

유전자 알고리즘을 이용한 FNNs 기반 비선형공정시스템 모델의 최적화

°최재호*, 오성권*, 안태천*

* 원광대학교 제어계측공학과, 전라북도 익산시 신룡동 344-2 ☎570-749

Tel. : 0653-50-6342, Fax. : 0653-53-2196, E-mail : jaeho@wonnms.wonkwang.ac.kr

Optimization of Fuzzy Neural Network based Nonlinear Process System Model using Genetic Algorithm

°Jaeho Choi*, Sungkwun Oh*, Taechon Ahn*

* Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Wonkwang Univ., Iksan, KOREA

Tel. : 0653-50-6342, Fax. : 0653-53-2196, E-mail : jaeho@wonnms.wonkwang.ac.kr

Abstract

In this paper, we proposed an optimization method using Genetic Algorithm for nonlinear system modeling. Fuzzy Neural Network(FNNs) was used as basic model of nonlinear system. FNNs was fused of Fuzzy Inference which has linguistic property and Neural Network which has learning ability and high tolerance level. This paper, We used FNNs which was proposed by Yamakawa. The FNNs was composed Simple Inference and Error Back Propagation Algorithm. To obtain optimal model, parameter of membership functions, learning rate and momentum coefficient of FNNs are tuned using genetic algorithm. And we used simplex algorithm additionally to overcome limit of genetic algorithm. For the purpose of evaluation of proposed method, we applied proposed method to traffic choice process and waste water treatment process ,and then obtained more precise model than other previous optimization methods and objective model.

1. 서론

선형시스템과는 달리 비선형시스템은 이의 복잡성 때문에 기존의 모델링 방법으로 모델링을 수행하는 과정에서 많은 어려움에 부딪히게 된다. 이를 해결하기 위해서 다양한 방법들이 제안되었는데, 이들 중 비선형시스템으로부터 언어적 규칙을 추출해 모델링하는 퍼지추론이나 직관적으로 모델링할 수 있는 신경망과 같은 지능형모델들의 사용이 많이 연구되고 있다. 본 논문에서는 이 둘의 특성을 적절히 융합한 상호보완적인 구조인 퍼지-신경망(Fuzzy-Neural Network)을 통해 비선형시스템의 모델을 구축한다. 이렇게 구축된 모델은 비선형적인 특성을 가지는 계통을 효과적으로 모델링할 수 있지만, 규칙 수, 소속함수 형태, 신경망

구조 등 초기값들에 대한 의존도가 매우 높아 이들의 적절한 선택이 정도가 높은 모델을 획득하는데 상당히 중요한 과제로 남게된다. 여기에 유전자 알고리즘을 이용하면 최적의 초기값에 접근할 수 있다. 하지만 유전자 알고리즘은 자체적으로 수렴의 한계성을 가지기 때문에 이를 극복하기 위하여 또 다른 최적화기법인 심플렉스 알고리즘을 이용하여 좀 더 높은 수준의 정도를 실현한다. 이 과정을 활성오니공정과 교통경로선택문제 등의 비선형공정에 적용하여 기존의 최적화 방법보다 더 나은 모델을 구성할 수 있음을 보여준다.

2. 퍼지-뉴런의 구조

퍼지와 신경망 각각의 독자적인 연구과정에서 이 두

구조가 유사성과 상호보완적인 특성을 가짐을 인식하고 이들의 결합이 시도되었다. 이렇게 얻어진 구조는 특히 퍼지논리의 언어적논리를 규칙의 형태로 표현할 수 있는 능력과 신경망의 학습기능 및 높은 융통성을 가지게 되는데, 결합방법은 퍼지와 신경망을 단순히 각각의 특성을 살리면서 구조만을 결합시키는 형태와 완전히 특성을 융합시키는 형태 두 가지로 구분된다.

