

## 다중 출력을 가지는 Interval Type-2 퍼지 집합 기반 퍼지 뉴럴 네트워크 최적 설계

박건준\*, 김용갑\*, 오성권\*\*, 김현기\*\*  
원광대\*, 수원대\*\*

### Optimal Design of Interval Type-2 Fuzzy Set-based Multi-Output Fuzzy Neural Networks

Keon-Jun Park\*, Yong-Kab Kim\*, Sung-Kwun Oh\*\*, Hyun-Ki Kim\*\*  
Wonkwang University\*, Suwon University\*\*

**Abstract** - 본 논문에서는 패턴 인식을 위한 다중 출력을 가지는 Interval Type-2 퍼지 집합을 이용한 퍼지 집합 기반 퍼지 뉴럴 네트워크를 소개한다. Interval Type-2 퍼지 집합 기반 퍼지 뉴럴 네트워크는 각 입력 변수에 따른 서로 분리된 입력 공간을 분할함으로서 네트워크 및 규칙을 구성한다. 규칙의 전반부는 퍼지 입력 공간을 개별적으로 분할하여 표현하고, 각 공간은 Interval Type-2 퍼지 집합으로 구성된다. 규칙의 후반부는 패턴 인식을 위한 다중 출력을 가지며 Interval 집합을 이용하여 다항식으로서 표현된다. 다항식의 계수인 연결가중치는 오류역전과 알고리즘을 이용하여 학습한다. 또한 실수 코딩 유전자 알고리즘을 이용하여 제안된 네트워크를 최적화한다. 제안된 네트워크는 표준 모델로서 널리 사용되는 수치적인 예를 통하여 평가한다.

는 다음과 같이 표현된다.

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x)/x = \int_{x \in X} \left[ \int_{u \in J_x} 1/u \right] / x, J_x \subseteq [0,1] \quad (2)$$

primary 멤버십 값에 대한 불확실성은 footprint of uncertainty (FOU)라 불리는 경계구간을 갖는 Type-2 퍼지 집합으로 표현된다.

FOU에 대한 예는 그림 1에서 보여준다. FOU는 Type-2 퍼지 집합의 Interval 특성을 강조하기 위하여 균일하게 표현된다. 여기서,  $a, b, c$ 는 멤버십 파라미터이며  $\sigma_a$  와  $\sigma_b$  는  $a$ 와  $b$ 의 불확실성을 의미한다.

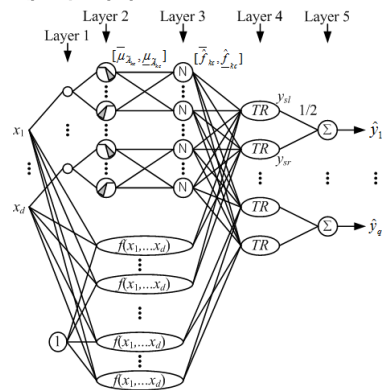
### 1. 서 론

언어 및 사고에 관련된 애매함을 다루는 퍼지이론과 학습능력을 가진 신경회로망을 상호 결합한 퍼지뉴럴네트워크(FNN; Fuzzy Neural Network) [1]는 두 가지 이론의 합성에 관한 연구가 행해지고 있다. 전 형적으로, 퍼지뉴럴네트워크는 퍼지 “if-then” 규칙의 형태로 표현되며, 오류 역전과 알고리즘은 네트워크의 파라미터를 학습하는데 사용한다.

Type-1 퍼지 집합의 확장인 Type-2 퍼지 집합은 Zadeh [2]에 의해 소개되었으며, Mizumoto와 Tanaka [3]는 type-2 퍼지 집합의 이론적인 연산 및 멤버십함수의 특성에 대해 연구하였다. Mendel과 Karnik [4]은 퍼지 “if-then” 규칙으로 표현되는 type-2 퍼지 논리 시스템에 대해 연구하였다. type-2 퍼지 퍼지 논리 시스템은 전반부 및 후반부에 type-2 퍼지 집합을 사용하였다. Interval type-2 퍼지뉴럴네트워크(IT2FNN)는 Interval type-2 퍼지 집합과 신경회로망의 상호 결합에 의한 네트워크이며, 잡음이 많은 환경에서 효율적으로 대처하기 위해 연구되었다.

