

퍼지 자기구성 네트워크 알고리즘의 구현 및 비선형 시스템으로의 응용

박병준, 김동원, 이대근, 오성권  
 원광대학교 제어계측공학과, 전라북도 익산시 신용동 344-2 ☎570-749

Implementation of Fuzzy Self-Organizing Networks Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems

Byoungjun Park, Dongwon Kim, Daekeun Lee and Sungkwun Oh  
 Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Wonkwang Univ., Iksan, KOREA

**Abstract** - In this paper, we propose Fuzzy Self-Organizing Networks(FSON) using both Polynomial Neural Networks(PNN) and Fuzzy Neural Networks(FNN) for model identification of complex and nonlinear systems. The proposed FSON is generated from the mutually combined structure of both FNN and PNN. Accordingly it is possible to consider the nonlinearity characteristics of process and to get the better output performance with superb predictive ability. In order to evaluate the performance of proposed models, we use the nonlinear data sets. The results show that the proposed FSON can produce the model with higher accuracy and more robustness than previous any other method.

1. 서 론

시스템 모델링에 관한 연구에서는 입력력 데이터에 의한 선형계의 동정과 예측문제에 관한 회귀분석 기법과 같은 수학적 모델링이 유용하게 사용되어 왔으나 모델링을 하고자 하는 시스템이 복잡하고, 대규모 구조인 경우는 함수식으로 모델의 표현이 한정되지 않기 때문에 회귀분석을 적용하기가 어렵다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 최근에는 퍼지 모델과 신경회로망이 가지고 있는 독특한 특성들을 살리면서 지능 모델의 효율과 성능향상을 위한 두 모델의 융합에 관한 연구가 여러 가지 각도에서 다양하게 제시되고 있다. Takagi, Hayashi(2)는 신경회로망으로 구동되는 퍼지추론을 제안하였으나 입력력 수가 적은 경우는 그 효과가 미미하고, 전반부가 신경회로망이라는 특성화된 함수로 구성되어 기존의 퍼지추론보다 시스템 표현에 있어서 정성적으로 이해하기가 힘들다는 단점을 가지고 있다. Horikawa(3)는 퍼지-뉴럴네트워크에 의한 합성방법과 동정에 관한 연구를 하였다. 그러나 퍼지규칙의 전반부인 시그모이드 형태의 멤버쉽함수 초기치 선정이 어렵고, 최적 성능으로의 수렴특성이 나쁘다. Oh(13)는 다항식 뉴럴네트워크로써 고차 다변수 입력에 의한 다양한 구조의 자기 구성 네트워크를 설계하였으나 입력력 변수에 의한 공간분할의 효과적 이용과 제한된 입력변수의 선택에 따른 많은 어려움이 따른다.

따라서 복잡한 비선형계 모델링을 위하여 본 논문에서는 Fuzzy Neural Networks(FNN) 및 Polynomial Neural Networks(PNN) 구조의 상호 결합으로부터 Fuzzy Self-Organizing Networks(FSON) 구조의 최적 설계 방법을 제안한다. FSON의 전반부 구조로 이용된 FNN은 결합된 입력변수 공간에 의한 수정된 FNN 구조를 이용한다. FSON의 후반부를 구성하는 PNN은 GMDH 알고리즘(1)을 기반으로 하며, 기존의 신경회로망 구조와 같이 고정된 구조가 아닌 새로운 구조를 생성하는 네트워크 구조를 가진다(13).

모델의 성능평가를 위해 교통 경로 선택 데이터(8-

10)를 이용한다. 또한 기존의 학습용 데이터뿐만 아니라 평가용 데이터를 이용한 모델의 성능, 즉 근사화와 일반화 능력 모듈을 고려하여 실 공정 적용의 유용성을 검토한다.

2. FSON의 구조 및 알고리즘

2.1 FSON 구조

FSON의 구조는 FNN과 PNN의 상호 결합으로 구성된다. FNN은 FSON의 전반부 구조를 형성하며 PNN은 후반부 구조를 형성한다.

