 정점이 동조됨을 알 수 있다.

표 3은 가스터빈 발전소의 NOx 배출공정에 적용된 기존의 모델들과의 성능지수를 비교한 것이다. 표에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안된 논문이 기존의 모델에 비해서 월등한 성능을 나타냄을 알 수 있다.

표 3. 기존 모델방법과의 동정오차 비교

Model		PI	EPI	
Regression model		17.68	19.23	
Hybrid Fuzzy Set-Based FNNs[9]		3.725	5.291	
Hybrid Fuzzy Relation-Based FNNs[10]		0.080	0.190	
Multi-FNN[11]		0.720	2.025	
SOFNN[12]	5th layer	Basic T	0.009	0.250
		Modified G	0.008	0.185
gSOFNN[12]	5th layer	Max=2 G	0.002	0.045
		Max=3 G	0.001	0.042
		Max=4 T	0.004	0.024
		Max=5 T	0.002	0.023
Proposed model	3rd layer	T	0.005	0.033
		G	0.002	0.032

5. 결 론

본 논문에서는 컴퓨터 지능 기술인 CI의 한 영역으로써 비선형 시스템의 문제를 분석하고 해결하기 위한 진화론적 파라미터 동정에 의한 퍼지다항식 뉴럴 네트워크의 구조 개발과 상세한 설계절차와 그 특성에 대해서 토의하였다. 기존의 모델 구조는 성능을 향상시키는데 크게 영향을 미치는 네트워크 층, 노드내의 입력변수의 수와 퍼지규칙 후반부 다항식의 차수 그리고 고정된 입력 변수 선택을 설계자의 경험에 의해서 결정함으로써 객관적이고 주어진 데이터의 특성에 맞는 최적의 모델을 구축하는데 어려움이 있었다. 이러한 SOFPNN 모델 구조의 한계를 극복하고자 본 연구에서는 최적화 방법인 유전자 알고리즘을 이용하여 노드의 입력변수의 수와 그에 해당하는 입력변수, 후반부 다항식 차수 그리고 멤버십 함수의 수와 같은 파라미터를 선택하여 모델 구축에 있어서 유연성과 정확성을 가지며 또한 멤버십 함수의 정점을 다시 유전자 알고리즘으로 동조함으로써 더욱 정확한 예측 능력을 가진 최적화된 SOFPNN 모델 구조를 구축할 수가 있었다. 실험 결과에서 볼 수 있듯이, 제안된 모델은 시스템 환경의 변화에 적응하고 진화함으로써 객관적이고 유연성을 가진 모델을 구축할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원(R-2003-0-285) 주관으로 수행된 과제임.

[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] W. Pedrycz and A. T. Vasilakos, Computational Intelligence in Telecommunications Networks, CRC Press, 2000
- [4] W. Pedrycz and J. F. Peters, "Computational intelligence in software engineering", Proceedings of the Canadian Conf. on Electrical & Computer Engineering, 253-257, 1997
- [5] A. G. Ivakhnenko, "The group method of data handling: a rival of method of stochastic approximation", Soviet Automatic Control, 1-3, pp. 43-55, 1968
- [6] S. K. Oh and W. Pedrycz, "The design of self-organizing Polynomial Neural Networks", Information Science, Vol. 141, pp. 237-258, 2002
- [7] 박호성, 박건준, 이동윤, 오성권, "경쟁적 퍼지다항식 뉴럴에 기초한 고급 자기구성 뉴럴네트워크", 대한전기학회, Vol. 53D, No. 3, pp. 135-144, March, 2004.
- [8] K. A. De Jong, "Are Genetic Algorithms Function Optimizers?", In R. Manner and B. Manderick, editors, Parallel Problem Solving from Nature 2, North-Holland, Amsterdam, 1992.
- [9] S. K. Oh, W. Pedrycz, and H. S. Park, "Hybrid Identification in Fuzzy-Neural Networks," Fuzzy Sets & Systems, Vol. 138, Issue 2, pp. 399-426, 2003
- [10] H. S. Park and S. K. Oh, "Fuzzy Relation-based Fuzzy Neural-Networks Using a Hybrid Identification Algorithm", International Journal of Control, Automation, and Systems, Vol. 1, No. 3, pp. 289-300, Sept., 2003
- [11] S. K. Oh, W. Pedrycz and H. S. Park, "Rule-based Multi-FNN Identification with the Aid of Evolutionary Fuzzy Granulation", J. of Knowledge-Based Systems, Vol. 17, pp. 1-13, 2004
- [12] 박호성, "정보 Granule 기반 Fuzzy-Neurocomputing에 의한 고급 컴퓨터 지능 모델에 관한 연구", 원광대학교 박사 학위 논문집, 2005