

패턴인식을 위한 Type-2 Fuzzy Neural Networks

지광희, 김현기, 오성권
수원대학교 전기공학과

Type-2 Fuzzy Neural Networks for Pattern recognition

Kwang-Hee Ji, Hyun-Ki Kim, Sung-Kwun Oh
Dept. of Electrical Engineering, The Univ. of Suwon

Abstract - 본 논문에서는 다항식 기반 Type-2 Fuzzy Neural Networks(T2FNN)를 설계하고 이를 패턴분류 문제에 적용하여 그 성능을 분석한다. T2FNN은 Fuzzy C-Means(FCM)을 Type-2 Fuzzy C-Means로 확장시킨 것이라 할 수 있으며, Input layer, Fuzzyfication layer, Inference layer, Defuzzification layer의 4층 네트워크로 구성된다. interval Type-1 퍼지 집합인 후반부의 연결가중치는 Gradient Descent Method를 이용하여 학습한다. 제안된 RBF 신경회로망은 모의데이터와 패턴인식 성능 평가에 많이 사용되는 machine learning 데이터에 적용하여 패턴 분류기로서의 성능을 평가받는다.

1. 서 론

사람에게 있어 무엇을 인식한다는 것은 그리 어려운 문제가 아니다. 사람은 깨어 있는 동안 항상 인식을 하고 눈과 귀가 동시에 인식하기도 한다. 일례로 일단 한번 만나 본 사람은 그 사람의 생김새가 많이 바뀌어도 그 사람이 누구인지 인식하는데 그리 어렵지 않다. 반면 기계에게 패턴 인식은 극도로 어려운 작업이다. 따라서 지난 수십년간 패턴인식을 위한 다양한 방법들이 연구되었다. 이 중 신경회로망을 기반으로 설계된 분류기는 학습 능력과 일반화 능력의 우수성으로 인해 다양한 패턴인식 시스템에서 가장 많이 사용되는 분류기중 하나이다. 신경회로망 기반 분류기는 입력층, 다수의 은닉층, 출력층을 갖는 다층구조가 일반적이며 경사 하강법을 이용하여 학습된다. 본 연구에서는 이런 기본적인 신경회로망을 더욱 확장하여 T2FNN을 설계하여 실험한다. 기존의 Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks(P-RBFNN)와의 가장 큰 차이점은 조건부에서 사용되는 Fuzzy C-Means(FCM)을 Type-2 FCM으로 확장하여 활성함수를 interval Type-2 Fuzzy Set(IT2 FS)로 확장하는 것 이라고 할 수 있다. 또한 제안된 네트워크는 Multi-output 구조로서 가중치는 Fuzzification layer와 Inference layer사이에만 존재하며 interval Type-1 퍼지집합을 가중치로 갖는다. 이런 요소들을 Karnik-Mendel이 제안한 반복적인 방법인 KM알고리즘을 이용하여 출력을 구하게 되고 이 출력들을 통하여 선형관정 경계(초평면)를 생성하고, 그로 인해 패턴 분류를 할 수 있다.

본 연구에서 제안된 T2FNN은 Gradient Descent Method방법을 사용하여 학습하고 최적의 학습률, 모델된 계수 그리고 퍼지화 계수 2개를 PSO(Paticle Swarm Optimization)를 사용하여 동정한다. 구현한 다항식 기반 T2FNN의 패턴분류 성능 검증을 위해 모의 데이터와 machine learning 데이터를 사용하여 모델의 패턴 분류기로서의 성능을 분석한다.

2. Type-2 Fuzzy Neural Networks

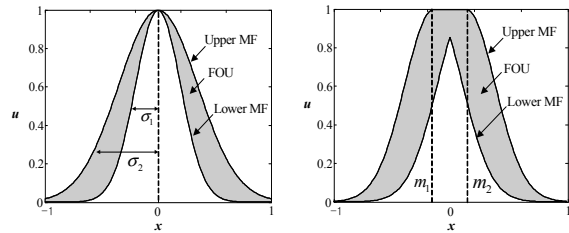
2.1 Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems

Type-2 Fuzzy Logic System(FLS)는 기존의 Type-1FLS의 확장형이다. T2FLS에는 General T2FLS와 Interval T2FLS 두 종류가 있지만 본 연구에서는 비교적 계산이 간단하고, 두 번째 소속정도(secondly membership grade)가 모두 1을 갖는 Interval T2 퍼지집합을 이용한 IT2FLS를 사용한다. IT2 FS는 식(1)과 같다.

