

Interval 제2종 퍼지 radial basis function neural network

Interval type-2 fuzzy radial basis function neural network

최병인, 이정훈

한양대학교 전자전기 제어공학과
E-mail: {bichoi, frhee}@fuzzy.hanyang.ac.kr

요약

Type-2 fuzzy 이론은 기존의 퍼지 이론보다 패턴의 불확실성에 대한 제어를 더 향상시킬 수 있다. 반면에 계산 량이 커지는 문제점 때문에 본 논문에서는 type-2 fuzzy set 대신에 secondary membership이 interval의 형태를 갖는 interval type-2 fuzzy set을 기존의 radial basis function(RBF) neural network에 적용시킨 interval type-2 fuzzy RBF neural network를 제안한다. 제안한 알고리즘은 interval type-2 fuzzy membership function에 의하여 패턴들의 불확실성을 좀 더 잘 제어하여 기존의 RBF neural network의 성능을 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 제안한 알고리즘의 타당성을 보이기 위하여 여러 데이터 집합에 대한 분류 결과를 보인다.

Key Words : interval type-2 fuzzy, radial basis function, neural network, RBF

1. 서론

일반적으로 fuzzy set을 type-2 fuzzy set으로 확장하였을 때 직접 모델링(modeling)할 수 없는 pattern set의 여러 종류의 불확실성을 표현할 수 있다[1][2]. 이러한 type-2 fuzzy set은 primary membership에 불확실성을 부여하여 여러 개의 secondary membership을 할당하게 된다. 따라서 기존의 fuzzy set에 비하여 데이터에 대한 불확실성을 더욱 효과적으로 컨트롤이 가능하다. 반면에 이러한 type-2 fuzzy set의 연산은 무수히 많은 secondary membership의 조합에 의한 embedded type-2 set들에 의하여 연산이 되기 때문에 계산 량이 매우 크다. 이러한 type-2 fuzzy set의 연산에서 오는 computational complexity를 감소시키기 위해 fuzzy set을 interval set으로 확장시키는 interval type-2 fuzzy set이 제안되었다[4-6]. 그림 1은 interval type-2 fuzzy set의 한 예를 나타낸다. 본 논문에서는 이러한 interval type-2 fuzzy set 이론을 기존의 radial basis function(RBF) neural network에 적용하여 기존 알고리즘의 분류 성능을 향상시키는 interval type-2 fuzzy RBF neural network를 제안한다. 제안한 알고리즘은 주어진 sample set으로부터 interval type-2 fuzzy membership function을 구한다. 또한 구해진 membership function으로부터 각 패턴의 클래

스에 대한 membership value를 추출하여 이를 RBF neural network를 학습시키기 위한 입력으로 사용한다. 따라서 interval type-2 fuzzy set에 의하여 추출된 데이터 분류에 좀 더 적절한 membership value는 기존의 RBF neural network의 분류 성능을 향상시킬 수 있다.

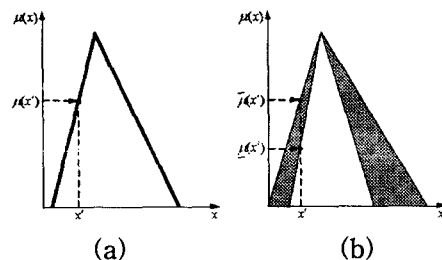


그림 1. interval type-2 fuzzy set의 예 (a) 일반적인 fuzzy set (b) interval type-2 fuzzy set

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 interval type-2 fuzzy membership function의 design method에 제한하고, 3절에서는 구해진 membership function으로부터 membership value를 추출하는 방법에 대하여 설명한다. 4절에서는 제안한 interval type-2 fuzzy RBF neural network에 대하여 언급한다. 5절에서는 제안한 알고리즘에 대한 여러 데이터 집합과 실제 영상 분할에 대한 실험 결과를 보이고, 마지막으로 결론을 맺을 것이다.

2. Interval type-2 fuzzy membership function design

본 논문에서는 Interval type-2 fuzzy RBF neural network를 구성하기 위하여 새로운 interval type-2 fuzzy membership function의 추출 방법을 제시한다. 먼저 주어진 sample 패턴 집합에 대하여 각 속성과 클래스 별로 히스토그램을 구성한다. 그 다음으로 polynomial function fitting을 수행하여 히스토그램의 대략적인 형태(function의 개수, 중심의 위치, 높이)를 구한다[3]. polynomial function의 차수는 히스토그램과 function과의 에러가 급격히 적어지는 knee point의 차수를 선택한다. 그림 2는 데이터의 히스토그램과 차수가 4인 polynomial function fitting의 결과를 나타낸다.

