

FNN에 기초한 Fuzzy Self-organizing Neural Network(FSONN)의 구조와 알고리즘의 구현

The Implementation of the structure and algorithm of Fuzzy Self-organizing Neural Networks(FSONN) based on FNN

김동원*, 박병준*, 오성권*

*원광대학교 전기전자공학부, 전북 익산시 신용동 344-2.

Tel:0653)850-6342, E-mail: ohsk@wonms.wonkwang.ac.kr

Dong-Won Kim, Byoung-Jun Park, and Sung-Kwun Oh

School of Electrical and Electronic Engineering, Wonkwang University

ABSTRACT

In this paper, Fuzzy Self-organizing Neural Networks(FSONN) based on Fuzzy Neural Networks(FNN) is proposed to overcome some problems, such as the conflict between overfitting and good generalization, and low reliability. The proposed FSONN consists of FNN and SONN. Here, FNN is used as the premise part of FSONN and SONN is the consequent part of FSONN. The FNN plays the preceding role of FSONN. For the fuzzy reasoning and learning method in FNN, Simplified fuzzy reasoning and backpropagation learning rule are utilized. The number of layers and the number of nodes in each layers of SONN that is based on the GMDH method are not predetermined, unlike in the case of the popular multilayer perceptron structure and can be generated. Also the partial descriptions of nodes can use various forms such as linear, modified quadratic, cubic, high-order polynomial and so on. In this paper, the optimal design procedure of the proposed FSONN is shown in each step and performance index related to approximation and generalization capabilities of model is evaluated and also discussed.

I. 서론

최근들어, 많은 연구자들이 시스템 모델링 방법을 다양하게 연구하고 있다. 주로 입출력데이터에 의한 선형계의 동정과 예측문제에 대하여 회귀분석 모델링 기법과 같은 수학적 모델링 방법이 유용하게 사용된다. 그러나 시스템이 점점 규모가 커지고, 복잡해짐에 따라 파라미터의 변동, 모델링 오차, 비선형성등의 여러 가지 불확실성을 내포하게 됨으로 수학적 방법으로 시스템을 해석

하는데는 한계가 드러났다. 이러한 문제를 해결하기 위해 지능형 모델인 퍼지 시스템과 신경회로망을 이용한 방법이 비선형 시스템을 모델링하는 도구로 폭넓게 이용된다[2]. 또한 이들 각각의 고유한 특성을 융합하여 성능향상과 효율을 극대화하고자 하는 시도가 있었다[3]. 본 논문에선 퍼지 시스템과 신경회로망으로 구성된 FNN을 이용하여 입력변수를 멤버십함수로 분할하고 이를 FSONN 모델의 입력으로 인가하는 전처리작업을 수행했다. SONN 모델은 GMDH 알고리즘을 기반으로 하여, 기

존의 신경회로망 구조처럼 고정된 구조가 아닌 시스템의 환경에 맞추어 스스로 네트워크를 생성하는 자기구성네트워크 구조이다. SONN 모델의 구조는 노드와 각 노드의 집합으로 이루어진 층으로 구성된다. 노드는 입력변수와 이에 따른 차수에 따라 다양한 형태의 다항식으로 이루어진다. FSONN의 구조는 전반부 FNN과 후반부 SONN의 상호 결합으로 이루어진다. 수치예제를 통하여 모델의 근사화 능력과 일반화 능력을 검토한다.

II. 본론

2.1 퍼지 뉴럴네트워크(FNN)

본 논문에서는 최적의 FSONN 모델을 구성하기 위해 입력변수에 대한 전처리 작업으로 FNN을 이용한다. FNN의 구조는 그림 1에서 보여진다.

