

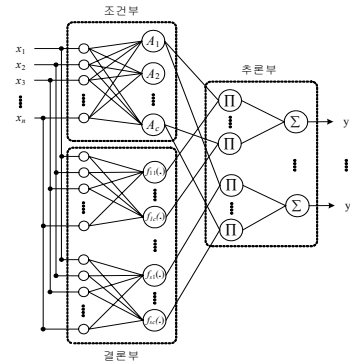
RBF 뉴럴 네트워크 기반 정적 상황 인지에 관한 연구: PSO 및 DE 비교 해석

나현석*, 김욱동*, 오성권*
 수원대학교 전기공학과*

A Study on RBFNN-Based Static Situation Awareness : A Comparative Analysis of PSO and DE Algorithms

Hyun-Suk Na*, Wook-Dong Kim*, Sung-Kwon Oh*
 Department of Electrical Engineering, The University of Suwon*

Abstract - 본 연구에서는 교육용으로 제작된 NXT 장비에 설치된 Light 센서, Ultrasonic 센서, Sound 센서를 이용하여 각 거리 (10~60cm)에서 5cm 간격으로 각 센서 데이터를 취득하였다. 데이터 취득은 NI(National Instrument)에서 제공하는 LabVIEW Software를 사용하여 각 거리마다 100개의 샘플 데이터를 취득하였다. 취득한 데이터는 제안한 모델의 입력 데이터로 사용하여 실제거리와 모델 출력과의 정확도를 평가 하였다. 본 연구에서 제안한 모델은 지능형 모델 중 퍼지추론 기반의 최적 다항식 RBF 뉴럴네트워크(Radial Basis Function Neural Network; RBFNN)를 설계한다. 제안된 RBFNN은 기존 RBF 뉴럴네트워크를 기반으로 한 구조로, 퍼지추론 메커니즘의 기능적 모듈 동작 특성을 갖도록 정규화 부분을 추가하고, 은닉층과 출력층 사이의 연결가중치를 기존 상수항에서 선형식(first order)으로 확장 형태이다. 또한 최적의 알고리즘인 PSO(Paticle Swarm Optimization)와 DE(Differential Evolution)을 이용하여 제안된 모델의 파라미터들을 동정하여 성능을 비교, 분석 하였다.



<그림 1> 제안된 RBF 뉴럴 네트워크 구조

1. 서 론

최근에 사회가 발전하면서 다양한 분야와의 협력 및 시너지 기반으로 한 정보통신분야의 기술 진화는 상상할 수도 없이 급속하게 진행되고 있으며, 이러한 급속한 기술 진화는 인류가 상상하던 많은 일들을 실현 가능한 일상으로 변화시켰으나 한편으로는 정보통신망의 제어에러, 지적 재산권, 정보보호, 사적 프라이버시 문제 등의 의도하지 않은 부작용을 발생시키고 있어 이에 대한 보완이 시급한 상태에 있다. 대량으로 생산되는 복합적인 정보로부터 인간 중심에서의 정보처리를 위해 인간의 생각, 판단, 생활, 활동 등을 컴퓨터 프로그램으로 재현하고자 아였고 현재 다양한 분야에서 투자와 성과가 이루어지고 있다 [1][2].

2. 본 론

2.1 RBF 뉴럴 네트워크 구조

제안된 RBFNN 구조는 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 일반적인 신경회로망 구조를 기반으로 입력 공간의 특성 반영을 위해 활성화 함수로 HCM 클러스터링에 의한 분할 함수를 사용하며, 연결 가중치는 다항식을 이용한다.

$$R: \text{if } x_1, x_2, \dots, \text{ and } x_n \text{ are } \bar{u}_i, \text{ then } y = f_i(x) \quad (1)$$

여기서, x 는 입력 벡터, \bar{u}_i 는 HCM 클러스터링에 의한 $i = (1, \dots, c)$ 번째 그룹의 소속 함수(membership function), $f_{ji}(x)$ 는 $j = (1, \dots, s)$ 번째 출력에 대한 i 번째 퍼지 규칙의 다항식이다. "then" 이전의 조건부는 HCM 클러스터링을 이용함으로써 네트워크 구조 측면에서는 활성화 함수를, 언어적 측면에서는 소속 함수의 기능을 수행한다. "then" 이후 결론부의 다항식은 네트워크의 연결가중치로, 퍼지 규칙의 로컬 모델로 동작되며, 추론부에서 네트워크의 최종출력이 퍼지 규칙의 추론 결과로서 구해진다[3].

