

# 진화론적으로 최적화된 Context-based RBF 뉴럴 네트워크 설계

## Design of Genetically Optimized Context-based RBFNN

박호성\*, 오성권\*\*, 김현기\*\*\*

Ho-Sung Park, Sung-Kwun Oh, and Hyun-Ki Kim

**Abstract** - 본 논문에서는 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘과 context-based FCM 클러스터링 방법을 이용하여 새로운 형태의 RBF 뉴럴 네트워크의 포괄적인 설계 방법론을 소개한다. 제안된 구조는 클러스터링 기법을 기반으로 사용된 데이터의 특성에 효과적인 모델을 구축하고자 한다. 또한 유전자 알고리즘을 이용하여 모델의 최적화에 주요한 영향을 미치는 파라미터들(-은닉층에서의 context의 수, context에 포괄되는 노드의 수, 그리고 context에 입력되는 입력변수)을 동조한다.

제안된 모델의 설계 공정은 1) K-means 클러스터링을 통한 context fuzzy set에 대한 정의와 설계, 2) context-based fuzzy clustering에 대한 모델의 적용과 이에 따른 모델 구축의 효율성, 3) 유전자 알고리즘을 통한 모델 최적화를 위한 파라미터들의 최적화와 같은 단계로 구성되어 있다.

구축된 RBF 뉴럴 네트워크의 후반부 다항식에 대한 parameter들은 성능지수를 최소화하기 위해 Least Square Method에 의해서 보정된다. 본 논문에서는 모델을 설계함에 있어서 체계적인 설계 알고리즘을 포괄적으로 설명하고 있으며, 더 나아가 제안된 모델의 성능을 다른 표준적인 모델들과 대조함으로써 제안된 모델의 우수성을 나타내고자 한다.

**Key Words** : K-means clustering, Radial Basis Function, Context-based FCM, Genetic algorithm, Fuzzy contexts.

### 1. 서 론

지능 시스템의 설계와 분석 또는 계산 지능 연구에서의 현재 경향은 복잡함 문제를 해결하기 위한 하이브리드의 범주 안에서 퍼지 기술[1], 신경 회로망[2] 진화론적 알고리즘[3] 등과 같은 지능형 도구들과 K-means 클러스터링, fuzzy C-means 클러스터링 [4] 등과 같은 데이터 처리 기술들의 통합과 관련이 있다.

특히 Radial Basis Function Neural Networks(RBFNN)는 패턴인식, 신호처리, 시계열 예측, 그리고 비선형 시스템의 모델링과 시스템 제어와 같은 많은 분야에서 연구되어지고 적용되어지고 있다. 또한 RBFNN의 최적화를 위하여 다양한 학습 기법들이 고려되어지고 있다. Alexandridis는 Multi-objective 최적화 접근(-genetic algorithm과 simulated annealing technique)을 사용하여 RBFNN의 변수를 선택하는 것은 제안하였다.

본 연구에서 우리의 목적은 다음과 같이 진화론적으로 최적화된 context-based RBFNN의 설계 전략을 개발하는데 있다. (a) 네트워크의 구조는 K-means 클러스터링을 통한 출력 공간에서의 입자화와 context-based FCM 클러스터링을 통한 입력 공간에서의 입자화가 구조 전체에 반영. (b) 은닉

층의 노드에서의 이용 가능한 최적 파라미터 설계 (-context의 수, 각각의 context에서의 클러스터의 수와 입력변수들)을 통한 유전자 알고리즘에 의한 구조적 그리고 파라미터적 최적화된 네트워크 설계.

제안된 모델의 성능을 평가하기 위하여 Machine learning repository로부터 얻은 boston housing 데이터를 이용하였다.

### 2. Granular computing에 의한 데이터 전처리

#### 2.1 K-means clustering

K-means 클러스터링은 데이터의 구성과 분류뿐만 아니라 데이터의 압축 그리고 모델 동정에서도 널리 사용되어지고 있는 데이터 전처리 기술이다[4].

