

정보 입자 기반 퍼지 뉴럴 네트워크의 연속적 최적화

박건준, 오성권, 김현기
수원대학교 전기공학과

Successive Optimization of Information Granules-based Fuzzy Neural Networks

Keon-Jun Park, Sung-Kwun Oh, and Hyun-Ki Kim
Dep. of Electrical Engineering, The University of Suwon

Abstract - 본 논문에서는 데이터의 특성을 이용한 정보 입자 기반 퍼지 뉴럴 네트워크의 연속적 최적화를 제안한다. 데이터들간의 거리를 중심으로 C-Means 클러스터링 알고리즘을 이용하여 멤버쉽 함수를 정의하고 각 중심의 후반부 중심값을 이용하여 후반부 학습에 적용한다. 구조/파라미터 동정에 있어서 실수 코딩 기반 유전자 알고리즘을 이용하여 입력변수의 수, 입력 변수의 선택, 멤버쉽함수의 수, 후반부 형태와 같은 시스템의 입력 구조와 전반부 멤버쉽함수의 정점 및 학습율과 모멘텀 계수와 같은 파라미터를 최적으로 동정한다. 또한, 구조 연산과 파라미터 연산의 연속적 동조 방법을 이용하여 퍼지 뉴럴 네트워크를 최적화한다. 제안된 퍼지 뉴럴 네트워크는 삼각형 멤버쉽 함수를 이용하며, 후반부 추론에는 간략, 선형, 변형된 2차식을 이용한다. 제안된 퍼지 뉴럴 네트워크는 표준 모델로서 널리 사용되는 수치적인 예를 통하여 평가한다.

1. 서 론

퍼지 이론과 신경망을 상호 융합한 지능형 모델, 즉 퍼지 뉴럴 네트워크는 비선형 공정에 대한 복잡성과 불확실성을 다루기 위해 많은 연구가 이루어지고 있다. 퍼지이론은 1965년 Zadeh에 의해 창안된 퍼지 집합 이론을 이용하여 비선형적이고 복잡한 실 시스템의 특성을 해석하는데 적용함으로써 시스템의 성능 및 기능면에 있어서 기존의 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔으며, 인간의 두뇌가 이루고 있는 신경의 구조를 모방한 신경망은 학습을 통하여 모델이 지능적으로 행동할 수 있도록 하였고 계산 처리에 있어서 병렬 분산 처리를 함으로써 계산처리 능력을 향상시키는 장점을 가지고 있다. 그러나 데이터 특성에 맞는 모델을 구축하는데 있어서는 전문가와 시행착오에 의존해야 하는 어려움이 있으며 동적으로 변화하는 환경에서 적응적으로 대처할 수 있는 모델을 구축하기가 힘들다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 정보 입자[1,2]에 대한 연구가 행해지고 있다.

본 논문에서는 이러한 퍼지 뉴럴 네트워크의 장점들을 이용하여 기존의 모델에 비해서 학습속도가 빠르고, 수렴특성이 우수한 장점을 가진 Yamakawa[3]에 의해 제안된 퍼지 뉴럴 네트워크를 변형한 입력변수들의 상호관계 기반 퍼지 뉴럴 네트워크를 설계한다. 정보 입자의 특성에 맞는 퍼지 뉴럴 네트워크를 설계하기 위하여 데이터들간의 근접성을 기준으로 한 C-Means 클러스터링 알고리즘[4]에 의한 정보 입자를 이용하여 공간 분할 및 초기 멤버쉽함수의 정점을 동정하고, 유전자 알고리즘[5]에 의한 연속 동조 방법을 이용하여 시스템의 입력 수, 선택된 입력 변수, 멤버쉽함수의 수, 후반부 형태와, 초기 멤버쉽함수의 정점 및 학습율과 모멘텀 계수와 같은 구조/파라미터를 동시에 동정한다. 또한, 연속적 동조 방법에 의해 동조된 멤버쉽함수의 정점은 각 규칙의 후반부 중심에 적응적으로 대체되며 그에 따른 정보 입자에 의한 퍼지 뉴럴 네트워크를 설계한다.

