1999년도 대한전기학회 정기총회 및 추계학술대회 논문집 1999. 11. 20

다변수 퍼지 입력 공간 분할에 의한 퍼지-뉴럴 네트워크

박호성, 윤기찬, 오성권, 안태천
원광대학교 전기전자공학부

Fuzzy-Neural Networks by Means of Division of Fuzzy Input Space with Multi-input Variables.

Hosung Park, Kichan Yoon, Sungkwun Oh, Taechon Ahn.
Division of Electrical & Engineering, of Wonkwang University

Abstract - In this paper, we design an Fuzzy-Neural Networks(FNN) by means of divisions of fuzzy input space with multi-input variables. Fuzzy input space of Yamakawa's FNN is divided by each separated input variable, but that of the proposed FNN is divided by mutually combined input variables. The membership functions of the proposed FNN use both triangular and gaussian membership types. The parameters such as apexes of membership functions, learning rates, momentum coefficients, weighting value, and slope are adjusted using genetic algorithms. Also, an aggregate objective function(performance index) with weighting value is utilized to achieve a sound balance between approximation and generalization abilities of the model. To evaluate the performance of the proposed model, we use the data of sewage treatment process.

1. 서 론

퍼지논리는 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 이것은 0과 1사이의 폐구간내 임의의 실수값을 가질 수 있어 비선형 시스템에 내재되어 있는 불확실성을 효과적으로 나타내었다. 하지만 멤버쉽함수와 규칙을 결정하는데 많은 어려움을 가지고 있다. 즉 퍼지 논리에서는 인간 전문가 혹은 시행 착오법에 의해 퍼지 규칙을 생성하는 방법, 동적으로 변화하는 환경에서 적응적으로 대처할 수 있는 추론 시스템의 구성이 불가능하다는 점이다. 이러한 어려움을 극복하는 방법중의 하나로, 퍼지 논리와 신경회로망을 합성하는 방법이다. 이런 형태의 합성에 대한 연구는 퍼지 논리와 신경회로망을 단순히 각각의 특성을 살리면서 구조만을 결합시키는 형태와 완전히 특성을 융합시키는 형태 두 가지로 구분된다.

Yamakawa[1,2] 등에 의해 제안된 퍼지-뉴럴 네트워크모델은 후자에 해당되며, 보수적인 삼각형 멤버쉽함수를 가지는 퍼지 규칙과 연결가중치의 집합에 의해 구성되어있다. 이러한 구조적 형태로 다른 비선형 모델에 비해서 학습속도가 빠르고 수렴특성이 우수한다는 장점을 가졌으나, 퍼지 공간을 분할하는데 있어서 각 입력에 대해 분리된 퍼지 공간을 사용하므로써 모델의 성능에 좋은 영향을 주지 못했다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 입력 변수들의 상호 관계를 고려하여 퍼지 공간을 분할한 퍼지-뉴럴 네트워크 구조를 설계한다.

제안된 퍼지-뉴럴 네트워크모델은 비선형적인 데이터들간의 상호 연관성을 찾아 입력 공간에서 데이터를 구성하고 연결가중치의 집합에 의해 표현하는 방법으로 삼각형과 가우시안 멤버쉽함수를 사용하여 기존 모델과 비교하여 우수한 모델을 구축할 수 있다. 또한 학습 데이터 및 테스트 데이타를 고려한 퍼지-뉴럴네트워크 모델 성능 즉 근사화 및 일반화 능력 모두를 고려한 성능결과를 위해 하중 계수를 가진 합성 목적함수를 이용한다.

유전자 알고리즘을 의해 멤버쉽함수의 정점과 학습률, 모멘텀 계수, 그리고 근사화 및 일반화 능력을 상호 고려하기 위해 하중계수를 동조한다.

제안된 모델은 하수처리 공정에서 얻어진 데이타를 이용하여 성능을 평가하며 기존 모델에 비해 우수한 모델임을 보인다.

2. 본 론

2.1 퍼지-뉴럴 네트워크 모델

제안된 퍼지-뉴럴 네트워크모델은 비선형적인 데이터들간의 상호 연관성을 찾아 그림 1과 같은 입력 공간에서 데이터를 구성하고 연결가중치의 집합에 의해 표현하는 방법으로 삼각형과 가우시안 멤버쉽함수를 사용한다.

