

PSO 기반 RBF 뉴럴 네트워크 구조적 설계

석진욱, 김영훈, 오성권
수원대학교 전기공학과

Design of Radial Basis Function Neural Network(RBFNN) Structure Based on PSO

Jin-Wook Seok, Young-Hoon Kim, Sung-Kwon Oh
Dept. of Electrical Engineering, The Univ. of Suwon

Abstract - 본 논문에서는 대표적인 시스템 모델링 도구중의 하나인 RBF 뉴럴 네트워크(Radial Basis Function Neural Network)를 설계한다. 제안된 RBF 뉴럴 네트워크는 은닉층의 활성화함수로서 Fuzzy C-Means 클러스터링을 사용하며 더 나아가 모델의 최적화를 위해 PSO 알고리즘을 사용하여 은닉층의 노드 수와 다수의 입력을 가질 경우 입력의 종류를 동정한다.
제안한 모델의 성능을 평가하기 위해 NOx 데이터를 적용하였으며 제안된 모델의 근사화와 일반화 능력을 분석한다.

1. 서 론

모델링 분야에서 퍼지집합, 뉴럴 네트워크(Neural Networks) 그리고 최적화 알고리즘(Optimization Algorithms)은 매우 광범위하게 발전하고 있는 동시에 시스템 모델링에 대한 새로운 방법론적 이슈가 지속적으로 등장하고 이에 대한 우리의 인식 또한 중요시 되고 있다. 그중에서도 RBF(Radial Basis Function) 뉴럴 네트워크[4]는 입력 변수가 증가하면 시스템이 복잡해지고 함수식으로 표현하는데 한계를 드러내는 모델의 설계를 위하여 가장 많이 사용되는 대표적인 모델 중 하나로, 하나의 은닉층(hidden layer)만으로 구성된 네트워크 구조이다[1]. 또한 빠른 학습 시간, 일반화(generality)능력, 단순화(simplicity)등의 특징으로 인해 학습 데이터를 분류하는 작업과 비선형 시스템 모델링 등에 적용되고 있다.

본 논문에서는 PSO(Particle Swarm Optimization)기반 RBF 뉴럴 네트워크를 설계한다. 또한 기존에 주로 사용되던 학습방법인 오류역전파 알고리즘이 아닌 LSM(Least Square Estimation)을 사용한다.

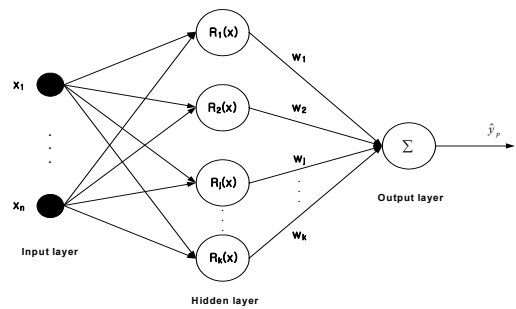
RBF의 개수 즉, 클러스터링의 수는 사회적 행동양식을 바탕으로 한 최적화 알고리즘인 PSO(Particle Swarm Optimization)알고리즘을 사용하여 결정한다[3]. PSO는 GAS(Genetic Algorithms)와 같이 엘리트 전략에 의해 유지되는 하나의 유용한 정보만 제공되는 것이 아니라 개체군 전체가 유용한 위치 정보를 공유하여 최적의 해(Optimal solution)에 대한 방향을 제시해 준다. 제안한 모델의 성능을 평가하기 위해 NOx 데이터를 적용하였으며 제안된 모델의 근사화와 일반화 능력을 분석한다.

2. 일반적인 RBFNN

RBF 뉴럴 네트워크는 학습 데이터를 분류하는 작업과 비선형 시스템 모델링 등에 적용되고 있다. 기존의 오류 역전파 학습 알고리즘과 같은 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron)의 연결 가중치들이 지역 최소화에 위치하여 학습 패턴들이 잘 분류되지 않은 경우를 방지할 수 있으며 학습시간을 단축시킬 수 있다. RBF 뉴럴네트워크의 구성은 입력데이터를 네트워크와 연결하는 입력층(Input layer), 입력층을 RBF에 의해 고차원 공간으로 비선형 변환하는 은닉층(Hidden layer), 은닉층의 결과를 선형 조합하여 네트워크의 최종 출력값을 계산하는 출력층(Output layer)등의 세 개의 서로 다른 층으로 이루어져 있다. 은닉층 활성화함수의 중심과 폭은 신경망의 구조를 결정하게된다. 입력 데이터 중에서 임의로 중심 선택법, 네트워크의 입력 공간에서의 임의로 중심 추출법, 군집화 기법(Clustering algorithm)을 이용한 중심 결정법등이 사용된다. RBF의 중심과 폭이 결정된 후 네트워크의 연결가중치는 경사하강법(Gradient Descent Method) 등의 학습방법에 의해 결정된다.