2.2. Hard C-Means(HCM) 클러스터링

본 논문에서 제안한 방사형 기저 함수 기반 다항식 신경 회로망 설계에 있어서 주요한 역할을 하는 Hard C-Means clustering (HCM) 방법에 대해서 초점을 맞춘다. HCM 클러스터링 방법은 일반적으로 클러스터링 방법 중의 하나로써 데이터 전처리에 넓게 사용되어지고 있으며, 주어진 데이터의 특징을 해석하여 파악된 데이터의 정보를 기반으로 입력 데이터를 분할함으로써 기존의 데이터 전처리 방법들보다 더 효율적이고 유기적으로 주어진 데이터의 특징을 파악하는 장점을 가지고 있다[23].

U라 표시되는 partition matrix를 구하기 위한 HCM 클러스터링 방법의 알고리즘은 다음과 같다[4].

[단계 1] 클러스터의 개수 ($2 \leq c \leq n$)를 결정하고, 소속행렬 U 를 $U^{(0)} \in M_c$ 으로 초기화한다.

$$M_c = \left\{ U \mid u_{ij} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \right\} \quad (2)$$

여기서, u_{ij} 는 소속행렬의 파라미터이다.

[단계 2] 각각의 클러스터에 대한 중심 벡터 V_i 를 구한다.

$$V_i = V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{ij}, \dots, V_{im} \quad (3)$$

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik} \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}} \quad (4)$$

여기서, I 는 클러스터이고 j 는 입력 변수를 그리고 n 은 데이터 수를 나타낸다.

[단계 3] 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬 $U^{(r)}$ 을 생성한다.

$$d_{ik} = d(\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i) = \| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i \| = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

$$u_{ik}^{(r+1)} = \begin{cases} 1 & d_{ik}^{(r)} = \min \{ d_{ik}^{(r)} \} \text{ for all } j \in c \\ 0 & \text{other wise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서, d_{ik} 는 k 번째 데이터 sample x_k 와 i 번째 클러스터 중심 V_i 의 기하학적 거리이다.

[단계 4] 만일 식 (12)을 만족한다면 종료하고, 그렇지 않으면 $r=r+1$ 로 놓고 [단계 2]로 간다.

$$\|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| \leq \epsilon (\text{tolerance level}) \quad (7)$$

본 논문에서는 [단계 1]에서 결정한 클러스터의 개수를 은닉층 노드의 수로 사용한다.

$$[x_1, Y] \rightarrow [v_{1i}, m_{1i}], [x_2, Y] \rightarrow [v_{2i}, m_{2i}] \quad (8)$$

2.3. PSO(Particle Swarm Optimization)알고리즘

PSO는 GA(Genetic Algorithm)와 같이 엘리트 전략에 의해 유지되는 하나의 유용한 정보만 제공되는 것이 아니라 개체군 전체가 유용한 위치정보를 공유하여 해에 대한 방향을 제시 해준다. 이러한 특징은 고차원으로 갈수록 두드러지는 특징이 있다.

PSO 알고리즘을 사용하여 구조 파라미터인 다항식 형태와 RBF 뉴럴 네트워크의 은닉층에 사용된 가우시안 함수의 폭을 최적 동조하고 RBF 뉴럴 네트워크를 적용한 모델링의 성능을 향상 시켰다[5].

2.4. 차분진화 알고리즘(Differential Evolution Algorithm)

차분진화 알고리즘은 Price와 Storn에 의해 벡터 차분을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제를 해결하는 과정에서 개발되었다. 차분진화 알고리즘은 현재 널리 사용되고 있는 통계적 임의 탐색법인 유전자 알고리즘과 유사한 알고리즘이다. 유전자 알고리즘과 차분진화 알고리즘은 초기 개체를 샘플링하고, 교배(crossover), 변이(mutation), 선택(selection)과정을 거쳐 적합도가 개선되는 새로운 개체들을 추출해 낸다는 공통점이 있다. 그러나 연산 과정에서 유전자 알고리즘이 개체들의 표현형을 유전형으로 바꾸는 코딩이 필요한 반면, 차분진화 알고리즘은 코딩과정이 필요 없으며 개체를 벡터로 표현하기 때문에 이들의 산술적 연산을 통해 새로운 개체를 생성한다는 이점이 있다.