2.1.1 전반부 구조(FNN)

본 논문에서는 제안된 FSON의 전반부 구조로 결합된 입력변수 퍼지공간 분할에 의한 FNN을 이용한다. 이 FNN 구조는 비선형적인 데이터들간의 상호 연관성을 찾아 상호 결합된 입력공간의 분할로부터 데이터를 구성하고 연결가중치의 집합에 의해 표현되는 구조이다. 2입력 1출력을 가지고 각 입력변수에 대하여 3개의 멤버쉽함수를 사용한 FNN 구조를 그림 1에 보였다.

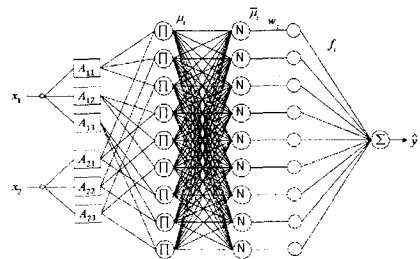


그림 1. 결합된 입력변수 퍼지공간 분할에 의한 FNN  
 Fig. 1 FNN by means of the fuzzy space division of the combined input variables

FNN의 추론과정은 각 규칙의 적합도를 구하고 모든 규칙의 적합도 합을 비율을 계산한다. 즉 정규화된  $\bar{\mu}_i$ 는 하중계수  $w_i$ 와 곱하며, 출력층의 입력이 된다. 각 노드의 출력  $f_i$ 는 식 (1)과 같이 모두 대수적으로 합해져  $\hat{y}$ 를 최종적으로 출력하게 된다.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i = \sum_{i=1}^n \bar{\mu}_i \cdot w_i = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_i \cdot w_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (1)$$

FNN의 학습은 Back-Propagation 알고리즘이 사용되며, 본 논문에서는 식 (2)와 같은 형태의 출력오차를 이용한다.

$$E_p = |y_p - \hat{y}_p| \quad (2)$$

연결 가중치의 조절은 식 (3)과 같으며 모멘텀을 포함한 연결 가중치 변화량  $\Delta w$ 는 식 (4)와 같다.

$$w(\text{new}) = w(\text{old}) + \Delta w \quad (3)$$

$$\begin{cases} \Delta w_{ij} = \eta \cdot \bar{\mu}_i + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) & \text{for } y_p \geq \hat{y}_p \\ \Delta w_{ij} = -\eta \cdot \mu_i + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) & \text{for } y_p < \hat{y}_p \end{cases} \quad (4)$$

본 논문에서는 FNN의 최적화를 위해 유전자 알고리즘(7)을 이용하여 학습을 및 모멘텀계수 그리고 멤버쉽함수의 파라미터를 동정한다. 모델의 최적화를 위하여 사용된 유전자 알고리즘은 2진(binary)형의 직렬방식을 사용하며, 선택(selection)연산으로는 roulette-wheel 방식, 교배(crossover)연산은 one-point crossover 연산을 사용한다. 그리고 돌연변이 연산은 선택된 비트를 반전시키는 invert방식을 사용한다. 세대는 100세대, 군집은 60개체까지 진행시켰으며, 각 문자열의 길이는 10 bit를, 교배율은 0.6, 돌연변이 발생율은 0.35를 사용한다.

### 2.1.2 후반부 구조(PNN)

PNN[13]은 본 논문에서 제안한 FSON의 후반부를 구성한다. GMDH 알고리즘에 기초한 PNN 알고리즘은 차수 및 입력변수의 선택과 알고리즘의 최종 종료판정 기준에 의하여, 각 층에서 파라미터 동정에 의한 모델을 선정하게 되고, 계층적 모델 추정에 의해 최종 모델을 얻는다. 추정 모델을 얻기 위한 부분표현식은 표 1과 같은 회귀다항식을 사용한다.

표 1. 회귀다항식 형태

Table 1. Types of regression polynomial

2입력	Type 1	$c_0 + c_1x_1 + c_2x_2$
	Type 2	$c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_1^2 + c_4x_2^2 + c_5x_1x_2$
3입력	Type 3	$c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_1x_2$
	Type 1	$c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3$
	Type 2	$c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3 + c_4x_1^2 + c_5x_2^2 + c_6x_3^2 + c_7x_1x_2 + c_8x_1x_3 + c_9x_2x_3$
Type 3	$c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3 + c_4x_1x_2 + c_5x_1x_3 + c_6x_2x_3$	

## 2.2 FSON 알고리즘

그림 2는 결합된 입력변수 공간에 의한 FNN과 PNN이 결합한 FSON의 구조를 보여준다.

