

## 퍼지 학습 규칙을 이용한 퍼지 신경회로망

김 용 수

대전 대학교 컴퓨터 공학과

### ABSTRACT

This paper presents the fuzzy neural network which utilizes a fuzzified Kohonen learning rule and a vigilance test. The fuzzified Kohonen learning uses a fuzzy membership value, a function of the iteration, and an intra-membership value instead of a learning rate. The IRIS data set is used to test the fuzzy neural network. The test result shows the performance of the fuzzy neural network depends on  $k$  and the vigilance parameter  $T$ .

### I. 서론

신경회로망은 신경 세포가 상호 연결된 망으로 병렬 처리가 가능하여 계산 능력이 뛰어나고 고장에 강하다. 이에 비해 퍼지 논리는 실제 상황에서 접하게 되는 모호함을 잘 나타낼 수 있다. 최근에는 이와 같은 퍼지 논리와 신경회로망을 조합시키는 연구가 활발히 진행되고 있다[1]. 위의 두 기술을 조합시키는 방법은 크게 두 가지로 분류할 수 있는데, 첫 번째는 퍼지 논리를 신경회로망 구조에 조합시킨 것이고, 두 번째는 퍼지 모델에 신경회로망 기술을 사용하는 것이다. 본 논문은 첫 번째 기법을 주로 다룬다.

Huntsberger 와 Ajjimarangsee 는 Kohonen 의 self-organizing feature map 을 퍼지화하였는데, 그들은 임의의 학습률 대신에 퍼지 소속도를 사용하였다[2]. Fuzzy Kohonen Clustering Network(FKCN)은 Fuzzy c-Means(FCM)모델을 Kohonen Clustering Network 의 학습률과 주변함수 조정에 통합한 것이다[3]. Carpenter 등이 개발한 fuzzy ART(Adaptive Resonance Theory)는 ART 를 퍼지화한것으로 2 진수외에 아날로그 데이터도 클러스터할 수있다[4]. 그러나 클러스터의 모양이 min-max 점들에 의해 결정되는 hyper-box 로 제한되고 있다. Simpson 의 fuzzy min-max 클러스터링 신경회로망은 퍼지 hyper-box 소속 함수를 사용하여 초기의 fuzzy ART 신경회로망을 개선했으나, 클러스터의 모양이 제한되고 입력 패턴값이 0 부터 1 사이에 있어야 하는 문제점이 있다[5]. Integrated Adaptive Fuzzy Clustering(IAFC)모델은 위의 문제를 해결하였으나 승자를 결정하는데 유클리디안(Euclidean)거리와 각도를 병영하여 쓰고 있다[6].

본 논문에서 제안하는 퍼지 신경회로망은 IAFC 를 개선한 것으로 승자를 결정하기 위해 유클리디안 거리만을 사용하며, 승자를 결정후 승자가 재점검 테스트(vigilance test)를 통과하지 못하면 입력데이터가 새로운 클러스터에 속하는 것으로 처리하도록 하였다. 이 퍼지 신경회로망에서는 ART 에서와같이 초기에 클러스터의 갯수를 주는 대신에 재점검테

스트에서 점점 파라미터(parameter)의 값을 주어 클러스터의 갯수 및 크기를 조절할 수 있도록 했다. 학습 법칙은 Kohonen의 학습 법칙을 임의의 학습률 대신에 퍼지 소속 함수값등을 사용하여 퍼지화하였다. 이 퍼지 신경회로망에 대한 성능 실험은 IRIS 데이터를 사용하였다.

## II. 퍼지 신경회로망의 구성

본문에서 제안 하는 퍼지 신경 회로망은 크게 세부분으로 구성 되어 있다. 첫 번째는 출력 뉴런 중 경쟁에서 이긴 승자를 결정하는 부분이고, 두 번째는 데이터와 승자간의 유사도가 사용자가 설정한 설정치보다 큰가를 점검하는 재점검 테스트(vigilance test)부분이고, 세 번째는 선택된 출력 뉴런의 연결 강도(weight)를 변화시키는 부분이다.

데이터가 퍼지 신경회로망에 주어졌을 때 출력 뉴런들 간에 경쟁을 하는 데, 데이터와 출력 뉴런의 대표값사이의 유클리디안 거리가 제일 작은 출력이 승리한다. 즉 I번째 출력 뉴런,

$$I = \min_i \|X - V_i\|,$$

이 경쟁에서 승리한다.