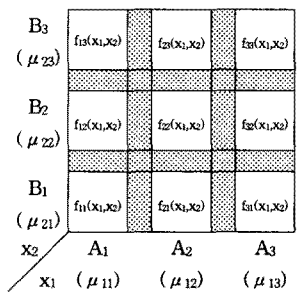


그림 1. 결합된 입력 변수 경우에 퍼지 공간 분할

제안된 퍼지-뉴럴 네트워크모델의 퍼지 규칙은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} R^1 &: IF\ \ x_i\ is\ A_{11} \cdots x_k\ is\ A_{1k}\ \ Then\ \ y = w_1 \\ &\ \ \vdots \qquad\qquad\qquad\qquad \vdots \\ R^j &: IF\ \ x_i\ is\ A_{j1} \cdots x_k\ is\ A_{jk}\ \ Then\ \ y = w_j \\ &\ \ \vdots \qquad\qquad\qquad\qquad \vdots \\ R^n &: IF\ \ x_i\ is\ A_{n1} \cdots x_k\ is\ A_{nk}\ \ Then\ \ y = w_n \end{aligned} \tag{1}$$

여기에서 R^j는 j번째 퍼지규칙을 나타내며, A_{ik}는 퍼지집합의 멤버쉽함수이고, 후반부의 w_i는 상수이며 그림 3의 연결 하중계수를 나타내고, 2입력 1출력을 가지고 각 입력변수에 대하여 3개의 멤버쉽함수를 사용하는 제안된 퍼지-뉴럴 네트워크의 구조 예가 그림 2에 보였다.

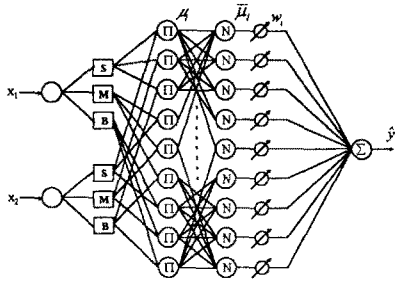
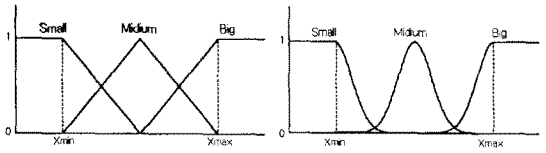


그림 2. 퍼지-뉴럴 네트워크

멤버쉽함수는 그림 3과 같이 삼각형과 가우시안 형태을 이용한다. 삼각형 멤버쉽함수는 보수적(complementary)인 관계를 가지는 형태이고, 가우시안 멤버쉽함수는 유전자 알고리즘을 이용하여 기울기(slope)를 동조한다.



(a) 삼각형 (b) 가우시안

그림 3. 멤버쉽함수 정의

2.2 하중값을 가진 목적함수

본 논문에서는 주어진 학습 데이타를 이용하여 퍼지-뉴럴네트워크 모델을 구축하고 테스트 데이타를 사용하여 모델을 평가하기 위한 근사화 및 일반화의 상호 균형과 의존 능력을 가진 합성 목적 함수(성능지수)를 이용하여 상호 연계된 최적 모델 구조 생성에 의한 성능지수의 향상을 꾀하였다[8,9]. 이를 위해 학습 및 테스트 데이타의 성능 결과에 대한 하중값을 가진 목적함수를 다음과 같이 정의한다.

$$f(\mathrm{PI},\ \mathrm{E_PI}) = \theta \times \mathrm{PI} + (1-\theta) \times \mathrm{E_PI} \qquad (2)$$

PI는 학습데이타에 대한 성능지수, E_PI는 테스트데이타에 대한 성능지수, 그리고 θ는 PI와 E_PI에 대한 하중값을 나타내고, 목적함수는 모델의 성능향상이 최적이 되도록 하기 위해 전반부 멤버쉽함수의 모든 파라미터들과 학습률, 모멘텀 계수들은 유전자 알고리즘에 의해 조절된다.

2.3 유전자 알고리즘

본 논문에서는 퍼지-뉴럴 네트워크의 파리미터를 최적으로 설정해 주기 위하여 유전자 알고리즘[8]을 이용한 모델의 최적화 과정을 수행하게 된다. 제안된 모델의 최적화를 위하여 사용된 유전자 알고리즘은 반복을 통해서 최적지점에 접근해 가는 방법을 사용하고 탐색지점으로 실수가 주어지면 이를 2진수(binary)로 변환하게 된다. 변환된 각 비트는 염색체처럼 취급되고, 염색체가 모여 유전자를 이루며 개체(individual)라 불린다. 즉, 각 염색체는 모두 하나의 개체 안에 연결해 사용한다. 염색체(변수)는 10 bit로 정의하고, 개체가 탐색할 때 사용되는 하나의 지점을 의미한다. 동시에 여러 점을 탐색하기 위해 개체를 동시에 여러 개 사용되는데 이를 군집이라 한다. 선택(selection)연산으로 roulette-wheel방식, 교차(crossover)연산은 one-crossover방식, 돌연변이 연산은 선택된 비트를 반전시키는 invert방식을 사용하였다.