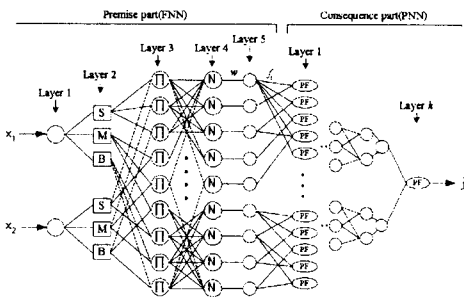


그림 2. FNN과 PNN으로 결합된 FSON

Fig. 2 FSON combined the FNN with PNN

### ESON 전반부

- (Layer 1) 입력층
- (Layer 2) 입력에 대한 멤버쉽함수 값 계산
- (Layer 3) 각 규칙의 적합도 계산

$$\mu_i = \mu_A(x_1) \times \mu_B(x_2) \quad A, B = S, M, B \quad (5)$$

- (Layer 4) 표준화된 적합도 계산

$$\bar{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \quad (6)$$

- (Layer 5) 연결 가중치와의 곱

$$f_i = \bar{\mu}_i \cdot \omega_i = \frac{\mu_i \cdot \omega_i}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \quad (7)$$

### ESON 후반부

- (단계 1) 입력변수 설정

$$x_1=f_1, x_2=f_2, \dots, x_n=f_n \quad (8)$$

- (단계 2) PNN 구조 선택 : n개의 입력변수  $x_1, x_2, \dots, x_n$  중 노드의 입력변수 수를 선택하고, 이에 대한 노드의 다항식 차수를 결정한다.

- (단계 3) 매개변수 추정 : 선형 회귀분석에 의해 학습용 데이터를 이용하여 회귀다항식의 계수  $c_0, c_1, \dots, c_m$ 를 구한다.

- (단계 4) 평가 후 노드의 선택 : 계수를 추정된 부분표현식으로 평가용 데이터에 대한 오차 E를 구한 후, 다음 층의 입력변수로 사용될 노드를 선택한다.

- (단계 5) 종료 판정 : 연산시간과 계산량을 고려하여 5층까지 알고리즘을 실행한 후 종료한다.

- (단계 6) 새로운 입력변수 선택 : 종료 판정을 만족하지 않을 경우  $x_{1i}=z_{1i}, x_{2i}=z_{2i}, \dots, x_{wi}=z_{wi}$ 가 되어 새로운 입력변수 변수를 구성하여 단계 3부터 동일한 작업을 반복한다.

## 3. 비선형시스템의 응용 및 결과 고찰

본 논문에서 연구되어진 FSON의 평가를 위해 교통로 선택 데이터(8-10)를 이용하며 모델의 평가 기준인 성능지수(Performance Index:PI)는 식 (9)와 같다.

$$E = \sum_{p=1}^n |y_p - \hat{y}_p| \quad (9)$$

도로망에 대한 교통량배분은 종래부터 교통계획 및 공학에 있어서 실무자 및 연구자의 관심을 불러일으키고 있는 분야중의 하나이다. 이에 대한 연구는 1950년대부터 산업경제의 발전에 따라 미국, 유럽, 일본 등 선진국을 중심으로 사람 및 물동량 수송을 위해 수많은 고속도로가 계획 설계 건설되게 되어, 경쟁관계에 있는 도로간 즉 2개 경로 또는 다수 경로간에 어떻게 적절하게 교통량을 배분하여 원활한 수송시스템을 구축할 것인가가 교통계획에 있어 큰 문제로 대두되어 일반도로에서 고속도로로, 또는 고속도로에서 일반도로로의 교통량전환 모델에 대한 연구가 진행되게 되었다(4-6). 1970년부터는 시뮬레이션이나 분할 배분법 등과 같은 근사적인 해법에 의해 수리계획 최적화 문제로의 접근이 여러 각도로 이루어졌다. 최근에는 교통균형원칙의 발전이 거듭되어 변분 교통량배분이 제안되었고, 교통량배분이론은 부분 부등식 문제 또는 상보성문제로서 정식화되게 되었다.