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \left(\int_{u \in J_x} 1/u \right) / x \quad (1)$$

$f_x(u)$ 는 secondary MF, J_x 는 x 의 Primary Membership grade(value)이다. Primary MF를 이용하여 T2 FS의 FOU(Foot print Of Uncertainty)를 구성한다. IT2 FS \tilde{A} 은 FOU의 Upper MF와 Lower

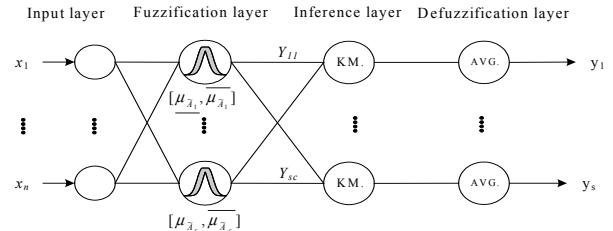
MF로 완전히 설명 될 수 있다. Upper MF는 $\overline{\mu_{\tilde{A}}}(x)$ 로 Lower MF는 $\underline{\mu_{\tilde{A}}}(x)$ 로 표기하며, $FOU(\tilde{A}) = [\underline{\mu_{\tilde{A}}}, \overline{\mu_{\tilde{A}}}]$ 를 나타낸다.



〈그림1〉 Gaussian 함수의 2종류의 FOU

2.2 Type-2 Fuzzy Neural Networks의 구조

T2FNN과 기존의 P-RBFNN의 차이점은 Fuzzy C-Means(FCM)을 Type-2 Fuzzy C-Means으로 확장하여 활성 함수를 IT2 FS으로 확장하고 연결가중치인 다항식 함수의 계수가 crisp 수 에서 interval Type-1 fuzzy set으로 확장된다는 것이다. T2FNN은 4층 네트워크로서 Input layer, Fuzzyfication layer, Inference layer, Defuzzification layer로 구성된다.



〈그림1〉 T2 FNN의 구조

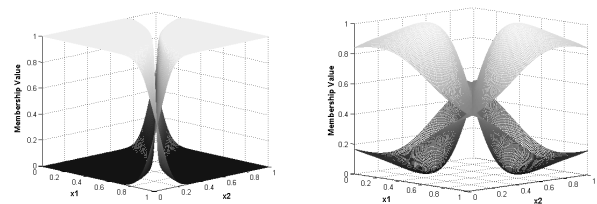
위의 <그림1>에서 $Y_{ji}(x)$ 는 $j(=1, \dots, s)$ 번째 출력 유닛과 i 번째 클러스터 사이의 연결가중치이다. 제안된 네트워크는 Multi-output 구조로서 가중치는 Fuzzification layer와 Inference layer사이에만 가중치가 존재하며 interval Type-1 퍼지집합을 가중치로 갖는다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$Y_{ji}(\mathbf{x}) = C_{ji} \quad C_{ji} = [c_{ji} - s_{ji}, c_{ji} + s_{ji}] \quad (2)$$

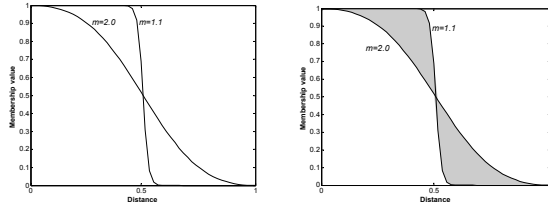
c_{ji} 는 C_{ji} 의 중심을 나타내며, s_{ji} 는 C_{ji} 의 너비를 나타낸다. C 는 후반부 Type-2 FS의 중심을 나타내는 interval Type-1 퍼지집합이다.