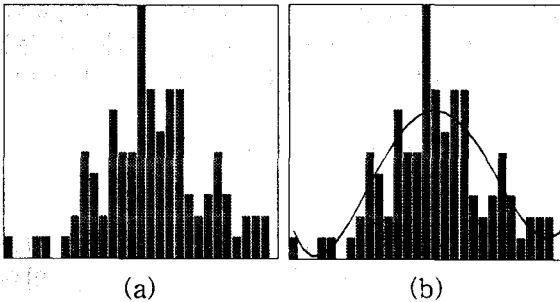


그림 2. Histogram과 polynomial function fitting의 예 (a) 데이터의 histogram (b) 4차의 polynomial function fitting의 결과

구해진 히스토그램에 대한 function의 개수, 중심의 위치, 높이에 대한 초기 값으로 히스토그램의 Gaussian function fitting을 수행하고, 얻어진 function보다 낮은 히스토그램 값들을 사용하여 lower membership function을 fitting하고, 높은 값을 사용하여 upper membership function을 fitting하여 interval type-2 fuzzy membership function을 구성한다.

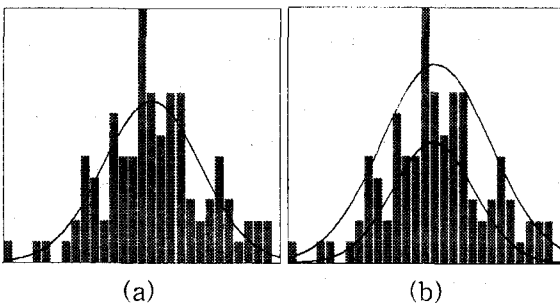


그림 2. interval type-2 fuzzy membership function의 예 (a) Gaussian fitting의 결과 (b) Interval type-2 fuzzy membership function

그림 2(a)는 그림 1(b)의 결과를 사용하여

얻어진 Gaussian function fitting의 결과이고, (b)는 (a)의 결과를 사용하여 얻어진 interval type-2 fuzzy membership function이다.

3. Fuzzy membership value의 추출

윗 절에서 구한 각각의 interval type-2 fuzzy membership function에 대하여 type reduction 과정과 defuzzification과정을 거쳐 최종적으로 membership function의 centroid를 구하게 된다. type reduction 과정은 Karnik and Mendel iterative procedure에 의하여 구현될 수 있다. type reduction 과정을 거치면 Centroid에 대한 interval type-1 fuzzy set을 얻을 수 있다. interval type-2 fuzzy set에 대한 type reduction인 generalized centroid는 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$GC = [c_l, c_r] = \int_{x_i \in X} \dots \int_{\mu_1 \in M_1} \dots \int_{\mu_N \in M_N} 1 / \frac{\sum_{i=1}^N x_i \mu_i}{\sum_{i=1}^N \mu_i} \quad (1)$$

여기서 x_i 는 입력 패턴을 의미하고, μ_i 는 패턴 x_i 가 갖는 primary membership set이다. 위에서 구한 $[c_l, c_r]$ 을 defuzzification함으로써 한 function에 대한 Centroid를 구할 수 있다.

$$Centroid = \frac{c_l + c_r}{2} \quad (2)$$

각각의 interval type-2 fuzzy membership function으로부터 구해진 Centroid로부터 입력 패턴과의 거리에 따라 다음과 같은 fuzzy membership value를 추출하게 된다.

$$f_j(x_i) = 1 - |x_i - Centroid_j| \quad (3)$$

여기서 i 는 각 입력의 속성을 나타내고 j 는 class의 개수를 나타낸다.

4. Interval type-2 fuzzy RBF neural network

제안한 알고리즘은 먼저 sample data에 대하여 각 속성에 따라서 histogram을 구하고 이를 Gaussian function fitting을 이용하여 interval type-2 fuzzy membership function으로 확장시킨다. 다음으로, 얻어진 각각의 interval type-2 fuzzy membership function을 type reduction 과정과 defuzzification과정을 통하여 centroid를 구한다. 구해진 centroid를 사용하여 fuzzy membership 값을 추출하고 이

를 이용하여 radial basis function neural network를 구성하게 된다. 그러므로 interval type-2 fuzzy membership function에 의하여 Centroid가 데이터의 분류에 더욱 적절하게 변화하기 때문에 적절한 fuzzy membership value를 추출할 수 있고 이는 패턴 인식률의 향상을 기대할 수 있다. 그림 3은 제안한 interval type-2 fuzzy neural network의 구조도를 나타낸다.

