

부분방전 패턴인식을 위한 퍼지뉴럴네트워크의 유전자적 최적 설계

박건준*, 김길성*, 오성권*, 최원**, 김정태**
수원대*, 대진대**

Genetically Optimized Design of Fuzzy Neural Networks for Partial Discharge Pattern Recognition

Keon-Jun Park*, Hyun-Ki Kim*, Sung-Kwun Oh*, Won Choi**, and Jeong-Tae Kim**
The University of Suwon*, Daejin University**

Abstract - 본 논문에서는 부분방전 패턴인식을 위한 퍼지뉴럴네트워크(Fuzzy-Neural Network)를 설계한다. 퍼지뉴럴네트워크의 구조에서 규칙의 전반부는 개별적인 입력 공간을 분할하여 표현하고, 규칙의 후반부는 다항식으로 표현되며 오류역전과 알고리즘을 이용하여 연결가중치인 후반부 다항식의 계수를 학습한다. 또한, 유전자 알고리즘을 이용하여 각 입력에 대한 전반부 멤버쉽함수의 정점과 학습률 및 모멘텀 계수를 최적으로 동조한다. 제안된 네트워크는 부분방전 패턴인식을 위해 다중 출력을 가지며, 초고압 XLPE 케이블 절연접속함의 모의결합에 대해 부분방전 신호를 패턴인식한다. 부분방전 신호는 PRPDA 방법을 통해 256개의 입력 벡터와 4개의 출력 벡터를 가지며, 보이드 방전, 코로나 방전, 표면 방전, 노이즈의 4개 클래스를 분류하며, 패턴인식률로서 결과를 분석한다.

1. 서 론

퍼지뉴럴네트워크[1]는 퍼지 이론과 신경망을 상호 융합한 지능형 모델로서, 비선형 공정에 대한 복잡성과 불확실성을 제어하기 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 가져왔다. 인간의 두뇌가 이루고 있는 신경의 구조를 모방한 신경망은 학습을 통하여 모델이 지능적으로 행동할 수 있도록 하였고 계산처리에 있어서 병렬 분산 처리를 함으로써 계산처리 능력을 향상시키는 장점을 가졌다. 인간의 언어 및 사고에 관련된 에매함을 다루는 퍼지이론과 학습능력을 가진 신경회로망을 상호 결합한 지능형 모델인 퍼지뉴럴네트워크는 기존의 모델에 비해서 학습속도가 빠르고, 수렴특성이 우수한 장점을 가진다. 따라서 본 논문에서는 다중 입력 공간을 개별 입력 공간으로 사용하고 다중 출력을 가지는 퍼지뉴럴네트워크를 설계한다. 설계된 네트워크는 실수코딩 기반 유전자 알고리즘[2]을 이용하여 각 입력 변수에 대한 전반부 멤버쉽함수의 정점과 학습률 및 모멘텀 계수를 최적으로 동조한다.

한편, 전력설비에 대한 부분방전 패턴인식[3]은 결합의 차이에 따라 다양한 패턴의 차이를 보이고 있으며, 신경회로망을 비롯한 다양한 패턴인식 기법들이 적용되고 있다.[4] 본 논문에서는 이의 일환으로 설계된 네트워크를 이용하여 초고압 XLPE 케이블 절연접속함의 모의결합에 대해 부분방전 신호를 패턴인식한다. 부분방전 신호는 PRPDA 방법을 통해 256개의 입력 벡터와 4개의 출력 벡터를 가지며, 보이드 방전, 코로나 방전, 표면 방전, 노이즈의 4개 클래스를 분류한다.

2. 퍼지뉴럴네트워크

2.1 퍼지뉴럴네트워크의 구조

각 입력신호는 각 멤버쉽함수를 거쳐 적합도가 구해지고 적합도는 연결가중치와 곱해지며 이들이 대수적으로 합쳐져 k번째 출력 f_{kr} 을 생성한다. 최종 출력값은 대수적으로 합해진다.

$$\hat{y}_r = \sum_{k=1}^g f_{kr} \quad (1)$$

입력 x_k 에 대한 f_{kr} 은 퍼지규칙을 이루고 있으며 그 규칙은 다음과 같다.

$$R^r_{kc} : \text{If } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } Cy^r_{kc} = g(x_1, \dots, x_k) \quad (2)$$

간략 추론 : $g = w^0_{kc}$

여기서, R 은 입력에 대한 퍼지규칙을 나타내며, A_{kc} 는 전반부 퍼지변수로 멤버쉽함수로 표현된다. w 는 후반부 상수이며, 퍼지규칙내의 연결가중치를 나타낸다.