본 논문에서 제안한 RBF 뉴럴 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층으로 일반적인 구조를 기반으로 한다. 하지만 기존의 기법과 달리, 입력공간의 특성을 표현하기 위해 활성화함수의 구조로 FCM 클러스터링 알고리즘을 사용하며 최적의 RBF 뉴럴 네트워크의 구조를 결정하기위해 PSO 알고리즘을 사용하였다.

〈그림 1〉 일반적인 RBF 뉴럴 네트워크



3. 제안된 RBF 뉴럴 네트워크

3.1 Fuzzy C-Means 클러스터링

Fuzzy C-means(FCM) 클러스터링 방법[2]은 패턴인식 시스템에 퍼지 집합 이론이 데이터 획득, 특징 추출, 패턴분류 등으로 구성되는 일반적인 인식 시스템에 존재하는 여러 불확실성을 효과적으로 처리할 수 있는 장점 때문에 많이 사용된다. 또한 주어진 출력 데이터의 특징을 해석하여 파악된 출력 데이터의 정보를 기반으로 새로운 입력 데이터를 분할함으로써 기존의 데이터 전처리 방법들보다 더 효율적이고 유기적으로 주어진 입력 데이터의 특성을 파악하여 모델의 구축에 적용할 수 있다.

FCM 클러스터링은 그 분류 결과가 소속정도로 표현되므로 유연한 패턴 분류 시스템을 구성할 수 있다는 장점이 있다. FCM 클러스터링은 n개의 벡터 $x_i, i=1, \dots, n$ 의 집합을 c개의 퍼지 그룹들로 분할하고, 비 유사성 측정의 비용함수가 최소가 되는 것과 같은 각각의 그룹 안에서 클러스터의 중심을 찾는다. FCM알고리즘은 유사척도로서 특정 내적 노음자 (Inner product norm metric)를 사용하여 정의된 목적 함수가 근사적 최솟값이 되도록 퍼지분할 U와 클러스터의 중심값 V를 반복 계산법에 의해 구하는 최적화 퍼지 클러스터링 알고리즘으로써 목적 함수는 식 (1)과 같다.

$$Min z(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2, \quad d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

여기서, x_k : 임의의 유한 데이터 집합, V : 클러스터의 중심벡터, U : 퍼지 분할, m : 하중 파라미터, c : 클러스터의 수, n : 데이터의 수, $\|\cdot\|$: 내적 노음자

3.2 PSO(Particle Swarm Optimization)

1995년 Kennedy and Everhart에 의해 처음 소개된 PSO는 새 떼와 물고기 떼 같은 생체군집의 사회적 행동양식을 바탕으로 하고 있다. PSO 역시 군집기반 알고리즘으로 병렬처리 특징을 가지며, 군집과 개체는 swarm과 particle로 표현된다.

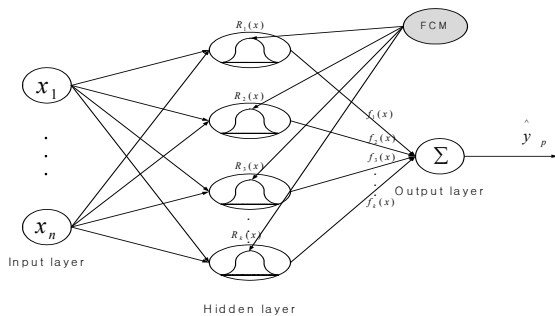
제안된 RBF 뉴럴 네트워크 모델의 성능을 구조 동정이 필수적이다. PSO 알고리즘을 통하여 은닉층 노드 수 그리고 다수의 입력을 가질 경우 입력의 종류를 동정한다.

3.3 PSO 기반 RBF 뉴럴 네트워크

제안된 RBF 뉴럴 네트워크에서 커널 함수로서 FCM을 사용하였다. 또한 각 클러스터의 개수와 입력데이터의 종류와 수는 PSO 알고리즘을 사용하여 동조하였다. 기존의 RBF 뉴럴네트워크와 달리 본 연구에선 기존에 주로 사용되던 학습방법인 오류역전파알고리즘이 아닌 최소자승법을 사용하여 학습시간을 최소화 하였다. 은닉층에서 출력 형태는 아래 표 1과 같이 확장하였다.

〈표 1〉 은닉층 출력 다항식

	다항식 형태
Constant	$f_i(x) = a_0$
Linear	$f_i(x) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$
Quadratic	$f_i(x) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2 + a_4x_1^2 + a_5x_2^2$
M-Quadratic	$f_i(x) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2$



〈그림 2〉 제안된 RBF 뉴럴네트워크

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 모델의 성능평가를 위해 가스터빈 발전소의 NOx 배출공정 데이터를 적용하였다. 입·출력 형태는 5입력 1출력 형태를 가지고 있으며 총 260개의 데이터 중 랜덤하게 선택하여 모델의 학습(60%)과 평가(40%)에 사용하였고 모델의 성능지수는 식 (2)의 MSE(Mean Square Estimation)를 사용하였으며 10 fold Cross-Validation을 이용하여 성능의 정확도를 측정하였다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