본 논문에서는 전체 입력 공간을 서로 분리된 개별적인 공간을 이용하여 입력 공간을 개별적으로 퍼지 규칙의 전반부를 형성하고 각 공간은 Interval Type-2 퍼지 집합으로 구성된다. 후반부 구조는 패턴 인식을 위한 다중 출력을 가지는 구조로서 Interval 집합을 이용하여 다항식으로 표현되고 오류역전과 알고리즘을 이용하여 다항식 계수를 학습한다. 퍼지 규칙 기반 퍼지뉴럴네트워크는 각 입력 변수에 대한 전반부 멤버십함수의 정점과 불확실성 계수 그리고, 학습률 및 모멘텀 계수와 같은 파라미터들을 최적으로 동조하기 위하여 실수코딩 유전자 알고리즘 [5,6]을 이용한다. 또한, 제안된 퍼지뉴럴네트워크는 패턴 인식을 위해 표준 모델로서 널리 사용되는 수치적인 예를 통하여 평가한다.

### 2.2 퍼지뉴럴네트워크의 구조



〈그림 2〉 다중 출력을 가지는 Interval Type-2 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크 구조

개별 입력 공간 분할에 의한 제안된 네트워크는 그림 2에서 보여주며 퍼지 규칙은 다음과 같다.

$$R^{kc}: \text{If } x_k \text{ is } \tilde{A}_{kc} \text{ Then } y_{kl} = f(x_1, \dots, x_k) \quad (3)$$

간략 추론(Case 0) :  $f = W_{kc}^{s0}$

선형 추론(Case 1) :  $f = W_{kc}^{s0} + \sum_{i=1}^d W_{kc}^{si} x_i$

변형된 2차식 추론(Case 3) :  $f = W_{kc}^{s0} + \sum_{i=1}^d W_{kc}^{si} x_i + \sum_{i=1}^d \sum_{j=i+1}^d W_{kc}^{sij} x_i x_j$

여기서,  $W_{kc}^{si} = [w_{kc}^{si} - s_{kc}^{si}, w_{kc}^{si} + s_{kc}^{si}]$ ,  $i = 0, \dots, d(d+1)/2$ .

전반부 멤버십함수는 이웃하는 멤버십함수와 보수적인 관계를 가진 삼각형 멤버십함수를 사용한다. 각 멤버십함수의  $\sigma_a$  와  $\sigma_b$  는 각 퍼지 부분 공간에 속한 데이터의 표준편차에 의해 구해지며, 불확실성 계수  $\rho$  를 이용하여  $(1+\rho)\sigma$  에 의해 불확실성을 조절한다.

제안된 퍼지뉴럴네트워크 구조에서 각 층의 연산 과정은 다음과 같다.

[1층] 입력층

[2층] 입력에 대한 적합도 계산 :  $[\bar{\mu}_{\tilde{A}_{kc}}(x), \underline{\mu}_{\tilde{A}_{kc}}(x)] \quad (4)$

[3층] 정규화된 적합도 계산 :  $\hat{f}_{kc} = [\hat{f}_{kc}, \hat{l}_{kc}] \quad (5)$

$$\hat{f}_{kc} = \bar{\mu}_{kc} / \sum_{c=1}^q \bar{\mu}_{kc}, \hat{l}_{kc} = \underline{\mu}_{kc} / \sum_{c=1}^q \underline{\mu}_{kc} \quad (6)$$

[4층] Type Reduction

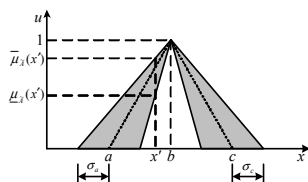
가장 왼쪽 지점  $y_l$  과 가장 오른쪽 지점  $y_r$  은  $\hat{f}_{kc}$  에 의존하며, 반복법에 따른 KM 알고리즘을 이용하여 구해진다.