2. 정보 입자 기반 퍼지 뉴럴 네트워크

2.1 정보 입자

정보 입자[1,2]는 근접성, 유사성 또는 기능성 등의 기준에 의해 서로 결합된 대상(특히, 데이터 점)의 연결된 모임으로 간주되며, 기존보다 계산적인 복잡성 줄이기 위해 잘 정의된 하위문제(모듈)들로 분할된다. 따라서, 데이터들간의 근접성을 기준으로 데이터들을 분류하고 각 분류된 클러스터들의 중심점을 이용하여 정보 입자 기반 퍼지 관계를 형성한다. 이를 위해 근접성을 기준으로 한 C-Means 클러스터링 알고리즘[4]을 이용한다

2.2 전반부 동정

전반부 동정, 즉 구조 동정 및 파라미터 동정은 비선형 시스템을 표현하는데 있어서 매우 중요하다. 기존의 방법은 멤버쉽함수를 입력 변수의 최소값과 최대값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 임플적으로 정의하였으나 이는 데이터들이 가지고 있는 특성을 제대로 반영하지 못하는 단점이 있다. 그래서 전반부 파라미터 동정을 위해 C-Means 클러스터링에 의한 클러스터 중심을 이용하여 초기 멤버쉽함수의 정점을 동정한다.

전체 데이터 집합 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_l; y\}$ 이고, 여기서 $x_k = [x_{1k}, \dots, x_{mk}]^T$, $y = [y_1, \dots, y_m]^T$, l 은 변수의 수 그리고 m 은 데이터의 수로 가정한다.

[단계 1] 전체 데이터 집합 U 를 각각의 입력 데이터와 출력 데이터의 데이터 집합 X_k 로 배열한다.

$$X_k = [x_k; y] \quad (1)$$

[단계 2] 데이터 집합 X_k 로부터 중심 벡터 v_{kg} 를 구한다.

[단계 2-1] 데이터 집합 X_k 를 c 개의 클러스터(정보 입자)로 분류한다.

[단계 2-2] 각 클러스터의 중심 벡터 v_{kg} 를 계산한다.

$$v_{kg} = \{u_{k1}, u_{k1}, \dots, u_{kc}\} \quad (2)$$

[단계 3] 중심 벡터 v_{kg} 로 해당하는 입력 공간을 분할하고 각 클러스터에 Small, Big과 같은 언어적 변수를 할당한다.

2.3 후반부 동정

데이터간의 중심값을 이용하여 전반부뿐만 아니라 후반부에도 임출력 데이터 관계의 특성을 고려한다. 후반부 다항식 함수에 임출력 데이터의 중심값을 적용하여 데이터 입자에 의한 네트워크를 구축한다. 각 규칙에 속한 입력 데이터의 중심값 V_{kj} 와 출력 데이터의 중심값 M_j 는 다음과 같다.

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_{ji} x_{kj}}{\sum_{i=1}^m \mu_{ji}}, \quad M_j = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_{ji} y_j}{\sum_{i=1}^m \mu_{ji}} \quad (3)$$

제안된 구조의 후반부 구조는 퍼지추론의 세 가지 형태를 이용한다. 간략 퍼지추론의 형태는 식(4)과 같이 후반부가 상수항으로 이루어져 있으며, 선형 퍼지추론 구조는 식(5)와 같이 1차 선형식으로 구성되며, 변형된 2차식 퍼지추론 구조는 식(6)과 같이 구성된다.

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots x_k \text{ is } A_{ik} \text{ then } y_i - m_i = w_0 \quad (4)$$

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots x_k \text{ is } A_{ik} \text{ then } y_i - m_i = w_0 + w_{i1}(x_1 - v_{i1}) + \dots + w_{ik}(x_k - v_{ik}) \quad (5)$$

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots x_k \text{ is } A_{ik} \text{ then } y_i - m_i = w_0 + w_{i1}(x_1 - v_{i1}) + \dots + w_{ik}(x_k - v_{ik}) + w_{ik+1}(x_1 - v_{i1})(x_2 - v_{i2}) + \dots \quad (6)$$

최종 추론결과는 다음과 같다.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i = \sum_{i=1}^n \mu_i C y_i = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_i \cdot (w_0 + m_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (7)$$

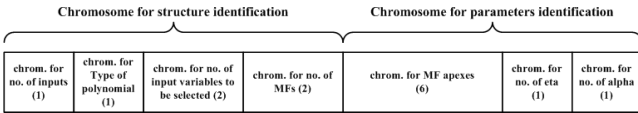
선형 퍼지추론 및 변형된 2차식 퍼지추론의 경우도 같은 방법으로 추론된다.

