

유전자 알고리즘을 사용한 퍼지-뉴럴네트워크 구조의 최적모델과 비선형공정시스템으로의 응용

최재호*, 오성권*, 안태천*, 황형수*

* 원광대학교 제어계측공학과, 전라북도 익산시 신룡동 344-2 ☎570-749
Tel. : 0653-50-6342, Fax. : 0653-53-2196, E-mail : ohsk@wonnms.wonkwang.ac.kr

The Optimal Model of Fuzzy-Neural Network Structure using Genetic Algorithm and Its Application to Nonlinear Process System

Jaeho Choi*, Sungkwun Oh*, Taechon Ahn* and HyungSoo Hwang*
Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Wonkwang Univ., Iksan, KOREA
Tel. : 0653-50-6342, Fax. : 0653-53-2196, E-mail : ohsk@wonnms.wonkwang.ac.kr

Abstract

In this paper, an optimal identification method using fuzzy-neural networks is proposed for modeling of nonlinear complex systems. The proposed fuzzy-neural modeling implements system structure and parameter identification using the intelligent schemes together with optimization theory, linguistic fuzzy implication rules, and neural networks(NNs) from input and output data of processes. Inference type for this fuzzy-neural modeling is presented as simplified inference. To obtain optimal model, the learning rates and momentum coefficients of fuzzy-neural networks(FNNs) and parameters of membership function are tuned using genetic algorithm(GAs). For the purpose of its application to nonlinear processes, data for route choice of traffic problems and those for activated sludge process of sewage treatment system are used for the purpose of evaluating the performance of the proposed fuzzy-neural network modeling. The results show that the proposed method can produce the intelligence model with higher accuracy than other works achieved previously.

1. 서론

비선형적이고 복잡한 실시스템의 특성을 해석하는데 수학적 모델은 만족스러운 결과를 주지 못한다. 이러한 어려움을 극복하기 위한 한 방법으로 이들 시스템의 정적 혹은 동적특성을 묘사하기위해 퍼지 모델이 사용되었다. 퍼지시스템 동정은 경험적 방법에 의해 규칙을 추출하기 때문에, 보다 구체적이고 체계적인 방법에 의한 연

어적 구현규칙의 추출방법의 고찰이 필요하며, 최근에는 신경회로망에 대한 관심의 급격한 증가로 이들 퍼지이론과 신경회로망의 융합화에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이는 퍼지 추론에 의한 시스템과 신경회로망 시스템이 가지는 장점을 결합함으로써 보다 나은 시스템 성능 특성을 가지고자 함에 있다. 퍼지추론 시스템은 복잡하고 비선형 관계로 인한 정확한 수학적 모델링이 어렵고, 애매함이 내재한 시스템특성을 이해하기 쉽도록 적절히 표현하는 것이 용이하며, 신경회로망 시스템은 퍼지추론 시스템으로는 할 수 없는 퍼지규칙의 동정, 멤버쉽함수의 튜닝을 학습기능을 이용함으로써 가능하다는

■ 이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 대학부설연구소 연구과제 연구비에 의하여 연구되었음

장점이 있다. 이들 장점들을 활용하기 위해 퍼지논리와 신경회로망의 유사성과 상호보완관계를 이용한 퍼지-뉴럴 융합화 연구가 여러 분야에서 행해지고 있다. 본 논문에서는 Yamakawa[4][5]등이 제시한 보수적(complementary) 소속함수를 가지는 퍼지 규칙에 의해 비선형 특성을 나타내는 퍼지-뉴럴 모델에 유전자 알고리즘을 적용하여 모델링한다. 이들 모델은 기존의 방법에 비해 우수한 성능을 나타낸다. 본 논문에서 제안된 모델링 방법의 타당성과 동정의 정확성등은 교통경로선택 모델링[6][7]과 활성오니공정 데이터[8]를 사용하여 시뮬레이션을 통해 검토된다