$$y_{sl} = \sum_{k=1}^d \sum_{c=1}^q \hat{f}_{kc} y_{kc}^l / \sum_{k=1}^d \sum_{c=1}^q \hat{f}_{kc}, y_{sr} = \sum_{k=1}^d \sum_{c=1}^q \hat{f}_{kc} y_{kc}^r / \sum_{k=1}^d \sum_{c=1}^q \hat{f}_{kc} \quad (7)$$

[5층] 최종출력

## 2. Interval Type-2 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크

### 2.1 Interval Type-2 퍼지 집합



〈그림 1〉 Interval Type-2 퍼지 집합.

Type-2 퍼지 집합은 다음과 같은 형태의 Type-2 멤버십함수로 특성 지어진다.

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x)/x = \int_{x \in X} \left[ \int_{u \in J_x} f_x(u)/u \right] / x, J_x \subseteq [0,1] \quad (1)$$

$f_x(u)/u = 1, \forall u \in J_x \subseteq [0,1]$  인 경우에는 secondary 멤버십함수는 Interval이며  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  는 Interval Type-2 멤버십함수이다. 따라서,  $\tilde{A}$

IT2FSFNN에서 최종 출력은 Interval 집합이다. 따라서, 최종 출력은  $y_l$  과  $y_r$  의 평균에 의해 구해진다.

### 2.3 퍼지뉴럴네트워크의 학습

네트워크의 학습은 후반부 다항식 계수인 연결가중치를 가장 적절한 값으로 조정해 나가면서 이루어진다. 학습방법은 오류역전파 알고리즘을 이용하며, 이는 원 출력과 모델 출력간의 차, 즉 오차를 바탕으로 이루어진다. 연결가중치의 조절은 기존의 값에 오차로부터 구해진 조절량 만큼의 변화를 더해 주며 유도된 결과는 다음과 같다.

$$\Delta w_{kc}^{s0} = 0.25\eta(y_{ps} - \hat{y}_{ps})(\hat{f}_{kc}^l + \hat{f}_{kc}^r) + \alpha(w_{kc}^{s0}(p) - w_{kc}^{s0}(p-1)) \quad (8)$$

$$\Delta s_{kc}^{s0} = 0.25\eta(y_{ps} - \hat{y}_{ps})(-\hat{f}_{kc}^l + \hat{f}_{kc}^r) + \alpha(s_{kc}^{s0}(p) - s_{kc}^{s0}(p-1)) \quad (9)$$

$$\Delta w_{kc}^{s1} = 0.25\eta(y_{ps} - \hat{y}_{ps})(\hat{f}_{kc}^l + \hat{f}_{kc}^r)x_i + \alpha(w_{kc}^{s1}(p) - w_{kc}^{s1}(p-1)) \quad (10)$$

$$\Delta s_{kc}^{s1} = 0.25\eta(y_{ps} - \hat{y}_{ps})(-\hat{f}_{kc}^l + \hat{f}_{kc}^r)|x_i| + \alpha(s_{kc}^{s1}(p) - s_{kc}^{s1}(p-1)) \quad (11)$$

$$\Delta w_{kc}^{s2} = 0.25\eta(y_{ps} - \hat{y}_{ps})(\hat{f}_{kc}^l + \hat{f}_{kc}^r)x_i x_j + \alpha(w_{kc}^{s2}(p) - w_{kc}^{s2}(p-1)) \quad (12)$$

$$\Delta s_{kc}^{s2} = 0.25\eta(y_{ps} - \hat{y}_{ps})(-\hat{f}_{kc}^l + \hat{f}_{kc}^r)|x_i x_j| + \alpha(s_{kc}^{s2}(p) - s_{kc}^{s2}(p-1)) \quad (13)$$