전반부 멤버쉽함수는 이웃하는 멤버쉽함수와 보수적인 관계를 가진 삼각형 멤버쉽함수를 사용한다. 따라서 k번째 입력에 대한 추론 결과는 다음과 같다.

$$f_{kr} = \sum_{c=1}^g \mu_{kc} \cdot Cy^r_{kc} \quad (3)$$

설계된 퍼지뉴럴네트워크에서 각 층의 연산과정은 다음과 같다.

- [1층] 입력층
- [2층] 적합도 계산 : μ_{kc}
- [3층] 정규화된 적합도 계산 :

$$\bar{\mu}_{kc} = \mu_{kc} / \sum_{c=1}^g \mu_{kc} = \mu_{kc} \quad (4)$$

- [4층] 연결가중치와의 곱 :

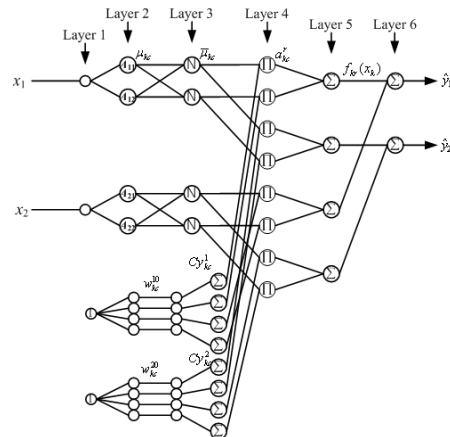
$$a^r_{kc} = \bar{\mu}_{kc} \cdot Cy^r_{kc} = \mu_{kc} \cdot Cy^r_{kc} \quad (5)$$

- [5층] 각 입력변수의 퍼지추론 값 :

$$f_{kr} = \sum_{c=1}^g a^r_{kc} = \sum_{c=1}^g \mu_{kc} \cdot Cy^r_{kc} \quad (6)$$

- [6층] 최종 출력 :

$$\hat{y}_r = \sum_{k=1}^l f_{kr} \quad (7)$$



<그림 1> 퍼지뉴럴네트워크 구조

2.2 퍼지뉴럴네트워크의 학습

네트워크의 학습은 퍼지규칙내의 연결가중치를 가장 적절한 값으로 조정해 나가면서 이루어진다. 학습방법은 오류역전과 알고리즘을 이용하며, 이는 원 출력과 모델 출력간의 차, 즉 오차를 바탕으로 이루어진다.

$$E_p = \sum_{p=1}^s (y_{pr} - \hat{y}_{pr})^2 \quad (8)$$

연결가중치의 조절은 다음과 같이 기존의 값에 오차로부터 구해진 조절량 만큼의 변화를 더해 준다. 여기에서는 간략 추론의 경우를 설명한다.

$$w^r0_{kc}(t+1) = w^r0_{kc}(t) + \Delta w^r0_{kc} \quad (9)$$

$$\Delta w^{r0}_{kc} = n \left(- \frac{\partial E_p}{\partial w^{r0}_{kc}} \right) \quad (10)$$

$$- \frac{\partial E_p}{\partial w^{r0}_{kc}} = - \frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_{pr}} \cdot \frac{\partial \hat{y}_{pr}}{\partial f_{kr}} \cdot \frac{\partial f_{kr}}{\partial w^{r0}_{kc}} \quad (11)$$

여기서,

$$- \frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_{pr}} = - \frac{\partial}{\partial \hat{y}_{pr}} \left(\sum_{r=1}^s (y_{pr} - \hat{y}_{pr})^2 \right) = 2(y_{pr} - \hat{y}_{pr}) \quad (12)$$

$$\frac{\partial \hat{y}_{pr}}{\partial f_{kr}} = \frac{\partial}{\partial f_{kr}} \left(\sum_{k=1}^l f_{kr} \right) = 1 \quad (13)$$

$$\frac{\partial f_{kr}}{\partial w^{r0}_{kc}} = \frac{\partial}{\partial w^{r0}_{kc}} \left(\sum_{c=1}^g \mu_{kc} \cdot w^{r0}_{kc} \right) = \mu_{kc} \quad (14)$$

따라서,

$$\Delta w^{r0}_{kc} = 2n(y_{pr} - \hat{y}_{pr})\mu_{kc} \quad (15)$$

또한, 모멘텀을 포함하는 연결가중치 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta w^{r0}_{kc} = 2n(y_{pr} - \hat{y}_{pr})\mu_{kc} + \alpha \{ w^{r0}_{kc}(t) - w^{r0}_{kc}(t-1) \} \quad (16)$$