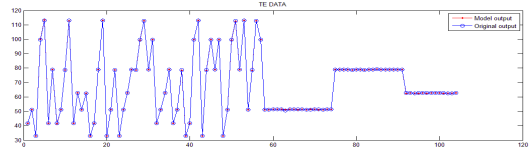
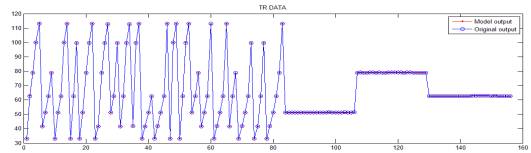
PSO 알고리즘의 초기 파라미터로써 세대수는 100, Swarm size는 150, 최대이동속도 v_{max} 는 탐색공간의 20%, 관성계수 $[w_{min} w_{max}]$ 는 [0.4 0.9], 가속상수 C_1, C_2 는 2.0 마지막으로 관성하중 w 는 아래 식 (3)와 같다.

$$w(t) = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times t \quad (3)$$

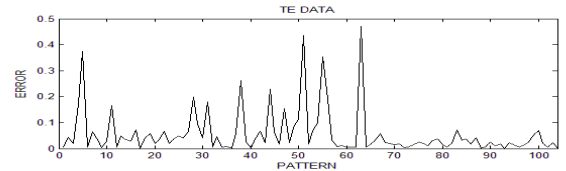
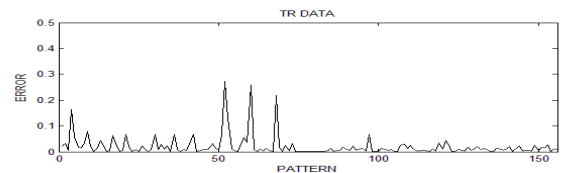
표 2는 제안된 모델과 기존의 다른 모델과의 모델링 성능비교를 보인다. 후반부 출력형태가 Linear인 경우 모든 입력을 사용 하였을 때 PI=0.0019 EPI=0.010으로 RBF의 장점을 살리면서 기존의 모델보다 좋은 성능을 보임을 알 수 있다.

〈표 2〉 제안된 RBFNN의 성능평가(NOx)

Model			Performance Index	
			PI	EPI
Regression model			17.68	19.23
FNN (GAs+Complex)	Simplified	$\Theta=0.4$	6.269	8.778
	Linear	$\Theta=0.2$	3.725	5.291
Multi-FNN	Linear	$\Theta=0.75$	0.720	2.025
Our model	Constant		7.147±1.095	8.383±1.307
	Linear		0.015±0.019	0.191±0.259
	Quadratic		0.007±0.061	0.087±0.064
	M-Quadratic		0.012±0.013	0.077±0.082



〈그림 3〉 출력 비교



〈그림 4〉 출력 오차

그림 3은 Training Data와 Testing Data 의 모델출력과 원본 출력을 나타낸것이며 그림 4는 학습 데이터와 테스트 데이터의 출력 오차를 나타낸 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 PSO를 기반으로한 RBF 뉴럴 네트워크의 구조를 제안한다. 이 구조는 RBF 뉴럴 네트워크를 기반으로 확장된 구조로서 RBF로써 Fuzzy C-Means 알고리즘을 사용하며 은닉층 노드의 출력을 다항식으로 확장하여 비선형적인 결합을 제안하였다. 전반부는 FCM을 이용하여 전반부 로컬 공간 분할을 결정하고 후반부의 다항식 계수 추정은 최소자승법을 통하여 이루어진다. 또한 모델의 은닉층의 수와 다수의 입력일 경우 입력선택을 PSO 알고리즘에 의하여 최적화 하였다. 제안된 RBF 뉴럴 네트워크에서 RBF로써 FCM을 사용함으로써 플랜트의 특성을 알 수 없는 데이터에 대하여도 우수한 성능을 기대 할 수 있다. 실제로 NOx데이터에 적용하여 실험한 결과 기존 모델보다 좋은 성능을 보임을 증명하였다.

감사의 글

이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2008-314-D00376]. 그리고 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2009-0074928].

[참 고 문 헌]

- [1] Fabio A. Guerra "Multi-step agead nonlinear identification of lorenz's chaotic system using radial basis neural network with learning by clustering and particle swarm optimization." elsevier, Brazil, 2006.
- [2] J. C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms." Plenum Press, New York, 1981
- [3] 박병준, 오성권, 김용수, 안태진, "PSO의 특성과 차원성에 관한 비교 연구", 제어 자동화 시스템 공학 논문지, Vol 12(4), pp. 328-338,2006.
- [4] A. Staiano, J. Tagliaferri, W. Pedrycz, "Improving RBF networks performance in regression tasks by means of a supervised fuzzy clustering Automatic structure and parameter", Neurocomputing, Vol. 69, pp. 1570-1582, 2006