승자를 결정한 후에 선택된 I번째 출력 뉴런의 대표값과 데이터 사이의 유사도가 설정치보다 큰지를 점점 기준(vigilance criterion)에 의해서 점검하는 데, 현재의 클러스터의 갯수가 한 개일 때는 점점 기준이

$$\|X - V_i\| \leq T \text{ 이다.}$$

여기서  $X$ 는 데이터이고,  $V_i$ 는 i번째 출력 뉴런의 대표값이며,  $T$ 는 점점 파라미터(vigilance parameter)이다. 점점 파라미터  $T$ 가 크면 클러스터의 크기가 크고, 점점 파라미터  $T$ 가 작으면 클러스터의 크기가 작다. 현재의 클러스터의 갯수가 2개 이상일 때는 점점 기준이

$$e^{-\gamma \mu_i} \|X - V_i\| \leq T \text{ 이다.}$$

여기서  $\gamma$ 는 클러스터의 경계선을 조절하는 상수이고 실험적으로 1로 놓았으며,  $\mu_i$ 는

$$\mu_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \left( \frac{1}{\|X - V_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \text{ 이고,}$$

여기서  $n$ 은 현재 존재하는 클러스터의 갯수이고,  $m$ 은 실험적으로 2로 놓았다.

만약 승리한 출력 뉴런이 점점 테스트를 만족하면은 클러스터의 대표값(또는 입력 뉴런에서 I번째 출력 뉴런으로의 연결강도)는 아래와 같이 변화된다.

$$V_i^{(new)} = (1 - \lambda_{fuzzy}) V_i^{(old)} + \lambda_{fuzzy} * X,$$

여기서  $\lambda_{fuzzy}$ 는  $f(I) \cdot \Pi(X, V_i^{(old)}, T) \cdot \mu_i^2$ 이며,  $I$ 은 반복 횟수이다.

$f(l)$  은

$$f(l) = \frac{1}{k(l-1) + 1} \text{이며, } k \text{ 는 상수이다.}$$

$\Pi(\mathbf{X}, \mathbf{V}_i^{(old)}, T)$  는

$$\begin{aligned} & 1 - 2 \left( \frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{V}_i^{(old)}\|}{T} \right)^2, \quad \text{when } 0 \leq \|\mathbf{X} - \mathbf{V}_i^{(old)}\| \leq T/2, \\ \Pi(\mathbf{X}, \mathbf{V}_i^{(old)}, T) = & 2 \left( 1 - \frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{V}_i^{(old)}\|}{T} \right), \quad \text{when } T/2 \leq \|\mathbf{X} - \mathbf{V}_i^{(old)}\| \leq T, \\ & 0, \quad \text{when } T \leq \|\mathbf{X} - \mathbf{V}_i^{(old)}\| \end{aligned}$$

이다.

본 논문에서 제시하는 알고리즘을 요약하면

- (1) 파라미터들과 입력 뉴런과 출력 뉴런들을 초기화시킨다.
- (2) 입력데이터  $\mathbf{X}$  를 가한다.
- (3) 출력 뉴런중에 승자를 구한다.
- (4) 승리한 출력 뉴런이 점점 테스트를 만족하면 (6)단계로 가고, 그렇지 않으면 (5)단계로 간다.
- (5) 새로운 클러스터를 형성한다. 입력 데이터  $\mathbf{X}$  를 새로운 출력 뉴런의 연결 강도로 한다.
- (6) 승리한 출력 뉴런의 연결 강도를 갱신한다.

### III. 실험 결과 및 고찰

IRIS 데이터 집합은 150 개의 데이터로 이루어졌으며, 각 데이터들은 4 개의 특징값들을 가지고 있다. IRIS 데이터 집합은 3 개의 클러스터들로 이루어져 있는데, 2 개의 클러스터들은 겹쳐져 있고, 다른 하나의 클러스터는 떨어져 있다.

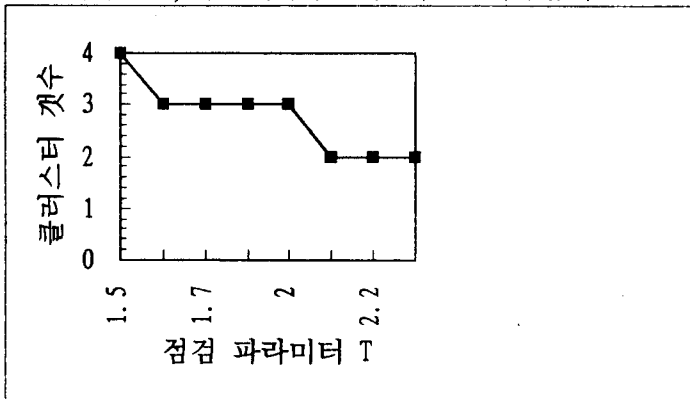


그림 1. 점검 파라미터 T와 클러스터 갯수.