본 논문에서는 출력 변수인  $\{target_k\}$ 을 P-2개로 분류하고 다음 식 (1)과 같이 어떠한 목적함수 값 Q가 최소가 되도록 각각의 클러스터의 중심값을 찾는다.

$$Q = \sum_{i=2}^{P-1} \sum_{k=1}^N (target_k - y_i)^2 \quad (1)$$

또한 출력변수의 최소 및 최대값을 첫 번째와 마지막 클러스터의 중심값으로 설정한다. 따라서 K-means 클러스터링 알고리즘을 이용하여 전체적으로 P개의 중심이 생성된다. 이와 같이 얻어진 중심값들은 각각  $y_1, y_2, \dots, y_P$ 로 표기하고 삼각형 멤버쉽 함수의 중심값으로 이용한다. 사용되어진 삼각형 멤버쉽 함수의 형태는 두 개의 연속적인 퍼지 집합의 겹침도를 1/2이 되도록 멤버쉽 함수를 구성한다. 이와 같은 방

저자 소개

\* 正 會 員 : 水原大學校 電氣工學科 學術研究教授 · 工博

\*\* 正 會 員 : 水原大學校 電氣工學科 教授 · 工博

\*\* 正 會 員 : 水原大學校 電氣工學科 教授 · 工博

법을 통해 얻어진 멤버십 함수의 값을  $F_1, F_2, \dots, F_P$ 로 각각 표기하며, 특별히  $j$ -번째 context fuzzy set에서의 데이터 ( $target_k$ )의 멤버십 정도를  $f_{jk}$ 로 표기한다.

## 2.2 Context-based FCM clustering

Context-based FCM 클러스터링은 출력공간에서 몇 개의 미리 정의된 context라 불리는 퍼지 집합의 분류들을 기준으로 입력 데이터에서의 공간을 정보 입자화의 특성에 맞게 분류하는 알고리즘이다. [5]. 사용된 클러스터링 방법으로 입력 데이터  $\{x_k\}$ 를 " $c$ "개의 클러스터로 분할한다.  $U(F_j)$ 라 표시되는  $j$ -번째 context에 의해서 유도되는 partition matrix를 구하기 위한 context-based FCM 클러스터링 알고리즘은 다음과 같다.

$$U(F_j) = \left\{ u_{ik} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = f_{jk} \forall k, 0 < \sum_{k=1}^N u_{ik} < N \forall i \right\} \quad (2)$$

여기서,  $c$ 는 입력 데이터에서의 클러스터의 수,  $f_{jk}$ 는 '2.1 K-means clustering'에서 언급한 삼각형 멤버십 함수에 의해서 얻어진  $j$ -번째 context에 속해 있는  $k$ -번째 데이터들의 멤버십 값을 의미한다.

Context-based FCM 클러스터링의 목적함수는 다음과 같다.

$$V = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - z_i\|^2 \quad (3)$$

여기서,  $m > 1$ 은 퍼지 계수를 나타내고,  $z_i$ 는 입력변수들의 중심값을 의미한다.

목적함수  $V$ 는 식 (2)에서 표현된 조건에 만족하도록 최소화되며, 이는 각각의 context들에 의해 분류된 " $P$ "개의 클러스터링에 적용된다. 간단히 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\text{Min } V \text{ subject to } U(F_j), \quad j = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

Context-based FCM에 의해서 실행되는 목적 함수  $V$ 의 최소화는 partition matrix와 중심값들이 반복적으로 갱신되는 것으로 실현된다.

Partition matrix는 다음과 같이 실행된다.

$$u_{ik} = \frac{f_{jk}}{\sum_{i=1}^c \left( \frac{\|x_k - z_i\|}{\|x_k - z_i\|} \right)^{2/(m-1)}}, \quad i = 1, 2, \dots, c, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

중심값 ( $z_1, z_2, \dots, z_c$ )은 다음과 같은 형태로 이루어진다.

$$z_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (6)$$

여기서,  $i = 1, 2, \dots, c$ .