제안된 퍼지 뉴럴 네트워크의 학습은 연결 가중치 w_{ij} 를 네트워크에 가장 적절한 값으로 조정해 나가면서 이루어진다. 학습방법은 오류역전파 알고리즘을 사용하며, 오차를 바탕으로 이루어진다.

3. 유전자 알고리즘을 이용한 연속적 최적화

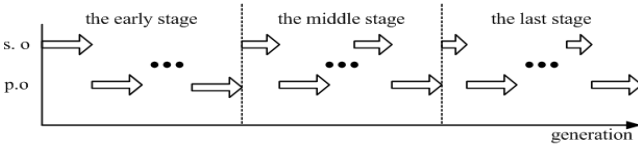
유전자 알고리즘[5]은 자연 선택과 유전학에 기반으로 하는 확률적인 탐색방법으로 탐색과 해의 가능영역들을 균형 있게 이용하기 위해 생산, 교배, 돌연변이의 과정을 수행하는 일반성 있는 탐색법으로 비선형 최적화 이론에 탁월한 성능을 발휘하고 있다.

본 논문에서는 구조/파라미터 동정에 있어서 연속적 동조 방법을 고려하여 최적의 네트워크를 설계한다. 연속적 동조 방법은 그림 1과 같이 구조 동정과 파라미터 동정의 연속적인 염색체 구조를 가지며 구조와 파라미터를 동시에 동정한다. 구조 동정에서는 시스템의 입력 변수의 수, 선택된 입력 변수, 입력 변수당 멤버쉽함수의 수, 후반부 구조의 형태를 결정하며, 파라미터 동정에서는 멤버쉽함수의 정점을 동정한다. 여기서, 괄호안의 수는 염색체 수를 나타낸다.



〈그림 1〉 연속적 동조 방법에 의한 염색체 구조

연속적 동조 방법은 구조/파라미터 진화 문제에 있어서 구조 연산과 파라미터 연산을 분리해서 각각의 연산 선택과 선택된 해당 연산 세대를 조정해 주는 방법이다. 구조/파라미터의 연산 구분은 교배와 돌연변이 연산에서 선택되며 교배 연산시 교배접으로 구조 부분이 선택되면 구조 연산이 수행되며, 파라미터 부분이 선택되면 파라미터 연산이 수행된다. 돌연변이 연산도 마찬가지로 수행된다. 구조/파라미터의 연산의 세대 할당에 대해서는 가변 세대 할당을 수행한다. 즉, 모든 개체에 대해서 세대가 지나감에 따라 파라미터 연산의 비중을 높이면서 진화하게 된다.



〈그림 2〉가변 세대 기반 구조/파라미터 진화 연산

(s.o : structure operation, p.o : parameter operation)

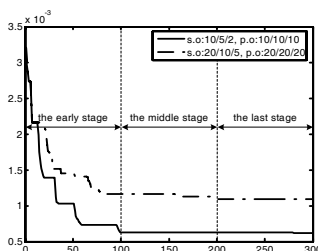
4. 실험 데이터를 통한 결과 고찰

제안된 모델의 적용 및 타당성을 평가하기 위해 다음과 같이 표현되는 2입력 1출력 비선형 함수를 이용한다.

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1.5})^2, \quad 1 \leq x_1, x_2 \leq 5 \quad (8)$$

비선형 특징을 가진 시스템 방정식으로부터 얻어진 50개의 입출력 데이터 쌍을 제안된 네트워크에 적용함으로써 모델의 타당성 및 정확도를 기존 모델과 비교 검토한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 MSE를 이용한다.