표 1. 유전자 알고리즘의 동조 대상

삼각형 멤버쉽함수	가우시안 멤버쉽함수
멤버쉽함수의 정점	멤버쉽함수의 정점
학습률	학습률
모멘텀계수	모멘텀계수
하중계수 θ	기울기
	하중계수 θ

하중계수를 동조하는 목적은 근사화, 일반화 사이에서 상호 균형에 의한 최적의 퍼지 뉴럴 네트워크모델를 구축함에 있다. 이것의 의미는 학습 데이타에 의한 퍼지-뉴럴 네트워크모델의 성능지수 PI를 구하고, 이 학습 데이타에 의해 생성된 퍼지-뉴럴 네트워크에 테스트 데이타를 가하여 평가용 성능지수 E_PI를 구한다. 구해진 PI와 E_PI에 하중값 θ, 1-θ를 곱한 다음 합에 의한 목적함수 $f(\cdot)$를 최적화시키는 방향으로 모델의 파라미터를 유전자 알고리즘에 의해 동조함으로써 최적퍼지-뉴럴 네트워크을 구축한다. 이것은 모델 자체의 근사화 능력과 일반화 능력을 상호 고려한 목적함수의 형태로 하중값을 선택하여 최적퍼지-뉴럴 네트워크모델을 구축할 수 있다.

2.4 하수처리 공정을 이용한 실험적 연구

본 논문에서는 모델의 성능을 확인하기 위하여 하수처리 공정에서 얻어진 데이타를 이용해 시뮬레이션을 행한다. 하수처리를 위한 다양한 방법중 가장 많이 사용되는 것이 활성오니 방법이고, 그를 이용한 하수처리 공정은 침사지, 최초침전지, 폭기조 및 최종침전지로 구성된다. 그 공정에서 혼합액 부유물(MLSS), 잉여오니흐름율(WSR), 반송율 설정치(RRSP), 용존산소 설정치(DOSP)을 입력으로 하고, 부유물의 농도(ESS)를 출력으로 하는 4입력 1출력 구조를 이용한다. 현재 대부분의 하수처리 플랜트는 제어 공정에서 조절 데이타를 얻기 위해 수학적모델을 이용하고 있다. 그러나 이러한 수학적 모델이 하수처리공정 변수들 사이의 관계를 정확하고 효과적으로 설정하지 못하므로, 제안된 방법을 통해 수도권 하수처리장 중의 하나를 모델로 선정하여 1년분 수질 데이타로부터 모델링하였다[8]. 성능평가 기준은 PI(Performance Index)중에서 오차의 제곱에 대한 평균을 구하는 식 (3)과 같은 형태인 MSE(Mean Squared Error)을 사용한다.

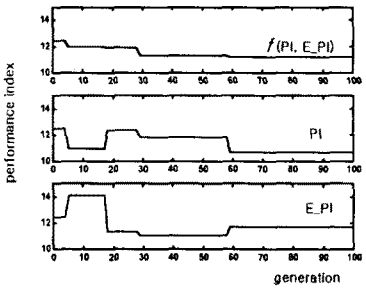
$$PI = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y_i})^2 \qquad (3)$$

하수처리 공정은 비선형성이 강하기 때문에, 모델링에 많은 어려움이 따른다. 표 2에서는 기존FNN모델과 제안된 FNN모델을 유전자 알고리즘으로 동조한 결과를 보여주고 있다. 이들의 모델은 각 입력에 따른 멤버쉽함수를 3개로 설정하고, θ값에 의해 FNN모델의 파라미터를 유전자 알고리즘에 의해 자동 동조함으로써 근사화 및 일반화 능력을 상호 고려한 최적FNN모델의 성능지수를 구한다.

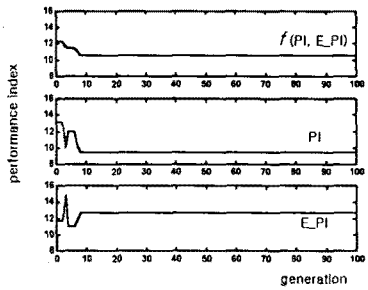
그림 4는 식 (3)의 입력 MLSS, WSR인 경우에 합성 목적함수 f가 최적값으로 수렴할 때, 모델의 학습 데이타에 의한 성능지수와 테스트 데이타에 의한 성능지수가 세대의 진행에 따른 최적화과정을 나타낸다.