2.2.1 Type-2 Fuzzy Clustering

FCM의 퍼지화 상수 'm'의 값은 형성되어지는 RBF의 형태를 결정하는 매우 중요한 요소이다. 이러한 퍼지화 상수 'm'에 서로 다른 값을 할당하여 T2 Fuzzy Clustering을 수행하는 방법이 제안되었다[5]. 본 연구에서는 알맞은 m을 찾기 위해 PSO를 통하여 동정한다.



(a) m=1.1 (b) m=2.0
〈그림2〉 퍼지화상수(m)에 따른 두 개 클러스터의 소속함수 형태



〈그림3〉 T2 FCM을 이용하여 IT2 FS를 구성하는 방법의 예

2.2.2 Type Reducer

T2 FNNs의 구조는 아래의 퍼지 규칙으로 표현된다.

$$R_i : IF \ x \text{ is } \tilde{A}_i \text{ then } Y_{ji}(\mathbf{x}) = C_{ji} \quad (3)$$

$\tilde{A}_i = [\underline{\mu}_i, \overline{\mu}_i] = [\underline{f}_i(\mathbf{x}), \overline{f}_i(\mathbf{x})] \equiv [\underline{f}_i, \overline{f}_i]$ 로 표현되며, $Y_{ji}(\mathbf{x})$ interval T1 퍼지 집합이며, 퍼지 규칙의 후반부로 네트워크 구조상으로는 연결가중치이다. 위의 식들을 사용하여 Inference layer의 j 번째 출력 $Y_j(\mathbf{x})$ 는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$Y_j(\mathbf{x}) = [y_j^-, y_j^+] = \int_{y_1 \in [y_1^-, y_1^+]} \dots \int_{y_i \in [y_i^-, y_i^+]} \int_{f_i \in [\underline{f}_i, \overline{f}_i]} \dots \int_{f_i \in [\underline{f}_i, \overline{f}_i]} \frac{\sum_{i=1}^c f_i y_i}{\sum_{i=1}^c f_i} \quad (4)$$

식 (4)의 Inference layer의 j 번째 유닛의 출력 $Y_j = [y_j^-, y_j^+]$ 는 interval Type-1 퍼지 집합이므로 j 번째 출력의 최종 출력을 얻기 위해 Defuzzification layer에서는 비퍼지화를 위해 평균을 취한다. 이는 아래의 식으로 표현된다.

$$\hat{y}_j = \frac{y_j^- + y_j^+}{2} \quad (5)$$

2.2.3 Type-2 Fuzzy Neural Networks의 학습

본 연구에서 제안된 Type-2 Fuzzy Neural Networks(T2 FNNs)은 interval Type-1 퍼지 집합인 연결가중치(퍼지 규칙에서는 then이후의 집합)를 Gradient Descent Method를 이용하여 학습한다.

$$E_q = \frac{1}{2} (t_q - \hat{y}_q)^2 \quad (6)$$

학습식은 위의 식(6)을 최소화 하도록 학습이 이루어진다. q 는 패턴에 대한 첨자이다. T2 FNNs의 학습은 식 퍼지 규칙의 후반부 집합의 표현인 c 와 s 를 학습하므로 이루어진다.

$$\Delta s_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial s_i} = 0.5(t - \hat{y})(dl - dr) \quad (7)$$

$$\Delta c_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_i} = 0.5(t - \hat{y})(dl + dr) \quad (8)$$

dl 과 dr 은 y^l 과 y^r 을 계산하는데 영향을 준 \underline{f} 과 \overline{f} 에 대하여 i 번째 룰에 대한 출력을 미분한 양이다.