퍼지 뉴럴 네트워크의 구조/파라미터 동정을 위한 진화 연산에서 가변 세대 할당 비율이 s.o:10/5/2, p.o:10/10/10인 경우, 입력 변수는 x_1, x_2 이 선택되었고 멤버쉽함수의 수는 각 입력 변수에 대해 각 3개이고, 후반부 구조는 구조 2가 결정되었으며, 이 때의 성능 지수는 0.0006이며, 가변 세대 할당 비율이 s.o:20/10/5, p.o:20/20/20인 경우에는 입력 변수가 x_1, x_2 이 선택되었고 멤버쉽함수의 수는 각 입력 변수에 대해 2, 3개이고, 후반부 구조는 구조 2가 결정되었으며, 이 때의 성능지수는 0.001이다. 그림 1은 제안된 퍼지 뉴럴 네트워크의 최적화 과정을 보여주며, 표 2는 기존 모델과 제안된 정보 입자 기반 퍼지 뉴럴 네트워크와의 동정 오차를 비교하여 보여준다.



〈그림 3〉 제안된 퍼지 모델의 최적화 탐색과정

〈표 1〉 기존 퍼지모델과 동정 에러 비교

Model	규칙수	PI	
Sugeno and Yasukawa[6]	6	0.079	
Gomez-Skarmeta et al.[7]	5	0.070	
Kim et al.[8]	3	0.019	
Kim et al.[9]	3	0.0089	
Oh et al.[10]	Basic PNN	0.0212	
	Modified PNN	0.0041	
Park et al.[11]	BFPNN	9	0.0033
	MFPNN	9	0.0023
Our Model	9	0.0006	

5. 결 론

본 논문에서는 데이터의 특성에 따른 체계적이고 효율적인 모델을 구축하기 위하여 정보 입자 기반 퍼지 뉴럴 네트워크의 연속적 최적화를 설계하였다. 즉, C-Means 클러스터링 알고리즘에 의한 정보 입자를 전반부 멤버쉽함수의 정의 및 다항식 함수의 초기값을 적용하여 데이터의 특성에 맞는 퍼지 뉴럴 네트워크를 설계하였다. 또한 유전자 알고리즘에 의한 연속 동조 방법을 이용하여 구조/파라미터를 동시에 동정하였다. 연속적 동조 방법에 의해 동조된 멤버쉽함수의 정점은 각 규칙의 후반부 중심에 적용적으로 대치되며 그에 따른 정보 입자에 의한 퍼지 뉴럴 네트워크를 설계할 수 있었다. 제안된 네트워크는 데이터 입자를 이용함으로써 최적화된 네트워크를 설계할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원의 전력산업연구개발사업(R-2007-2-044)으로 수행된과제임

참고 문헌

- [1] L. A Zadeh, "Fuzzy logic = Computng with words," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, Vol. 4, No. 2, pp. 103-111, 1996.
- [2] W.Pderyca and G. Vukovich, "Granular neural networks," *Neurocomputing*, Vol. 36, pp. 205-224, 2001.
- [3] 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
- [4] P. R. Krishnaiah and L. N. Kanal, editors. Classification, pattern recognition, and reduction of dimensionality, volume 2 of Handbook of Statistics. North-Holland, Amsterdam, 1982.
- [5] D. E. Golderg, *Genetic Algorithm in search, Optimization & Machine Learning*, Addison wesley, 1989.
- [6] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy systems*, Vol. 1, No. 1, pp. 7-13, 1993.
- [7] A.-F. Gomez-Skarmeta, M. Delgado and M. A. Vila, "About the use of fuzzy clustering techniques for fuzzy model identification," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 106, pp. 179-188, 1999.
- [8] E.-T. Kim, M.-K. Park, S.-H. Ji, M.-N. Park, "A new approach to fuzzy modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 328-337, 1997.
- [9] E.-T Kim, H.-J. Lee, M.-K. Park, M.-N. Park, "a simply identified Sugeno-type fuzzy model via double clustering," *Information Sciences*, Vol. 110, pp. 25-39, 1998.
- [10] S.K. Oh, W. Pedrycz and B.-J. Park, "Polynomial Neural Networks Architecture: Analysis and Design," *Computers and Electrical Engineering*, Vol. 29, Issue 6, pp. 703-725, 2003.
- [11] B.-J. Park, W. Pedrycz and S.-K. Oh, "Fuzzy Polynomial Neural Networks: Hybrid Architectures of Fuzzy Modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 10, No. 5, pp 607-621, Oct. 2002.