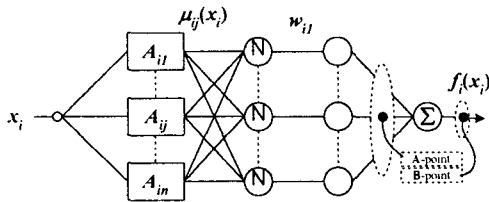


그림 1. FNN의 구조

FNN 구조에서 x_i 는 입력으로 퍼지-뉴런의 특성을 나타내는 비선형 함수 f_i 에 의해 출력 $f_i(x_i)$ 를 생성한다. 퍼지-뉴런에서 출력된 값들은 모두 대수적으로 합해져 최종출력 \hat{y} 를 생성한다. 각각의 퍼지-뉴런(f_i)의 내부구조는 퍼지 규칙을 이루고 있다. 퍼지 추론의 전반부 멤버십 함수는 보수적(complementary)인 관계를 가진 삼각형 형태이다. 최종 추론결과는 무게 중심법에 의한 비퍼지화과정을 거쳐 다음과 같다.

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

여기서, w_{ij} 는 오류역전과 알고리즘으로 적절한 값으로 조절되는 연결가중치이다. 연결가중치는 모멘텀을 추가하여 학습속도를 향상시켰으며, 학습률과 모멘텀계수는 생물학적 진화, 자연선택, 재생성의 원리에 바탕을 둔 유전자 알고리즘으로 동조하였다. 이에 대한 연결가중치의 최종변화량은 다음과 같다.

$$w(\text{new}) = w(\text{old}) + \Delta w \quad (2)$$

$$\Delta w_{ij} = 2 \cdot \eta \cdot (y_p - \hat{y}_p) \cdot \mu_{ij}(x_i) + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) \quad (3)$$

2.2 자기구성 뉴럴네트워크(SONN)

SONN 모델은 추정값 \hat{y} 를 얻기위해 먼저 부분표현식을 구성한다. 부분표현식은 입력변수의 수와 차수에 따라 표 1과 같은 여러 가지 형태를 사용할 수 있다. 다음에 선형회귀분석으로 부분표현식의 계수를 구하고, 중간변수 z_k 를 구한다. 중간변수에 의한 입출력 데이터를 구성하여, 다음 층에서도 이와 같은 형태의 연산을 되풀이하며, 알고리즘의 종료 판정식을 만족할 때까지 계속 진행된다.

표 1. 회귀다항식 형태

2입력	Type 1	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2$
	Type 2	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_1^2 + c_4 x_2^2 + c_5 x_1 x_2$
	Type 3	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_1 x_2$
3입력	Type 1	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3$
	Type 2	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_1^2 + c_5 x_2^2 + c_6 x_3^2 + c_7 x_1 x_2 + c_8 x_1 x_3 + c_9 x_2 x_3$
	Type 3	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_1 x_2 + c_5 x_1 x_3 + c_6 x_2 x_3$
4입력	Type 1	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_4$
	Type 2	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_4 + c_5 x_1^2 + c_6 x_2^2 + c_7 x_3^2 + c_8 x_4^2 + c_9 x_1 x_2 + c_{10} x_1 x_3 + c_{11} x_1 x_4 + c_{12} x_2 x_3 + c_{13} x_2 x_4 + c_{14} x_3 x_4$
	Type 3	$c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_4 + c_5 x_1 x_2 + c_6 x_1 x_3 + c_7 x_1 x_4 + c_8 x_2 x_3 + c_9 x_2 x_4 + c_{10} x_3 x_4$

2.3 퍼지 자기구성 뉴럴네트워크(FSONN)

FNN을 이용하여 입력변수 공간을 분리한 후 SONN과 상호결합 시킴으로써 모델의 구조를 효과적으로 이용할 수 있으며, 성능 또한 향상시킨다. 이를 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] 입력층- 입력변수에 대한 퍼지공간을 생성한다.

[단계 2] 적합도 계산- 각 규칙의 적합도와 표준화된 적합도를 구한다.

[단계 3] 퍼지추론값 계산- 각 입력변수의 퍼지 추론값을 구한 후 최종출력값을 계산한다.

[단계 4] SONN의 입력변수 설정- 그림 1의 FNN 구조에서 A-point가 선택된 경우와 B-point가 선택된 경우의 2가지 형태로 입력변수를 고려한다.

[단계 5] 각 노드의 부분표현식 구성- n 개의 입력변수 x_1, x_2, \dots, x_n 중 노드의 입력변수 수를 선택하고, 이에 대한 노드의 다항식 차수를 결정한다.