본 연구에서는 현실의 교통시스템에 있어서의 교통이용자의 경로 선택 행동시 존재하는 선택행동 지식과 그것에 존재하는 퍼지성에 근거하여 교통흐름 상에서의 경로선택 행동 모델화를 시도하였다. 본 연구의 중요한 관점은 불완전정보하에서의 도로 이용자의 경로선택행동은 도로 이용자의 경로선택 의사결정 규칙과 의사결정 요인 속에 포함된 퍼지성을 고려하여 모델화를 시도하는 것이다. 즉, 도로 이용자는 경로의 실제의 소요시간 및 도로에 대한 각종 정보 등을 정확히 알지 못하고 과거의 주행경험 또는 습관 등을 바탕으로 경로선택행동을 한다는 것을 가정으로 한다. 이러한 접근은 기존의 통계적인 데이터 처리를 기본으로 하는 함수 모델과는 구조적 또는 기능적으로 다른 관점에서의 시도이다. 이를 위해 본 연구에서는 FSON 모델을 구축하고 모델에 대한 평가를 시도하였다. 그림 3은 본 논문에서 실행 대상으로 한 경쟁관계에 있는 2개의 경로를 나타낸 것이다.

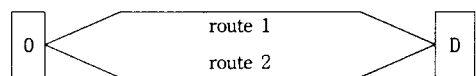


그림 3. 경로선택의 간단한 예

Figure 3. Simple Example of Route Choice

FSON의 전반부에 이용된 FNN은 유전자 알고리즘에 의해 학습을 및 모멘텀 계수 그리고 멤버쉽함수의 파라미터를 동정한 것으로, 멤버쉽함수가 각 입력에 대해 3, 2일 때 즉 규칙이 6개일 때  $PI=0.905$ ,  $E, PI=0.893$ 이며 3, 3으로 규칙이 9개일 때는  $PI=0.086$ .

E\_PI=0.109의 성능지수를 가진다. 여기서 PI는 학습 성능지수를, E\_PI는 테스트 성능지수를 나타낸다. 표 2는 6개 규칙을 가지는 FNN과 PNN이 결합한 FSON의 성능지수를 보여주고 있으며 표 3은 9개의 규칙을 가진 FSON의 성능지수이다.

표 2. 6개의 규칙을 가진 FSON의 성능  
Table 2. Performance of FSON with 6 rules

후반부 층	2입력 Type 2			3입력 Type 3		
	노드	PI	E_PI	노드	PI	E_PI
1	1 2	1.5047	2.2759	2 3 4	8.743e-14	0.6648
2	1 11	1.369e-5	0.5681	2 4 7	1.321e-13	0.5166
3	5 7	2.799e-9	0.7388	3 15 19	2.437e-12	0.0126
4	13 22	3.881e-9	0.0960	2 12 14	3.122e-11	0.0016
5	1 26	4.503e-8	0.0385	4 15 19	5.175e-11	5.964e-5

표 3. 9개의 규칙을 가진 FSON의 성능  
Table 3. Performance of FSON with 9 rules

후반부 층	2입력 Type 2			3입력 Type 3		
	노드	PI	E_PI	노드	PI	E_PI
1	4 7	4.2523	4.1833	3 6 8	0.8455	0.8526
2	2 8	1.8047	2.0548	15 25 29	0.0746	0.0678
3	13 28	0.0230	0.0139	19 21 28	0.0152	0.0412
4	3 25	5.964e-5	9.538e-5	23 27 30	0.0027	0.0254
5	9 15	2.210e-9	2.837e-9	3 10 12	0.0013	0.0228

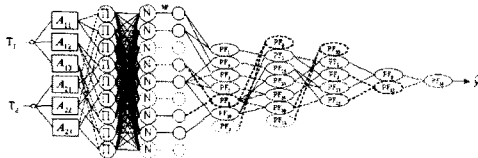


그림 4. 9개 규칙을 가진 2입력 Type 2의 FSON  
Fig. 4 FSON with 2 input-Type 2 in 9 rules

그림 4는 9개의 규칙을 가진 FNN과 2입력 Type 2의 PNN이 결합한 FSON을 선택하였을 때 최적으로 구축된 모델의 구조이다. 표 2, 3과 그림 4에서 알 수 있듯이 제안된 모델은 PNN의 전반부에 FNN을 이용함으로써 변수 확장과 같은 효과를 얻었으며, 보다 좋은 학습 및 테스트 성능지수를 얻었다. 표 4는 기존의 모델링과 본 논문에서 제안한 FSON과의 동정오차를 비교하여 제안된 방법이 우수한 특성을 나타냄을 보였다.