### 3. 실수 코딩 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘[5,6]은 자연 선택과 유전학에 기반으로 하는 확률적인 탐색방법으로써 탐색과 해의 가능영역을 균형 있게 이용하기 위하여 생산, 교배, 돌연변이의 과정을 수행하는 일반성 있는 탐색방법으로 비선형 최적화 이론에 탁월한 성능을 발휘하고 있다. 기존의 다른 탐색방법들과 달리 유전자 알고리즘은 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지하면서 그들 모두가 동시에 최적값을 찾아나가기 때문에 지역 극소에 빠질 위험을 어느 정도 해결할 수 있다는 점과 더불어 모델의 성능지수가 최소가 되는 전역 극소 영역을 찾는 능력을 갖고 있으며, 또한 기존의 방법들과는 달리 선형, 연속, 미분가능 등의 제한이 없기 때문에 다양한 분야에 별다른 제한 없이 적용할 수 있다는 장점을 가진다는 것이 중요한 특징이다.

본 논문에서는 멤버쉽함수의 정점과 불확실성 계수 및 학습률, 모델링 계수를 최적으로 설정해 주기 위하여 실수 코딩 유전자 알고리즘을 이용하여 네트워크의 최적화 과정을 수행하게 된다. 그림 3은 최적 동조를 위한 일련의 염색체 구조를 보여준다.

MF apexes of input variable $x_i$ (3) Small, Middle, Big <sub>i</sub>	...	MF apexes of input variable $x_j$ (3) Small, Middle, Big <sub>j</sub>	uncertainty factor of $x_i$ (2) (1)	...	uncertainty factor of $x_j$ (2) (1)	learning rate (1)	momentum coefficient (1)
--	-----	--	--	-----	--	-------------------	--------------------------

〈그림 3〉 염색체 구조

### 4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서 제안된 네트워크를 적용하기 위하여 패턴 실험 데이터로 Fisher의 Iris 데이터를 이용하였다. 실험에 사용된 Iris 데이터는 3개의 클래스로 구성되며, 각 클래스마다 50개의 패턴으로 구성되어 있고, 각 패턴은 4개의 속성으로 정의된다. 실험은 random sub-sampling을 이용하여 각 데이터 집합을 7:3의 비율로 랜덤하게 학습 데이터와 테스트 데이터로 나누어 5번 반복 실험하였으며 제안된 네트워크를 이용하여 패턴분류를 수행하였다. 성능평가는 오차 및 MSE(Mean Square Error)에 의한 정확도의 평균과 표준편차에 의해 평가하였다. 표 1은 제안된 네트워크에 대해 최적화 전의 성능을 보여주며, 표 2는 유전자 알고리즘에 의한 최적화된 네트워크의 성능을 보여준다.

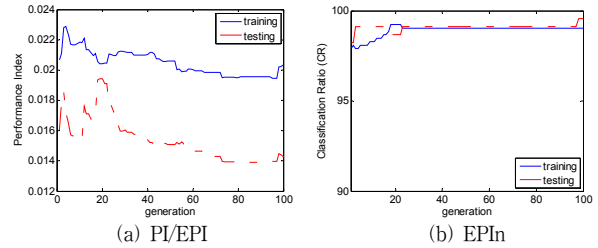
그림 4는 5번 반복에 따른 오차와 정확도의 평균값을 보여주며, 각 입력에 대해 멤버쉽 함수의 수가 5개 이고, 규칙수가 20개 이며, 선형 추론일 때의 유전자 알고리즘에 의한 제안된 네트워크의 최적화 과정을 보여준다.