2. 퍼지-뉴런의 구조

Yamakawa 등에 의해 제시된 퍼지-뉴런 모델은 퍼지추론과 뉴럴네트워크의 오차역전달(Error back-propagation) 알고리즘을 합성한 것으로 보수적(Complementary) 멤버쉽함수를 가지는 퍼지규칙에 의해 비선형특성을 나타낸다. 각 퍼지-뉴런의 특성은 비선형 함수인 f_i 에 의해 나타내어지고 함수 f_i 내에 시그모이드 함수는 포함되지 않는다. 최종 출력은 각 퍼지-뉴런 출력의 대수적 합에 의해 얻어진다. 그러므로 퍼지-뉴런의 출력은 다음 식 (2.1)에 의해 나타내어질 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{y} &= f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_m(x_m) \\ &= \sum_{i=1}^m f_i(x_i) \end{aligned} \quad (2.1)$$

입력공간 x_i 는 몇개의 멤버쉽함수에 의해 나뉘어 지는데 이것은 변수 x_i 의 최댓값, x_{max} 와 최솟값, x_{min} 사이의 범위 내에서 멤버쉽함수 $\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{ij}, \dots, \mu_{in}$ 로 특정지워진다. 여기서 $1, 2, \dots, j, \dots, n$ 은 멤버쉽함수의 갯수를 나타낸다. 멤버쉽함수 뒤에는 하중계수 $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{in}$ 이 있고, 멤버쉽함수에 대한 입력변수의 적합도와 하중계수가 곱해져서 i 번째 퍼지-뉴런의 출력이 된다. 즉, f_i 로 표시된 i 번째 퍼지-뉴런은 일단의 퍼지규칙을 이루고 있으며 그 규칙은 식 (2.2)와 같다.

$$\begin{aligned} R^1: & \text{If } X_i \text{ is } A_{i1}, \text{ then } y_{i1} = w_{i1} \\ R^j: & \text{If } X_i \text{ is } A_{ij}, \text{ then } y_{ij} = w_{ij} \\ & \vdots \\ R^n: & \text{If } X_i \text{ is } A_{in}, \text{ then } y_{in} = w_{in} \end{aligned} \quad (2.2)$$

식 (2.2)에서 R^j 는 j 번째 퍼지규칙을 나타내며, 전반부의 A_{ij} 는 퍼지변수이고 멤버쉽함수 μ_{ij} 로 표현된다. 후반부의 w_{ij} 는 상수이다. x_i 에서 $f_i(x_i)$ 로의 사상(mapping)은 퍼지 추론과 비퍼지화에 의해 이루어진다. 여기서 사용되는 퍼지추론은 식 (2.2)의 후반부가 상수인 경우이다. 전반부의 멤버쉽함수는 삼각형이고 이웃하는 멤버쉽함수와는 보수적(complementary)인 관계를 가진다. 입력변수 x_i 는 동시에 두개의 멤버쉽함수에만 관계되고 $k, k+1$ 로 나타내어지는 두개의 이웃하는 멤버쉽함수에 대한 입력변수의 적합도의 합은 언제나 1 이된다.

즉, $\mu_k(x_i) + \mu_{k+1}(x_i) = 1$. 그러므로 무게중심법(Center of Gravity method)에 의한 비퍼지화에서 나누는 부분이 필요없게 되고 퍼지-뉴런의 출력은 다음의 간단한 식(2.3)에 의해 나타낼 수 있다.

$$f_i(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}(x_i) \cdot w_{ij}}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}(x_i)} \quad (2.3)$$

하중계수 w_{ij} 는 뉴럴 네트워크에서 흔히 쓰이는 오차 역전달(Back Propagation) 알고리즘에 의한 학습과정을 통하여 수정된다.

위의 퍼지-뉴럴 네트워크는 비선형 시스템을 모델링 하는데 있어서 성능과 학습시간 측면에 있어서 기존의 뉴럴 네트워크보다 훨씬 우수하다.

3. 유전자 알고리즘

3.1 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm:GAs)

유전자 알고리즘은 최적화기법중의 하나로 자연선택과 유전메카니즘에 바탕을 둔 탐색알고리즘이다. 현재 가장 많이 사용되는 방법인 수학적 탐색방법은 지역극소에 빠질 확률이 높고 미분 등의 보조수단이 필요하기 때문에 탐색가능한 문제는 극소점이 유일하며 미분이 가능한 경우로 제한되어 실제로 적용가능한 경우는 매우 적다. 이러한 단점을 극복하기 위해서 임의의 탐색방법이 사용된다. 그러나, 이 방법도 모든 가능한 영역을 탐색하는 방법으로 탐색영역이 넓으면 효율은 절망적이라 할 수 있다. 이 두 방법에서 야기되는 문제를 해결하기 위해서 유전자 알고리즘이 고안되었다. 이는 임의의 값들로 시작하여 생물학적 메카니즘에 바탕을 둔 생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이

(mutation) 등의 연산자를 통해서 최적의 값을 찾아나가는 방법으로 기존의 방법들이 가지는 근본적인 제한들로부터 자유로와 다양한 분야에의 적용가능성이 매우 크다. 유전자 알고리즘의 특징은 크게 다음과 같다.