표 4. 기존 모델방법과의 동정오차 비교  
Table 4. Comparison of identification error with previous modeling methods

모델	PI	E_PI
Binary Logit 모델(4)	5.452	
Production System 모델(6)	2.0	
Neural Networks 모델(6)	0.497	
FNN 모델(6)	1.178	
FNN 모델(9)	0.000493	
Fuzzy 모델(8)	Simplified	2.227 2.147
	Linear	0.827 3.268
Complex+Fuzzy 모델(8)	Simplified	0.01 1.397 1.246
	Linear	0.009 0.001 1.273
GA+FNN 모델(10)		1.001 1.002
HCM+GA+FNN 모델(10)		0.858 1.409
제안된 모델(FSON)		2.210e-9; 2.837e-9

#### 4. 결 론

본 논문에서는 복잡한 비선형 시스템의 최적 모델동정을 위하여 FNN 및 PNN의 상호결합에 의한 FSON 구조의 최적 설계절차와 관련된 새로운 방법론을 제안하였다. 제안된 FSON은 FNN과 PNN의 상호 결합을 통해 다입력 변수 및 고계 다항식을 가진 PNN 구조를 보다 효과적으로 이용할 수 있었고, PNN의 입력층으로

이용된 FNN은 입력변수가 적은 모델에 대해 입력변수를 확장함으로써 여러형태의 PNN 구조를 적용할 수 있도록 도와주었다. 이러한 다양한 특성의 FSON 구조 설계에 의한 모델의 표현과 적응능력으로부터 공정의 비선형 정도와 상호 입력변수의 상관성을 고려하여 모델의 성능을 개선할 뿐만 아니라 복잡한 다변수 비선형계의 시스템에 대해 우수한 동정 및 예측성능이 가능하였다.

#### 감사의 글

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

#### (참 고 문 헌)

- [1] A. G. Ivahnenko, "The group method of data handling : a rival of method of stochastic approximation", *Soviet Automatic Control*, Vol. 13, No. 3, pp. 43-55, 1968.
- [2] H. Takagi and I. Hayashi, "NN-driven Fuzzy Reasoning", *Int. J. of Approximate Reasoning*, Vol. 5, No. 3, pp. 191-212, 1991.
- [3] Shin-ichi Horikawa, Takeshi Furuhashi, and Yoshiki Uchigawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back Propagation Algorithm", *IEEE trans. Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 801-806, 1992.
- [4] 森彬壽旁, "非集計モデルの推定と検定", 日本土木計劃學講習會テキスト15, PP. JSCE, 1984.
- [5] Wardrop, J. G. *Some Theoretical Aspect of Road Traffic Research. Proc. of the Institution of Civil Engineers, Part I*, Vol. 1, pp. 325-378, 1952
- [6] 今崎直樹, 木治潤一, "ファジィルル構造化ニューラネットワーク", 日本ファジィ學會誌 Vol.4, No.5, pp.985-995, 1992.
- [7] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in search, Optimization & Machine Learning*, Addison-wesley, 1989.
- [8] S. K. Oh, and W. Pedrycz, "Fuzzy Identification by means of Auto-Tuning Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems", *Fuzzy Sets and Syst*, 2000. (in press)
- [9] 오성권, 노석범, 남궁문, "퍼지-뉴럴 네트워크 구조에 의한 비선형 공정시스템의 지능형 모델링", 한국퍼지및지능시스템학회논문지 제5권 제4호, pp. 41-55, 1995.
- [10] 오성권, 윤기찬, "유전자 알고리즘과 합성 성능지수에 의한 최적 퍼지-뉴럴 네트워크 구조의 설계", 제어자동화시스템공학논문지, 제6권 제3호, pp. 273-283, 2000.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 오성권, 김동원, 박병준, "다항식 뉴럴네트워크 구조의 최적 설계에 관한 연구", 대한전기학회논문지, 제49권 3호, pp. 145-156, 2000.