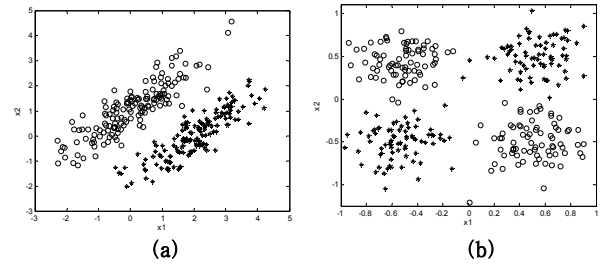
3. 시뮬레이션

구현한 T2FNN의 패턴분류 성능을 분석하기 위해 각각 2클래스, 3클래스를 가지는 모의데이터 두 개를 가지고 실험하였다. 그림4는 구성된 데이터 집합의 분포를 나타낸다. FCM의 룰 수(클러스터 수)를 2-5까지 증가시키며 패턴분류의 성공률을 분석하였다. 2클래스 모의데이터는 각 클래스별로 150개씩 300개 패턴의 데이터이며, 3클래스 모의데이터는 각 클래스별로 100개씩 300개 패턴의 데이터로 구성되어 있다.

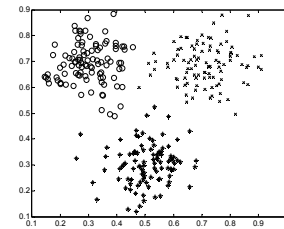
〈표 1〉 패턴분류 결과

Data Set	Number of rules	RBFNN(%)	T2FNN(%)
a	2	95.7±2.42	96.85±1.73
	3	99.3±0.43	99.77±2.05
	4	99.6±0.22	99.72±0.01
	5	99.6±1.21	99.72±0.47
b	2	65.38±1.43	92.063±8.63
	3	78.3±2.65	97.5±3.81
	4	99.3±0.48	99.41±0.53
	5	99.6±4.87	99.61±0.21

c	2	78.3±1.74	97.21±0.79
	3	99.3±3.81	98.3±1.49
	4	99±4.25	99.38±0.84
	5	98.67±0.87	99.41±0.45



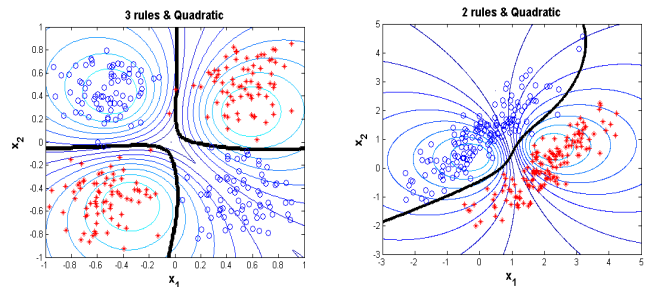
(a) (b)



(c)

〈그림4〉 3가지 종류의 모의데이터 집합

기계 학습 데이터 집합에 대한 실험은 각 데이터 집합을 7:3의 비율로 랜덤하게 학습 데이터와 테스트 데이터로 나누어 7번 반복 실험하며, 성능평가는 7-Fold Cross-Validation에 의한 분류 정확성의 평균과 표준편차에 의한다. N-Fold Cross-Validation 방법은 여러 논문에서 분류기의 성능 검증을 위해 많이 사용되는 방법이다.



〈그림5〉 패턴분류 결과

4. 결론 및 향후과제

본 논문에서 제안한 T2FNN을 구현한 모의데이터와 기계학습데이터에 대한 실험을 하였다. 많은 데이터에 대한 실험결과는 아니지만 그 결과는 우수한 성능을 증명하였다. 따라서 앞으로의 다양한 응용이 기대된다.

감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRC 수원2009-B2, U-city 보안감시 기술협력센터]. 그리고 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2009-0074928].

[참고 문헌]

- [1] N. Karnik, J. Mendel, and Q. Liang, "Type-2 Fuzzy Logic Systems," IEEE Trans. On Fuzzy Systems, Vol. 7, No. 6, pp. 643-658, 1999.
- [2] J.C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms," Plenum Press, New York, 1981
- [3] A. Patrikar, J. Provence, "Pattern classification using polynomial networks," Electronics Letters, vol. 28, No. 12, pp. 1109-1110, 1992.
- [4] Rhee, F. C.-H, "Uncertain fuzzy clustering: insights and recommendations," IEEE. Computational Intelligence Magazine, vol. 2, pp. 44-56, February 2007.