- 유전자 알고리즘은 주어진 값을 2진코딩하여 코딩된 문자열을 하나의 개체로 그리고 개개의 비트를 유전자처럼 취급한다.
- 하나의 지점부터 최적지점으로가 아닌 동시에 여러지점에서 최적지점을 찾아 나간다.
- 미분과 같은 수학적 연산이 아닌 결과의 적합도를 기준(목적함수)으로 수행된다.
- 결정적인 방법이 아닌 확률적인 방법이다.

기존의 방법들의 1개의 변수와 목적함수 그리고 가공된 목적함수(미분 등) 등을 사용하여 최적값을 결정해간다. 이것은 한 번에 한 점을 탐색할 수 있다. 이에 반하여 유전자 알고리즘은 여러개의 변수와 이 변수들을 2진변환한 문자열을 이용하여 확률적으로 다음 값을 형성시켜 나간다. 2진수에서의 각 비트는 유전자와 같이 취급된다. 만약 어떤 문자열의 비트들이 적합한 값들이라면 이를 이용하여 다음 세대를 생산하고 적합하지 않은 문자열들은 도태시켜 적합도를 높여나간다. 이 과정에 생산, 교배, 돌연변이 등의 연산자들이 사용된다. 또한 여러개의 변수를 사용하는 것은 동시에 여러점을 탐색할 수 있음을 의미한다.

3.2 유전자 알고리즘의 연산자

- 생산(Reproduction) : 적합도에 근거하여 자식세대를 생산할 수 있는 기회를 차등적으로 부여한다. 적합도가 높은 값은 그만큼 자신의 유전자를 다음 세대에 전할 확률이 높아지는 것이다.
- 교배(Crossover) : 선택된 값들을 교배시켜 새로운 값을 만들어 낸다. 실제로는 선택된 두 값이 가지는 비트들을 교차시킨다. 교배지점이 3일 때의 교배 예는 다음과 같다.
 부모세대 : 011:01 100:00
 자식세대 : 010:00 101:01
 부모세대의 011과 100은 자식세대에 그대로 전달되고 교배지점 뒷부분인 01과 00이 각각 위치를 바꾸어 전달된다.
- 돌연변이(Mutation) : 유전자 알고리즘은 생산

(reproduction)과 교배(crossover) 연산자만으로도 우수한 결과를 나타낸다. 하지만 경우에 따라서는 잠재적인 능력을 가진 유전자가 도태될 수도 있다. 이를 효과적으로 생존시키는 전략으로 돌연변이 연산자가 사용된다. 이는 비트를 반전시킴으로써 행해진다. 예를들어 1을 0으로 바꾸는 것이다.

돌연변이 연산자는 돌연변이율을 근거로 유전자의 개수(반전될 비트의 수)를 결정한다. 대개의 경우 1000 개중에 1개가 적용되는 0.001이 많이 사용된다.

이러한 유전자 알고리즘은 앞서 소개된 FNNs의 학습률, 모멘텀계수와 FNNs 에 사용되는 멤버십함수의 파라미터를 동정하기 위해 사용하였다.

4. 시뮬레이션

4.1 교통 경로 선택 모델링

교통경로선택을 모델화하는 방법으로서 이른바 지식 베이스를 이용한 모델화 방법이 제안되고 있다[6]. 일반적으로 이러한 것의 대부분은 인간이 획득한 지식으로부터 유효한 정보를 얻어 모델화를 행하는 것이다. 이러한 점에서 통계적인 데이터 처리를 기본으로 하는 함수 모델화와는 구조적 또는 기능적으로 다르다. 이런 차이점을 알아보기 위해 뉴럴네트워크의 결합형 모델에 대해서 검토결과를 보고한다.