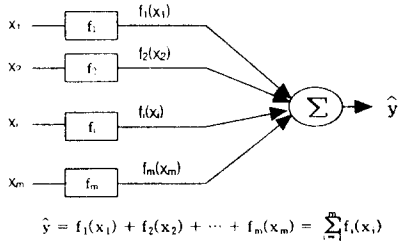


Fig. 2.1. Yamakawa's FNNs

본 논문에서 사용되는 Yamakawa에 의해 제안된 퍼지-뉴럴네트워크는 후자에 해당되는 형태로 신경망의 구조에 퍼지규칙이 함의되는 형태를 가진다. 이는 그림2.1과 같은 구조를 가지며, 퍼지추론부에 규칙의 형태가 식2.1과 같은 보수적 소속함수(membership function)를 가지는 간략추론법(식2.2)이 사용되고, 신경망은 오류역전파 알고리즘(Error Backpropagation Algorithm)에 의해 학습이 수행되는데, 기존의 신경망에 비해 학습속도가 빠르고 항상 수렴한다는 장점을 가지고 있다.[4][5]

$$R : \text{If } x \text{ is } A, \text{ then } y = w \quad (2.1)$$

$$f_i(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}(x_i) \cdot w_{ij}}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}(x_i)} \quad (2.2)$$

3. 동정 알고리즘

3.1 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm:GAs)

유전자 알고리즘은 자연계 생물체의 유전자적 특성과 적자생존(Survival of the fittest)메카니즘을 응용한 선택 알고리즘으로, 기존의 방법들과는 달리 적용에 별다른 제한이 없다는 특성 때문에 다양한 분야에 응

용되고 있다. 본 논문에서는 우리가 원하는 최적의 값을 얻기 위하여 유전자 알고리즘을 사용한다.

일반적인 유전자 알고리즘은 변수를 2진코딩하여 비트를 유전자처럼 취급하며, 결정적인 방법이 아닌 확률적인 방법이고, 동시에 여러지점을 통해 최적지점을 찾는다. 유전자 알고리즘을 수행시 많은 종류의 연산자가 사용되는데 이 들중 가장 기본이 되는 세 개의 연산자는 생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation) 연산자이다.[6][7]

- Reproduction

적합도에 따라 다음세대를 생산할 수 있는 기회를 차등적으로 부여, 적합도가 높을수록 유전자를 다음세대에 전할 확률이 높아진다

- Crossover

변수들의 교배를 통하여 새로운 값을 만들어낸다. 비트를 교차시킴으로써 수행

- Mutation

잠재적 능력을 가진 유전자의 도태를 막기 위해 사용. 돌연변이율(Mutation possibility)을 근거로 비트를 반전시킨다

유전자 알고리즘의 수행순서는 다음과 같다.

1. 목적함수와 유전자로 이용할 변수를 결정한다.
2. 유전자와 군집(population)의 크기를 결정한다.
3. 난수를 이용해 1세대 유전자를 형성한다.
4. Reproduction 연산을 통해 교배대상을 선정한다.
5. 교배를 위해 짝을 결정한다.
6. Mutation 연산을 행한다.
7. Crossover 연산자를 이용해 짝을 짓는다.
8. 새로운 세대의 군집을 형성한다.
9. 오차가 허용 오차이내의 값이면 종료하고, 그렇지 않을 경우 4번으로 간다.

3.2 심플렉스 알고리즘(Simplex Algorithm)

심플렉스 알고리즘은 최적화기법의 일종으로 n차원 공간에서 n+1개의 꼭지점을 가지는 심플렉스라 불리는 기본구조를 이용한다. 심플렉스 알고리즘의 기본개념은 n+1개의 데이터에 대하여 목적함수의 값을 비교함으로써 심플렉스를 최적의 값을 가지는 지점으로 반복적인 과정을 통하여 이동시켜 나가는 것이다. 심플렉스의 이동은 reflection, contraction, expansion이라

알려진 세 가지 연산자에 의해서 수행되어진다.[8]