〈표 1〉 최적화 전의 네트워크 성능평가

MFs 수	추론	인식률		정확도	
		학습	테스트	학습	테스트
2	1	85.14±2.98	83.56±3.72	0.092±0.01	0.089±0.01
	2	97.14±0.95	96.00±2.43	0.038±0.00	0.037±0.01
	3	96.00±0.43	97.78±1.57	0.036±0.00	0.038±0.01
3	1	97.90±0.80	96.00±2.43	0.026±0.00	0.027±0.00
	2	97.71±0.52	96.44±1.99	0.024±0.00	0.027±0.01
	3	98.29±1.04	97.78±1.57	0.024±0.00	0.029±0.00
5	1	96.38±1.24	96.89±1.99	0.020±0.00	0.019±0.01
	2	98.48±0.52	95.56±2.22	0.016±0.00	0.023±0.01
	3	97.71±0.52	95.11±2.90	0.015±0.00	0.025±0.01

〈표 2〉 최적화 후의 네트워크 성능평가

MFs 수	추론	인식률		정확도	
		학습	테스트	학습	테스트
2	1	96.38±0.80	97.33±1.86	0.032±0.01	0.030±0.01
	2	99.24±0.80	96.89±1.22	0.025±0.00	0.033±0.01
	3	99.24±0.43	99.11±1.22	0.028±0.00	0.028±0.00
3	1	98.10±0.67	99.11±1.22	0.023±0.00	0.017±0.01
	2	99.81±0.43	98.22±0.99	0.021±0.00	0.019±0.00
	3	99.62±0.52	98.67±1.22	0.021±0.00	0.019±0.00
5	1	98.29±0.43	99.56±0.99	0.022±0.00	0.020±0.00
	2	99.05±0.67	99.56±0.99	0.020±0.00	0.014±0.00
	3	99.62±0.52	98.67±1.22	0.018±0.00	0.019±0.01



〈그림 4〉 제안된 네트워크의 최적화 탐색과정

### 5. 결론

본 논문에서는 Interval Type-2 퍼지 집합을 이용한 다중 출력을 가지는 다중 규칙 기반의 퍼지 뉴럴 네트워크를 설계하였다. 퍼지 규칙의 전반부는 전체 입력공간을 독립적으로 분할하여 형성하였으며, 각 퍼지 부분 공간은 Interval Type-2 퍼지 집합을 이용하여 구성하였다. 규칙의 후반부는 다중 출력을 위한 다중 규칙의 구조를 가지며 Interval 집합을 이용하여 다항식으로 표현하였다. 오류역전파 알고리즘을 이용하여 각 다항식의 계수를 학습하였으며, 실수 코딩 유전자 알고리즘을 이용하여 파라미터들을 최적화하였다. 실험에서 알 수 있듯이 제안된 네트워크는 상당히 좋은 성능을 보여주며, 오차와 정확도 측면에서도 상당히 개선되는 것을 알 수 있었다. 아울러, 제안된 네트워크는 퍼지 규칙의 특성상 입력 공간이 고차원으로 갈수록 차원의 문제로 부터 다소 자유스러운 것을 알 수 있었다.

### 감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRRC 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] Takeshi Yamakawa, "A Neo Fuzzy Neuron and Its Application to System Identification and Prediction of the System Behavior," Proceeding of the 2nd International Conference on Fuzzy logic & Neural Networks, pp. 447-483, 1992.
- [2] L. A. Zadeh, "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I," Information Science, vol. 8, pp. 199-249, 1975.
- [3] Mizumoto, M. and K. Tanaka, "Some Properties of Fuzzy Sets of Type-2," Information and Control, vol. 31, pp. 312-340, 1976
- [4] J. M. Mendel, Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions, Prentice-Hall: NJ, 2001.
- [5] 오성권, 프로그래밍에 의한 컴퓨터지능, 내하출판사, 2003.
- [6] 진강규, 유전알고리즘과 그 응용, 교우사, 2004.
- [7] S.-K. Oh and W. Pedrycz, "Identification of Fuzzy Systems by means of an Auto-Tuning Algorithm and Its Application to Nonlinear Systems," Fuzzy Sets and Syst., Vol. 115, No. 2, pp. 205-230, 2000.
- [8] C.-S. Park, S.-K. Oh, and W. Pedrycz, "Fuzzy Identification by means of Auto-Tuning Algorithm and Weighting Factor," The Third Asian Fuzzy Systems Symposium(AFSS), PP.701-706, 1998.