일반적으로 경로선택의 문제는 광범위하게 정의되지만 여기에서는 그림 4.1과 같은 가장 간단한 OD간의 경로구성을 생각한 항선택의 예제를 사용하였다. 각경로의 구체적인 평가요인의 결정문제가 있지만, 여기서는 시간비용 그 외에 일반화된 [교통비용]을 생각했다.

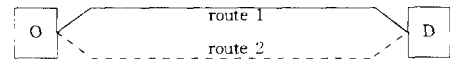


그림 4.1 경로선택의 간단한 예

이러한 전제를 바탕으로 가장 간단한 교통경로 / 기관선택문제를 생각하는 것으로 한다. 교통경로선택모델의 전형적인 예로는 2항형 logit model을 생각할 수가 있다. 따라서, 여기서는 대상을 경로운전자(이용자)로 생각했고 개인수준의 교통행동 표현이 어떻게 모델화 되는가가 주목대상이다[7].

평가지수는 $PI = \sum_{p=1}^n |y - \hat{y}_p|$ 를 사용하였다.

표 4.1. 모델링 방법의 성능 비교

Type	PI
NNs [6]	0.497
FNNs [6]	1.178
FNNs [5]	0.00946
FNNs(Complex) [9]	0.000493
FNNs(GAs) (our model)	0.000001

4.2 함수처리 공정 모델링

하수처리시스템에서는 활성오니공정이 일반적으로 사용되고 있다. 현재 대부분의 하수처리 플랜트는 제어 공정에서 조절 데이터를 얻기 위해 수학적 모델을 이용하고 있다. 그러나 이러한 수학적 모델이 정확하고 효과적으로 하수처리공정의 변수와 파라미터간의 관계를 설정하지 못하므로 정확한 하수처리공정의 모델링을 위해 본 연구에서는 수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 이 처리장의 1년분 수질 데이터로부터 활성오니공정을 모델링하였다. 활성오니공정을 모델링하기 위한 입출력 변수는 다음과 같다. 입력은 혼합액 부유물, 잉여 오탁물, 반송을 설정치, 용존산소 설정치이며, 출력은 부유물의 농도이다.

평가지수는 $PI = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n (y - \hat{y}_p)^2$ 을 사용하였다.

표 4.2. 모델링 방법의 성능 비교

Type \ No. of MF	7	13	15
Conventional model [8]	8.910334	2.503827	0.816277
FNNs(Complex) [9]	7.064596	1.104633	0.293213
FNNs(GAs) (our model)	6.136523	0.716500	0.111697

5. 결론

본 논문에서는 비선형적인 요소가 많고 언어적 규칙

을 찾기 어려운 시스템을 모델링 하기위해서 퍼지추론 규칙과 뉴럴 네트워크를 결합한 새로운 형태의 퍼지-뉴럴 네트워크의 사용을 제안하였다.

제안된 퍼지-뉴럴네트워크 모델링 방법의 성능을 시험하기 위해 교통 경로 선택 모델링과 활성오니 공정을 모델링 하였다. 제안된 모델링 방법에서 입력 변수의 비선형 퍼지-뉴런에 포함된 멤버십함수의 갯수를 많이 설정할수록 모델링 성능을 개선할 수 있었으며, 파라미터 동정에는 유전자 알고리즘을 사용함으로써 학습시 오차의 수렴성을 기존의 방법들에 비해 향상시킬 수 있었다.

참고문헌

- [1] E. Czogala and W.Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems", Fuzzy Sets Syst., Vol.6, pp.73-83, 1981.
- [2] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications 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., Vol.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", Fifth IFSA World Conference, pp.1017-1020, 1993.
- [6] 秋山孝正, "知識利用型の 経路選擇 モデル化手法", 日本土木計劃學研究論文集, JSCE, No.11, PP.65-72, 1993.
- [7] 森彬壽旁, "非集計モデルの 推定と 檢定", 日本土木計劃學講習會テキスト15, PP. JSCE, 1984.
- [8] 오성권, 우광방, "퍼지추론 방법에 의한 퍼지동정과 하수처리공정시스템 응용", 대한전자공학회 논문집 제 31권 B편 제 6호, PP.43-52, 1994년6월
- [9] 오성권, 노석범, 남궁문, "퍼지-뉴럴 네트워크 구조에 의한 비선형 공정시스템의 지능형 모델링", 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지 제5권 제4호, pp.41-55, 1995