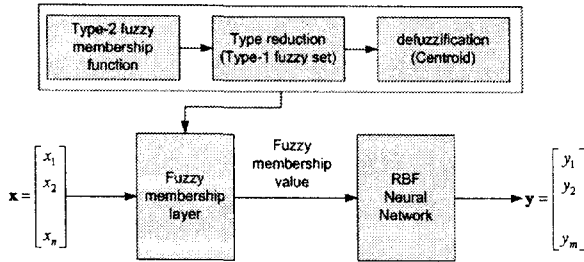


그림 3. interval type-2 fuzzy RBF neural network

5. 실험 결과

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 타당성을 증명하기 위하여 제안한 알고리즘과 기존의 RBF neural network에 대하여 “Two class”, “T-shape” 데이터에 대하여 결과를 비교하였다. 또한 실제 영상에 대한 각 알고리즘들의 영상 분할 결과를 분석한다.

5.1 “Two class” 데이터 집합

“Two class” 데이터는 242개의 패턴, 4개의 속성 값, 각각 121개의 패턴으로 구성된 2개의 클래스를 갖는다. 속성 1과 2는 서로 완전히 겹치기 때문에 본 논문에서는 속성 3과 4만을 사용하여 결과를 비교하였다. 그림 4는 속성 3과 4에 대한 데이터의 scatter plot이다.

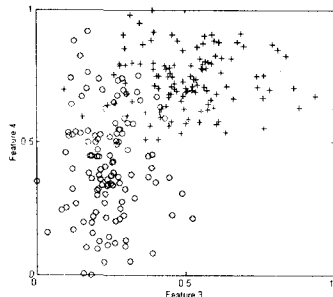


그림 4. “Two class” 데이터의 scatter plot

그림 5는 제안한 알고리즘과 RBF neural network에 대한 결과를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 제안한 알고리즘이 일반 RBF neural network보다 나은 성능을 나타냈고, 9

개의 neuron에서는 약 1.2%의 인식률 향상을 가져왔다.

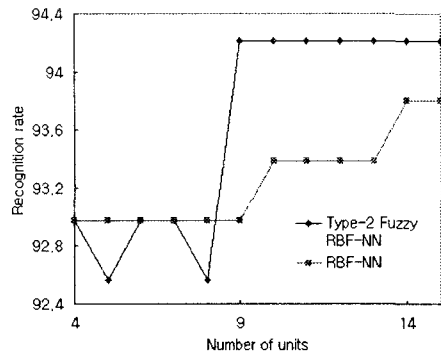


그림 5. “Two class” 데이터의 인식률의 비교

5.2 “T-shape” 데이터 집합

“T-shape” 데이터는 447개의 패턴, 2개의 속성, 228, 219개의 패턴들로 구성된 2개의 클래스를 갖는 데이터 집합이다. 그림 7은 데이터의 scatter plot을 나타낸다.

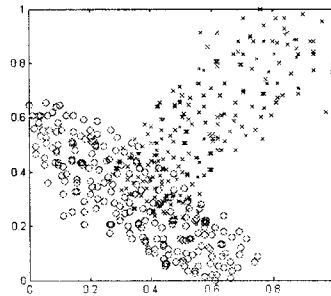


그림 6. “T-shape” 데이터의 scatter plot

그림 7은 “T-shape” 데이터에 대한 제안한 알고리즘과 RBF neural network에 대한 결과를 나타낸다.

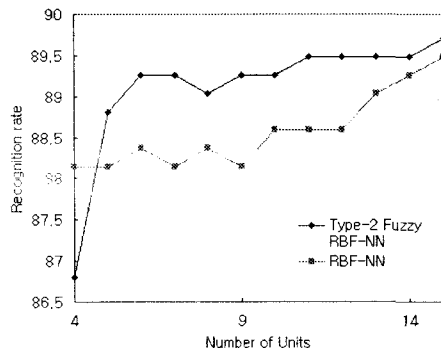


그림 7. “T-shape” 데이터의 인식률의 비교

그림에서 볼 수 있듯이 대부분의 경우에서 제안한 알고리즘이 좀 더 높은 인식률을 나타낸다. 이는 데이터를 분류에 좀 더 적절한 fuzzy membership value로 나타냄으로써 분류

하기 힘든 겹친 데이터에 대하여 불확실성을 좀 더 잘 컨트롤 하고 있다고 생각할 수 있다.