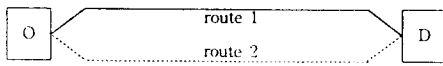
3.3 퍼지-뉴럴네트워크의 동정

퍼지-뉴럴네트워크의 동정을 위해서 먼저 동정을 수행할 대상 변수들을 결정한다. 본 논문에서 사용되는 퍼지-뉴럴네트워크구조에서는 퍼지추론부의 변수 입력공간 폭의 조정과 신경망부분의 학습률과 모멘텀 계수를 동정대상으로 한다. 필요에 따라 변수의 삭제나, 또 다른 변수를 추가하는 것이 가능하다. 선정된 변수들은 유전자알고리즘을 통하여 동시에 PI(Performance Index)가 가장 작게 되는 값들로 취해지게 된다. 이 과정을 통해서는 수많은 극소봉우리들 중 지역극소는 배제되고 전역극소를 가지는 봉우리를 찾게 된다. 그러나 유전자 알고리즘이 가지는 수렴의 한계성 때문에 전역극소까지는 완전히 접근하지는 못한다.[6][7] 따라서, 이렇게 얻어진 값들을 초기값으로하여 극소점을 찾아내는 다양한 최적화 알고리즘을 적용한다면 진정한 전역극소를 찾을 수 있게 된다. 이를 기본개념으로하여 본 논문에서는 여러 가지 최적화 알고리즘중에서 기하학적 개념을 바탕으로 하는 심플렉스 알고리즘[8]의 적용을 제안한다.

4. 시뮬레이션

4.1 교통 경로 선택 모델링

일반적으로 어느 한 지점에서 출발하여 목적지까지는 매우 다양한 경로가 존재한다. 우리는 여러 가지 가능한 모든 경로에 대해서 장점과 단점을 비교하여 최적의 경로를 선택하게 된다. 이러한 선택에 영향을 미치는 인자들은 거리, 시간, 노면의 쾌적성, 경로 주변의 경치, 안정성등 매우 다양하다. 위의 인자들을 교통비용이라는 궁극적인 인자로 통일될 수 있다.



O(Origin) : 출발지점, D(Destination) : 목적지

Fig. 4.1. Traffic route choice model

시뮬레이션을 위해 사용된 경로선택데이터는 두 개의 경로중 교통비용에 따라 하나의 경로를 선택하는

과정을 나타내고 있다. 경로선택데이터는 상대적으로 단순하여 심플렉스 알고리즘 없이 유전자 알고리즘만으로도 PI의 값을 0으로 가지는 모델을 획득할 수 있다. PI는 식4.1을 이용하였다.

$$PI = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (y_p - \hat{y}_p)^2 \quad (4.1)$$

아래의 표는 다른 모델링 방법들과 제안된 방법을 PI값을 통해 비교하였다.

Table 4.1. Comparison with other modeling methods

| Type | PI |
|--------------------|----------|
| NNs | 0.497 |
| FNNs | 1.178 |
| FNNs(Complex) [10] | 0.000493 |
| FNNs(our model) | 0.000000 |

4.2 하수처리 공정 모델링

하수처리를 위한 다양한 방법중 가장 많이 사용되는 것이 활성오니(activated sludge)를 이용한 방법이다. 활성오니공정은 일반적으로 침사지, 최초침전지, 폭기조 및 최종침전지로 구성된다. 침사지와 최초침전지에서는 하수중에 포함된 이물질들이 중력에 의해 침강되고, 폭기조에서는 하수에 공기를 흡입시킨다. 활성오니란 유기물 제거의 중심을 이루는 미생물로 폭기조에서 자연 발생되며, 응집한 미생물의 덩어리를 플록(floc)이라 한다. 활성오니는 폭기조내에서 공급되는, 산소와 결합하여 유기물과 탄산가스로 분해한다. 최종침전지에서는 플록을 침강, 제거하고 맑은 물을 외부로 흘려보낸다. 한편 최종침전지에서 침강한 미생물은 폭기조 입구에서 재순환되어 다시 유기물 제거에 사용된다.