## 3. 유전자 알고리즘에 의한 최적화

유전자 알고리즘(GAs : Genetic Algorithms)은 유전학과 자연 진화를 흉내낸 적응 탐색법으로 1975년 Holland에 의해 개발되었다. 유전자 알고리즘이 다른 진화 알고리즘과 다른 특성은 파라미터 그 자체(표현형)가 아니라 파라미터의 코딩(유전자형)을 가지고 동작한다면 점과 해 공간에서 한 점이 아니라 점의 집단에서 동작한다는 것이다[3].

본 논문에서는 유전자 알고리즘을 시뮬레이션하기 위해 한 개체에 여러 변수의 정보를 담은 직렬 방식을 사용한다. 재생산 연산으로 roulette-wheel 방식, 돌연변이연산은 선택된 비트를 반전시키는 invert 방식, 교차 연산은 one-crossover 방식을 사용하였다. 그러나 roulette-wheel 방식은 확률적 속성 때문에 선택 과정에서 최적자를 반드시 선택하지 못하는 단점을 가진다. 이를 보완하기 위해서 엘리트 전략(Elitist strategy)을 사용하였다. 목적함수로는 식 (7)과 같이 주어진 적합도 함수를 이용하였다. 여기서 'PI'는 학습 데이터에 대한 성능지수 값을 의미한다.

$$\text{Fitness function} = 1/PI \quad (7)$$

본 논문에서는 유전자 알고리즘에서의 전체 chromosome을 3개의 sub-chromosome으로 분할하였다. 1<sup>st</sup> chromosome은 context의 수에 관련해서, 2<sup>nd</sup> chromosome은 각 context에 대한 클러스터의 수, 3<sup>rd</sup> chromosome은 각 context에 해당하는 입력변수를 선택하도록 설정하였다.

## 4. Context-based RBF 뉴럴 네트워크

본 논문에서 제안한 context-based RBF 뉴럴 네트워크에 대한 구조는 그림 1에서 보여진바와 같다. 그림 1에서 나타난 구조는 context의 수가 2개이고 첫 번째 context에서는 3개의 클러스터가, 두 번째 context에서는 2개의 클러스터가 선택된 경우이다.

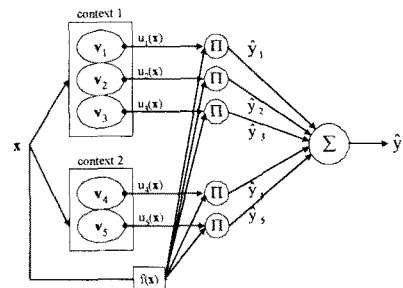


그림 1. 제안된 context-based RBF Neural Network 구조  
Fig. 1. Structure of the context-based RBF Neural Network

제안된 모델의 전체 출력은 식 (8)과 같이 지역 모델의 가중된 평균에 의해서 계산된다.

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^{c_1} u_i(x) a_i^T x^1 + \sum_{i=c_1+1}^{c_2} u_i(x) a_i^T x^2 + \dots + \sum_{i=(c_1+c_2+\dots+c_p)+1}^{c_p} u_i(x) a_i^T x^p \quad (8)$$

여기서,  $c_i$ 는  $i$ 번째 context에 해당되는 클러스터의 수이다. 모델들의 파라미터  $\mathbf{a}_i$ 의 최적화는 최소자승법(Least square estimation)을 이용하여 식 (9)가 최소가 될 수 있도록 RMSE를 이용하여 실행하였다.

$$E = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{y}(x_k) - \text{target}_k)^2} \quad (9)$$

### 5. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 네트워크 구조의 성능을 평가하기 위하여 본 논문에서는 Machine learning repository(<http://archive.ics.uci.edu/ml/>)로부터 boston housing data를 사용하였다. 사용된 데이터는 14입력 1출력의 506개의 패턴으로 구성되어 있으며, 제안된 알고리즘의 객관적 평가를 위하여 랜덤으로 학습과 테스트 데이터의 비율을 60%-40%로 나누어 모델을 구축 및 평가하였다. 표 1은 네트워크의 최적화를 위해 사용된 유전자 알고리즘의 파라미터 목록을 나타낸다.