그림 1은  $k$  가 0.5 일때, 점검 파라미터 T의 변화에 따른 클러스터 갯수의 관계를 나타

낸 것이다. 점점 파라미터 T가 1.6에서 2.0 사이에 있을때 3개의 클러스터로 인식 하였다.

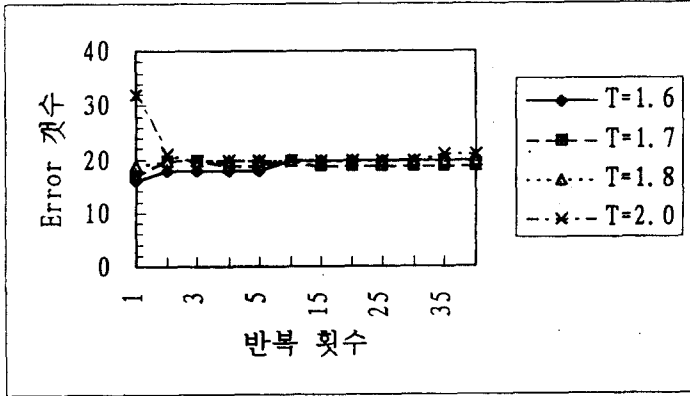


그림 2. 각각의 점진 파라미터 T에 대한 반복횟수와 Error 갯수.

그림 2는 k가 0.5 이고, 점진 파라미터 T값을 변화시켰을때 반복횟수에 따른 Error 갯수를 나타낸 것이다.

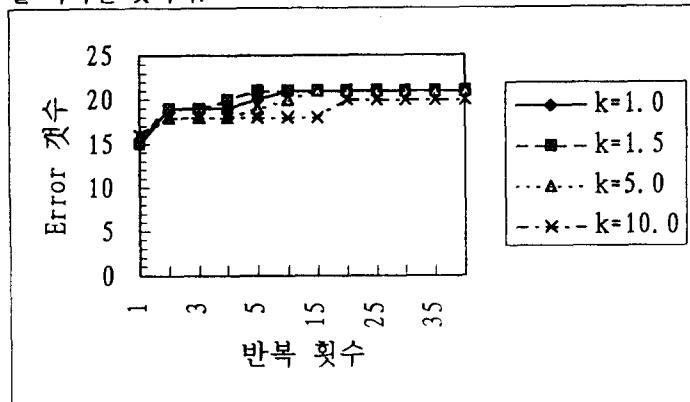


그림 3. 각각의 k 값에 대한 반복횟수와 Error 갯수.

그림 3은 점진 파라미터 T가 1.6 이고, k 값을 변화시켰을때 반복횟수에 따른 Error 갯수를 나타낸 것이다. IRIS 데이터 집합의 경우 k와 T에 따라서 오차의 갯수가 변화하고 연결강도도 k와 T에 따라서 변화한다.

#### IV. 결론

본 논문에서 제안된 퍼지 신경회로망은 승자 뉴론을 결정한 후에 데이터와 승자 뉴론의 대표값의 유사도가 사용자가 설정한 값보다 크가를 점점하고, 큰 경우에 연결강도를 변화시킨다. 학습 법칙은 퍼지 소속 함수등을 사용하여 Kohonen의 학습 법칙을 퍼지화하였다.

IRIS 데이터 집합을 사용하여 성능을 시험한 결과 오차의 횟수가 k와 점진 파라미터 T

에 영향을 받았고, 연결 강도들도  $k$ 와 점진 파라미터  $T$ 에 따라 다른 값을 갖음을 보였다.

#### 참고 문헌

- [1] R. P. Lippman, "An Introduction to Computing with Neural Net," IEEE ASSP Mag., pp4-22, April 1987.
- [2] T. L. Huntsberger and P. Ajjimarangsee, "Parallel Self-Organizing Feature Maps for Unsupervised Pattern Recognition," Int. J. General Systems, Vol. 16, No. 4, pp. 357-372, 1990.
- [3] J. C. Bezdek, E. C. Tsao, N. R. Pal, "Fuzzy Kohonen Clustering Networks," Proc. of the First IEEE Conference on Fuzzy Systems, San Diego, March 1992.
- [4] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. Rosen, "Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Patterns by an Adaptive Resonance Systems," Neural Networks, Vol. 4, No. 6, pp. 759-772, 1992.
- [5] P. K. Simpson, "Fuzzy Min-Max Neural Network-part2: Clustering," IEEE Tras. on Fuzzy Systems, Vol.1, No. 1, Feb. 1993.
- [6] Y. S. Kim and S. Mitra, "An Adaptive Integrated Fuzzy Clustering Model for Pattern Recognition," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 65, pp. 297-310, 1994.