본 논문에서는 활성오니공정을 폭기조 및 최종침전지를 하나의 단일 모델로 설정하여, 실제 최초침전지로 유입되는 생물학적 산소요구량(Biological Oxygen Demand;BOD)및 유입수의 부유물 농도(Suspended Solid;SS)를 측정하고, 최종침전지에서 유출되는 생물학적 산소요구량 및 부유물 농도를 통하여 하수처리 정도를 비교한다. 사용된 데이터는 수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 이 처리장의 1년치 수질 데이터들이다. PI식은 교통

경로선택모데과 동일하고, 아래의 표에서 다른 모델링방법과 제안된 방법의 성능을 비교하였다.

Table4.2. Comparison with other modeling methods

| Type | PI |
|-------------------------------------|-----------------|
| Conventional Model [9] | 0.816277 |
| FNNs(Complex) [10] | 0.293213 |
| FNNs(GAs,Heuristic) [11] | 0.111697 |
| FNNs(our model, GAs) | 0.323822 |
| FNNs(our model, GAs+Simplex) | 0.008425 |

아래의 그림은 유전자 알고리즘을 통한 수렴성과 심플렉스 알고리즘을 통한 수렴성을 시각적으로 확인할 수 있는 그래프이다.

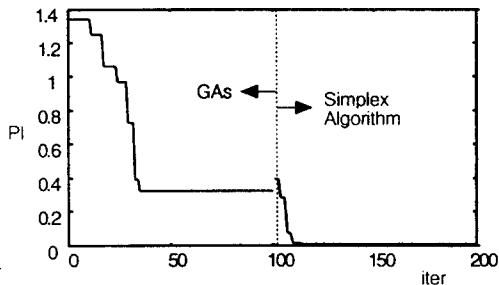


Fig. 4.2. PI of waste water treatment process

5. 결 론

본 논문에서는 언어적 규칙을 찾기 어려운 복잡한 비선형 공정의 모델링을 위하여 Yamakawa에 의해 퍼지추론과 신경망이 결합된 퍼지-뉴럴네트워크[5]를 사용하였다. 이의 최적화된 모델을 얻기 위하여 유전자 알고리즘[7]으로 퍼지-뉴럴네트워크를 동조하였으며, 여기에 부가적으로 유전자 알고리즘이 근본적으로 가지는 수렴의 한계를 극복하기 위하여 유전자 알고리즘을 통해 얻어진 값을 초기값으로 한 심플렉스 알고리즘[8]의 적용을 제안하였다. 제안된 최적화 기법의 성능 시험을 위하여 교통경로선택모델과 하수처리공정에 적용했을 때, 기존의 모델링방법들에 비해 PI 측면에서 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 그리고 모든 과정이 자동으로 수행되며, 인간의 개입없이 알고리즘만으로 객관적 모델을 획득할 수 있다는 장점을 가진다.

참고문헌

- [1] E.Czogala and W.Pedrycz "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems", Fuzzy Sets Syst., Vol, pp.73-83, 1981.
- [2] T.Takagi and M.sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application 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., Bol.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", 5th IFS World Conference, pp.1017-1020, 1993.
- [6] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in search, Optimization & Machine Learning", Addison wesley.
- [7] Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Springer Verlag.
- [8] Torsten söderström, Petre Stoica, "System Identification", Prentice Hall.
- [9] 오성권, 우광방, "퍼지추론 방법에 의한 퍼지동정과 하수처리공정시스템 응용", 대한전자공학회 논문집 제31권 B편 제6호, pp.43-52, 1994년 6월.
- [10] 오성권, 노석범, 남궁문, "퍼지-뉴럴 네트워크 구조에 의한 비선형 공정시스템의 지능형 모델링", 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문집 제5권 제4호, pp.41-55, 1995.
- [11] 최재호, 오성권, 안태천, 황형수, "유전자 알고리즘을 사용한 퍼지-뉴럴네트워크 구조의 최적모델과 비선형공정시스템으로의 응용", 한국퍼지 및 지능시스템학회 '96 추계학술대회 논문집 Vol6, No.2, pp.302-305, 1996.