[단계 6] 매개변수 추정- 선형 회귀분석에 의해 학습용 데이터를 이용하여 회귀다항식의 계수 c_0, c_1, \dots, c_n 을 구한다.

[단계 7] 평가용 노드의 선택- 계수를 추정된 부분표현식으로 평가용 데이터에 대한 오차 E 를 구한 후, 다음 층의 입력변수로 사용될 E 가 작은 노드를 선택한다.

[단계 8] 종료판정- 연산시간과 계산량을 고려하여 5세대까지 알고리즘을 실행한 후 종료한다.

[단계 9] 새로운 입력변수 선택 - 종료판정을 만족하지 않을 경우, $x_{1i}=z_{1i}, x_{2i}=z_{2i}, \dots, x_{ni}=z_{ni}$ 가 되어 새로운 입출력 변수를 구성하여 위 단계와 동일한 조작을 반복한다.

2.4 시뮬레이션 및 결과고찰

본 논문에서 제안한 FSONN 알고리즘의 단계별 설계절차에 따라 구현된 모델의 유용성을 비교 평가하기 위해 다음과 같이 표현되는 비선형 함수[4]를 이용한다.

$$y = (1 + x_1^{0.5} + x_2^{-1} + x_3^{-1.5})^2 \quad (4)$$

이 함수는 Sugeno가 제안한 퍼지 추론 및 파라미터 동정기법에 적용된 함수로 40개의 데이터로 이루어졌다. 이중 20개는 학습용 데이터로 이용하고, 나머지 20개는 평가용 데이터로 이용한다. FSONN 알고리즘에 의한 모델의 성능지수로는 다음과 같은 것을 이용한다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \frac{|y_p - \hat{y}_p|}{y_p} \times 100(\%) \quad (5)$$

이것은 실제 시스템의 출력데이터와 모델링 데이터간의 차이를 의미하는 $Error(E)$ 로 모델의 정밀도를 평가할 수 있다.

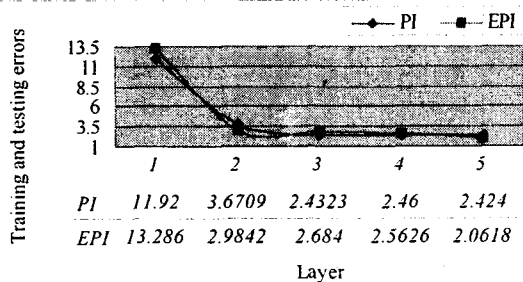


그림 2. 학습 및 평가성능 지수

그림 2는 각각의 변수를 2개의 멤버십함수로 분할한 입력공간에 대하여 A-point에서 선택된 FNN의 출력값을 2 입력 Type 2의 SONN 구조로 모델링한 FSONN의 성능지수를 보여준다. 여기서 PI는 학습용 데이터에 대한 성능지수이며, EPI는 평가용 데이터에 대한 성능지수를 나타내며, 각 층에서의 결과값을 그림에 추가하여 나타내었다.

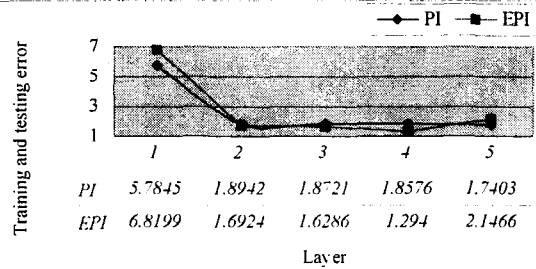


그림 3. 학습 및 평가성능 지수

그림 3은 각각의 변수를 2개의 멤버십함수로 분할한 입력공간에 대하여 A-point에서 선택된 FNN의 출력값을 3 입력 Type 2의 SONN 구조로 모델링한 FSONN의 성능지수를 보여준다. 각 층에서의 결과값을 그림에 추가하여 나타내었다.