5.2 실제 영상 분할

길, 숲, 2개의 영역을 가지는 200×200 사이즈의 영상에 대하여 각 알고리즘의 영상 분할 결과를 분석한다. 속성은 원 영상의 median filter와 intensity에 의한 결과 영상 값을 사용한다. 먼저 각 영역에서 100개씩의 200개의 sample 데이터를 추출하여 각 알고리즘을 수행하였고, 구해진 network들에 대하여 영상 분할을 수행하였다. 그림 8은 원영상과 sample 데이터의 scatter plot을 나타낸다. 그림 9(a)(b)는 neuron의 개수가 6일 때의 영상 분할 결과를 나타낸다.

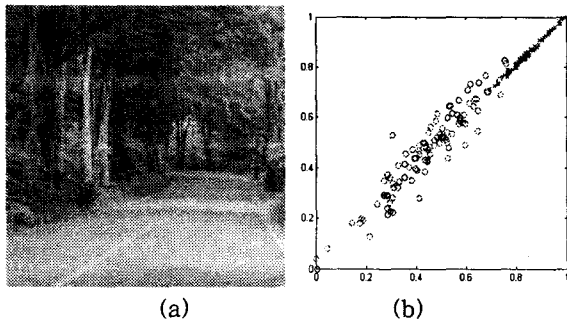


그림 8. 원영상과 sample 데이터 (a) 원 영상 (b) sample 데이터의 scatter plot

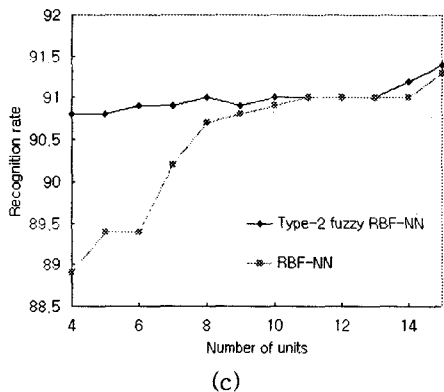
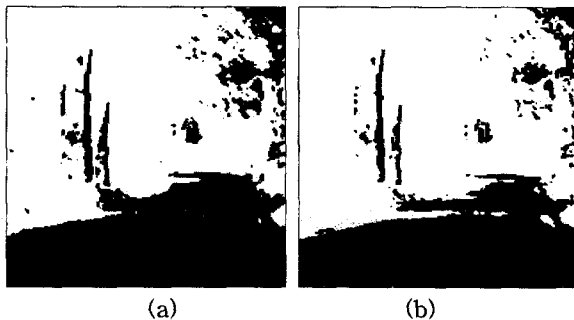


그림 9. 영상 분할 결과 (a) RBF neural network (b) 제안한 algorithm

그림 9(c)은 각 neuron 개수에 따른 알고리즘들의 결과를 보인다. 길 부분에서 약간의 오분류 부분이 존재하지만 숲 부분에서 오분류 부분이 기존의 방법보다 많이 감소된 것을 볼 수 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 6개의 neuron에서 제안한 알고리즘이 약 1.5%의 인식률의 향상을 나타내었다.

5. 결론

본 논문에서는 데이터로부터 interval type-2 fuzzy membership function을 추출하는 새로운 방법을 제안하였다. 또한 이를 기존의 RBF neural network에 적용시킨 interval type-2 fuzzy RBF neural network를 제안하였다. interval type-2 fuzzy membership function에 의하여 데이터 분류에 좀 더 적절한 fuzzy membership value로 나타냄으로써 기존의 RBF neural network의 성능을 향상시킬 수 있었다. 향후, interval type-2 fuzzy membership value의 향상된 추출 방법과 다른 neural network에의 적용이 연구될 것이다.

감사의 글 : 본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화센터를 통한 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] R.Duda, P.Hart, and D. Stork, *Pattern Classification*, second ed. John Wiley & Sons, 2001.
- [2] G. J. Klir and B. Yuan, *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic*, Prentice Hall, 1995.
- [3] F. C-H. Rhee and R. Krishnapuram, "Fuzzy rule generation and inference methods for pattern recognition and computer vision," Ph.D. dissertation, University of Missouri, Columbia, MO, 1999.
- [4] J. Mendel, *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*, Prentice Hall, 2001.
- [5] N. Karnik, J. Mendel, and Q. Liang, "Type-2 fuzzy logic systems," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 7, pp. 643-658, Dec. 1999.
- [6] H. Wu and J. Mendel, "Uncertainty bounds and their use in the design of interval type-2 fuzzy logic systems," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 10, no. 5, OCT. 2002.