표 1. 유전자 알고리즘에 사용된 파라미터  
Table 1. Parameters used in the genetic algorithm

Parameter	Size
Generation	100
Population	100
Crossover rate	0.65
Mutation rate	0.1

표 2는 본 논문에서 제안한 알고리즘에 boston housing 데이터를 적용했을 때의 결과를 나타낸 것이다.

표 2. 제안된 모델의 성능지수  
Table 2. Performance index of the proposed model

No. of selected input variables per context	Selected number of cluster per context						Training data error	Testing data error
	1 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	3 <sup>rd</sup>	4 <sup>th</sup>	5 <sup>th</sup>	6 <sup>th</sup>		
1	4	3	2	2	5	2	1.1072	0.9368
2	5	4	4	5	4	5	0.9274	1.4585
3	4	5	2	4	4	3	1.0044	1.3683
4	4	3	5	5	3	3	0.8256	1.1381
5	3	4	2	3	5	3	0.6987	1.6744
6	3	3	3	2	2	2	1.0368	2.2780
7	3	3	5	4	5	2	0.7281	1.9867
8	2	5	4	3	2		1.2168	2.5459
9	3	2	3	3	2		0.9775	2.6185
10	4	4	3				1.6642	3.2578

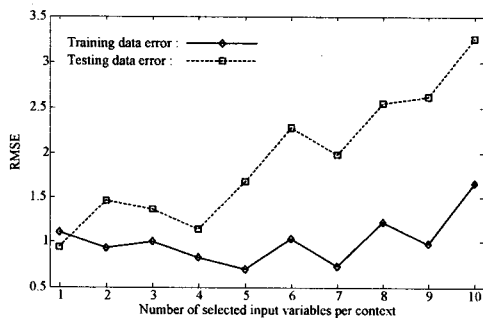


그림 2. Context마다 선택된 입력변수의 수에 따른 성능지수

Fig. 2. Performance index regarded as a number of selected input variables per context

그림 2는 context에 따른 선택된 입력변수의 수에 따른 성능지수의 값을 나타낸 것이다.

표 3은 표준적인 RBFNN과 제안된 알고리즘과의 성능을 비교한 것이다.

표 3. 제안된 모델과의 성능비교  
Table 3. Comparative analysis of the performance

Model	No. of nodes in the hidden layer	Training error	Testing error
RBFNN	20	6.5390±0.2538	9.1709±0.4628
	25	6.2509±0.1708	9.0712±0.2975
Proposed model	1	1.1072	0.9368
	4	0.8256	1.1381

RBFNN : Matlab 함수 중 newrb.m을 이용

### 6. 결 론

본 논문에서는 진화론적으로 최적화된 context-based RBF 뉴럴 네트워크에 대한 포괄적이고 체계적인 설계 절차 및 알고리즘 분석에 대한 내용을 제안하였다. 제안된 모델은 입자화 컴퓨팅을 통하여 제안된 데이터의 특성을 파악하여 모델을 구축하였으며, 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘을 통하여 모델 구축의 최적화에 필요한 파라미터를 동정하였다. 제안된 모델의 기존의 표준적인 RBF 뉴럴 네트워크에 비해서 근사화 및 일반화 성능이 우수함을 알 수 있었다.

### 감사의 글

이 논문은 2008년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2008-359-D00007]. 그리고 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2008-314-D00376].

### 참 고 문 헌

- [1] Zadeh, L.A., "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", IEEE Trans. SMC, vol. 1, pp. 28-44, 1973.
- [2] Jang, J.S.R., "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems", IEEE Trans. SMC, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.
- [3] Goldberg, D.E., "Genetic Algorithm in Search, Optimization & Machine Learning", Addison-wesley, 1989.
- [4] Bezdek, J.C., "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Algorithm", New York, Plenum, 1981.
- [5] Pedrycz, W., "Conditional fuzzy clustering in the design of radial basis function neural network", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 9, no. 4, pp. 601-612, 1998.