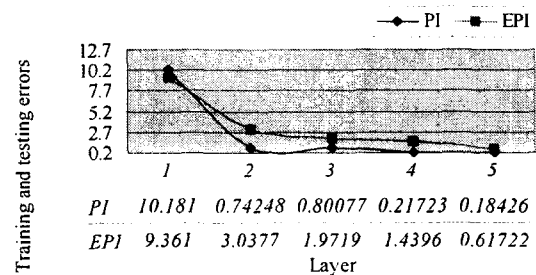


그림 4. 학습 및 평가성능 지수

그림 4는 각각의 변수를 2개의 멤버십함수로 분할한 입력공간에 대하여 A-point에서 선택된 FNN의 출력값을 4 입력 Type 3의 SONN 구조로 모델링한 FSONN의 성능지수를 보여준다. 위의 그림처럼 각 층에서의 결과값을 그림에 추가하여 나타내었다. 5 층에서 가장 좋은 결과값인 $PI=0.184$ 와 $EPI=0.617$ 을 가짐을 알 수 있다.

표 2는 제안된 모델의 결과값과 기존 모델방법과의 동정여러를 표로 나타내어 성능지수를 비교하였다.

표 2. 기존 모델방법과의 동정예러 비교

Model	PI(%)	EPI(%)
선형모델[4]	12.7	11.1
GMDH[4]	4.7	5.7
Sugeno model Fuzzy 1[4]	1.5	2.1
Sugeno model Fuzzy 2[4]	1.1	3.6
our model	0.18	0.61

III. 결론

본 논문에서는 복잡한 비선형 시스템의 최적 모델동정을 위해 입력공간에 대하여 빠른 수렴속도를 가지는 퍼지 뉴럴네트워크를 이용하여 입력공간을 분할하였으며, 전처리된 입력공간을 통해 SONN 알고리즘의 다양한 부분표현식으로 모델링하여 최적의 FSONN 결과값을 얻는 새로운 방법론을 제안하였다. 데이터수가 적고 복잡한 비선형 시스템에 적용하여 제안된 FSONN의 구조와 알고리즘을 구현함으로써 우수한 근사화 능력과 일반화 능력을 보였다.

감사의 글

이 논문은 1998년도 한국학술진흥재단의 연구비에 의하여 지원되었음(KRF-98-001-01048).

IV. 참고문헌

[1] A.G. Ivahnenko, "Polynomial theory of complex systems", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-12, pp.364-378, 1971.

[2] S. K. Oh, and W. Pedrycz, "Identification of Fuzzy Systems by means of Auto-Tuning Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems", *Fuzzy Sets and Syst*, 2000.(To appear)

[3] Takeshi Yamakawa, "A New Effective Learning Algorithm for a Neo Fuzzy Neuron Model", *5th IFSA World Conference*, pp. 1017-1020, 1993.

[4] 菅野道夫(譯: 박민용, 최항식), "퍼지제어 시스템", pp. 143-158, 大英社, 1990.

[5] H. S. Park, S. K. Oh, T. C. Ahn, and W. Pedrycz, "A Study on Multi-layer Fuzzy Polynomial Inference System based on an Extended GMDH algorithm", *1999 IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings*, Vol. 1, pp. 354-359, 1999.

[6] Sung Kwun Oh, Tae Chon Ahn, Witold Pedrycz, "Fuzzy Polynomial Neural Networks -Based Structure and Its Application to Nonlinear Process Systems", *7th IFSA World Conference*, Vol. 2, pp.495-499, 1997.

[7] 오성권, 윤기찬, "유전자 알고리즘과 합성 성능지수에 의한 최적 퍼지-뉴럴 네트워크 구조의 설계", 제어·자동화·시스템공학 논문지, Vol. 6, No.3, March, 2000

[8] 오성권, 김동원, 박병준, "다항식 뉴럴네트워크 구조의 최적 설계에 관한 연구", *Tran. KIEE*, 49D, No. 3, MAR., pp. 145-156, 2000.

[9] 김동원, 박병준, 오성권, 김현기, "확장된 GMDH 알고리즘에 의한 비선형 시스템의 동정", 대한 전기학회 추계학술대회 논문집, pp. 827-829, 1999.