3. 시뮬레이션

NXT 장비의 탑재된 Sound, Light, Ultrasonic 센서를 사용하여 각각의 센서 데이터를 추출하였다. 추출방법은 장애물과 센서가 탑재된 측정 장비와 마주 본 상태에서 센서가 탑재된 측정 장비는 고정된 가운데 장애물을 이동하여 거리를 재고 센서 데이터를 획득하였다. Sound 센서의 경우 다른 NXT 장비에서 소리를 나게 하여 거리를 멀리 하여 데이터를 획득 하였다. 세 개의 센서 중 Ultrasonic센서는 거리를 계산하는 센서이기 때문에 본 연구에서는 사용하지 않았다.

〈표 1〉 모델링을 위한 PSO와 DE 초기 파라미터

Parameter	PSO		DE	
	세대수	100	세대수	100
particle 수	100	집단크기	100	
v_{max}	탐색공간의 20%	F weight	0.95	
$[w_{min} w_{max}]$	[0.4, 0.9]	돌연변이율	0.2	
c_1, c_2	2.0			
탐색 범위	다항식 L, Q, M-Q 분포 상수 [0.5, 2.8]	다항식 L, Q, M-Q 탐색범위 분포 상수 [0.5, 2.8]		

〈표 2〉 제안된 모델의 성능 지수

Model	Input	Cluster	P-Type	PI	EPI	
Proposed model	RBFNN-PSO	2	9	Quadratic	2.4280	2.4665
	RBFNN-DE	2				

표 3과 4는 제안한 모델의 출력값과 실제 실험을 통해 얻어진 거리와 비교하여 제안한 모델의 성능을 평가 하였다.

〈표 3〉 제안된 모델의 평가 지수(PSO)

Sound Data	Light Data	Distance (거리)	Model output	Evaluation (정확도)
344	32	10	8.8503	88%
317	31	15	15.085	100%
266	31	20	18.2011	86%
254	30	25	24.6796	98%
226	30	30	25.6087	85%
209	29	35	39.0383	89%
189	29	40	39.3873	98%
152	30	45	43.7986	85%
142	28	50	63.1036	74%
127	29	55	60.8872	78%
123	29	60	50.1687	75%

〈표 4〉 제안된 모델의 평가 지수(DE)

Sound Data	Light Data	Distance (거리)	Model output	Evaluation (정확도)
344	32	10		
317	31	15		
266	31	20		
254	30	25		
226	30	30		
209	29	35		
189	29	40		
152	30	45		
142	28	50		
127	29	55		
123	29	60		

4. 결론

본 논문에서는 교육용 장비인 NXT의 Sound, Light 센서들을 각각의 데이터를 이용하여 최적화 알고리즘인 PSO(Particle Swarm Opimization)와 차분진화 알고리즘(DE)에 의하여 결정된 최적의 모델 파라미터와 클러스터의 수, 다항식의 형태를 제안된 RBF 뉴럴 네트워크 모델에 적용하여 비교 분석 하였다. 또한, 실제 실험한 Light, Sound 데이터를 각 거리별로 임의로 선택하여 제안된 모델의 출력값과 실제 거리와의 정확도를 평가 하였다.

감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRC 수원2011-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2009-0074928)

[참고 문헌]

- [1] T. Tagaki and M. sugeno, "Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control", IEEE Trans. Syst. Cybern., Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132, 1985.
- [2] 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. 1570-1581, 2006
- [3] Y. Tan, J. Wang, and J. M. Zurada, "Nonlinear blind source separation using a radial basis function network," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 12, No. 1, pp. 124-134, 2001.
- [4] M. Han and J. Xi, "Efficient clustering of radial basis perceptron neural network for pattern recognition," Pattern Recognition, Vol. 37, pp. 2059-2067, 2004.
- [5] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.