표 2. 하수처리 공정의 성능지수

입력 1	입력 2	기존 모델		제안된 모델 (삼각형)		제안된 모델 (가우시안)	
		PI	E_PI	PI	E_PI	PI	E_PI
MLSS	WSR	12.632	11.322	10.682	11.689	9.370	11.964
MLSS	RRSP	13.910	14.074	11.551	12.601	11.111	13.328
MLSS	DOSP	14.367	14.865	13.202	16.122	11.893	15.647
WSR	RRSP	12.769	9.740	11.761	12.191	11.950	8.931
WSR	DOSP	11.786	11.644	12.398	8.373	11.769	8.938
RRSP	DOSP	13.860	15.541	13.496	9.964	12.277	8.824



(a) 삼각형 멤버쉽함수인 경우



(b) 가우시안 멤버쉽함수인 경우

그림 4. 유전자 알고리즘에 의한 FNN모델 성능지수의 최적화

표 3. 다른 모델과 성능 비교

Type		PI	E_PI	Total No. of M.F.
Oh' Fuzzy model [7] (Complex)	Simplified	13.726	16.206	4
		12.802	15.915	6
	Linear	6.396	54.233	4
		0.001	923.324	6
Oh' Fuzzy model [8] (GA)	Simplified	12.847	14.155	4
		12.318	13.117	6
	Linear	7.087	32.970	4
		0.0002	187.911	6
Yamakawa's FNN model		13.209	12.680	4
		12.632	11.322	6
Proposed FNN model	Triangular	10.682	11.689	6
	Gaussian	9.370	11.964	6

표 3에서 다른 동정된 모델과 그 성능을 비교하였다. 간략추론에서는 각 퍼지모델과 비교하여 FNN모델의 학습 및 테스트 데이타에 의한 모델 양측에서 성능이 향상됨을 알 수 있고, 선형추론에서는 각 퍼지모델이 학습 데이타에 의한 모델 성능은 우수하지만 테스트 데이타에 의한 모델 성능에서는 큰 오차를 발생시키므로 실 공정 적용에서는 FNN모델이 더 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다. 이는 FNN모델이 간략추론 퍼지모델보다 근사화 및 일반화 능력 모두 우수한 반면에 선형추론 퍼지모델보다는 근사화능력은 떨어지나 일반화 즉 예측능력은 우수함을 의미한다. 이 표에 의하면 제안된 FNN모델이 데이터들간의 상호 연관성을 찾아 퍼지 공간 분할함으로써 기존 FNN모델보다 근사화 능력을 평가하는 학습 성능지수가 우수한 결과를 얻었다.

3. 결 론

본 논문에서는 Yamakawa에 의해 제안된 퍼지-뉴럴 네트워크모델을 기반으로 다변수 퍼지 입력 공간 분할에 의한 퍼지-뉴럴 네트워크 구조를 설계하였다. 하수처리 공정의 비선형 데이타를 사용하여 제안된 모델과 기존 모델과 비교하였다.

앞 결과에서 알 수 있듯이 복잡하고 비선형인 공정에 대하여 각 입력 변수들의 상호 관계를 고려한 퍼지 공간 분할을 함으로써 우수한 퍼지-뉴럴 네트워크 구조를 구축할 수 있었다. 비선형성이 강하며 균일하지 않고 분산된 구조인 하수처리 공정에서는 학습 및 테스트 데이타에 의한 모델 성능지수가 모두 우수한 결과를 얻었다. 또한 합성 목적함수에서 최적 하중값으로부터 FNN모델의 근사화 및 일반화 사이의 상호 연계를 통한 최적모델의 성능지수를 나타내었다.

감사의 글

이 논문은 1999년 한국학술진흥재단의 학술연구비에 의하여 지원되었음

[참 고 문 헌]

[1] Takeshi Yamakawa, "A Neo Fuzzy Neuron and Its Applications to System Identification and Prediction of the System Behavior," *Proceed ings of the 2nd International Conference on Fuzzy logic & Neural Networks*, pp.477-483, 1992.

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

[3] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in search, Optimization & Machine Learning*, Addison wesley, 1989.

[4] Zbigniwe Michalewicz, *Genetic Algoriths + Data Structure = Evolution Programs*, Springer-Verlag.

[5] Byoung Jun Park, Sung Kwun Oh and Witold Pedrycz, "Fuzzy Identification by means of Partitions of Fuzzy Input Space and an Aggregate Objective Function", '99FUZZ-IEEE, Vol. I, pp.354-359, August 22-25, 1999.

[6] 오성권, 노석범, 남궁문, "퍼지-뉴럴 네트워크 구조에 의한 비선형 공정시스템의 지능형 모델링,"한국퍼지 및 지능시스템학회 논문집 제5권 제4호, pp.41-55, 1995.

[7] S.K. Oh and W. Pedrycz, "Identification of Fuzzy Systems by means of an Auto-Tuning Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems," *Fuzzy sets and Syst.*, 1999 (In press).

[8] 박병준, 오성권, 안태천, 김현기, "유전자 알고리즘과 하중값을 이용한 퍼지 시스템의 최적화," 대한전기학회 논문집 제48권 A편 제 6호, PP.789-799, 1999.

[9] 오성권, "퍼지모델 및 제어이론과 프로그램," 기다리출판사, 1999.