3. 유전자적 최적화 설계

유전자 알고리즘[2]은 자연 선택과 유전학에 기반으로 하는 확률적인 탐색방법으로써 탐색과 해의 가능영역들을 균형 있게 이용하기 위하여 생산, 교배, 돌연변이의 과정을 수행하는 일반성 있는 탐색법으로 비선형 최적화 이론에 탁월한 성능을 발휘하고 있다. 기존의 다른 탐색방법들과 달리 유전자 알고리즘은 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지하면서 그들 모두가 동시에 최적값을 찾아가기 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 제안된 네트워크에 대한 전반부 멤버쉽함수의 정점과 학습률 및 모멘텀을 최적으로 설정해 주기 위하여 유전자 알고리즘을 이용하여 네트워크의 최적화 과정을 수행하게 된다.

4. 부분방전 패턴인식을 위한 모의 실험

본 연구에서는 부분방전 패턴인식을 위한 대상으로 초고압 XLPE 케이블 절연접속함의 모의결함에 의해 발생된 보이드 방전, 코로나 방전, 표면 방전, 노이즈의 부분방전 데이터를 이용하였다. 모의결함에 대해 고전압 전원을 인가하여 부분방전을 발생시킨 후, HFCT와 튜닝 AMP, Oscilloscope와 스펙트럼 어널라이저로 연동된 PC를 이용하여 최종 신호 검출 및 데이터 수집을 하였다. 각 모의결함별 90개의 측정된 부분방전 데이터에 대해 PRPDA를 적용하여 위상에 따른 부분방전 수와 평균 방전량 데이터를 이용하였다. 여기서 산출된 부분방전 펄수 수와 평균 방전량은 각각 360°를 128개의 윈도우로 나누어 총 2개 요소의 합인 256개의 입력벡터를 사용하였다.

퍼지뉴럴네트워크에 의한 패턴인식은 각 입력 데이터의 최소값과 최대값을 균등분할하여 공간 분할을 시행하였고, 공간 분할에 따른 전반부 멤버쉽함수의 정점을 각각 할당하였으며, 후반부 구조로는 간략추론을 사용하였다. 또한, 유전자 알고리즘을 적용하여 전반부 멤버쉽함수의 정점과 학습률, 모멘텀을 동조하였다.

성능평가는 5-Fold Cross-Validation에 의해 7:3 비율로 학습 데이터와 테스트 데이터로 나누어 5번 반복 실험하여 평균과 표준편차에 의해 평가하였다. 표 1은 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크 및 유전자 알고리즘의 파라미터를 보여준다.

<표 1> 퍼지뉴럴네트워크 및 유전자 알고리즘의 파라미터

	파라미터	값
FNN	학습횟수	150
	멤버쉽함수의 수	각 입력당 2개
GA	세대수	50
	개체수	30
	교배율	0.65
	돌연변이율	0.1

제안된 네트워크를 이용하여 입력벡터와 출력벡터에 따른 모의결함에 대해 부분방전 패턴인식을 수행하였으며, 표 2는 각 입력에 대해 멤버쉽함수의 수가 2개인 경우의 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 패턴인식 결과를 보여준다.

<표 2> 패턴인식 결과

(a) 학습 데이터				
	학습 데이터			
	보이드	코로나	표면	노이즈
보이드	100.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0
코로나	0.00±0.0	100.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0
표면	0.00±0.0	0.00±0.0	100.00±0.0	0.00±0.0
노이즈	0.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0	100.00±0.0

(b) 테스트 데이터				
	테스트 데이터			
	보이드	코로나	표면	노이즈
보이드	100.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0
코로나	0.00±0.0	100.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0
표면	0.00±0.0	0.00±0.0	100.00±0.0	0.00±0.0
노이즈	0.00±0.0	0.00±0.0	0.00±0.0	100.00±0.0

제안된 네트워크를 이용한 부분방전 패턴인식은 앞의 결과로부터 상당히 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 특히, 각 입력에 대해 멤버쉽함수의 수가 2개인 경우 각 모의결함별 학습 데이터와 테스트 데이터에 대해 모두 100%의 인식률을 보여준다.

3. 결 론

본 논문에서는 다중 입력 공간을 개별 입력 공간으로 사용하여 퍼지 뉴럴네트워크를 설계하였으며 설계된 네트워크에 대해 유전자 알고리즘을 이용하여 최적화를 시행하였다. 또한, 초고압 XLPE 케이블의 모의결함에 의한 부분방전 데이터를 이용하여 패턴인식을 수행하였다. 부분방전 패턴인식을 위한 모의실험에서 볼 수 있듯이 제안된 퍼지뉴럴네트워크는 멤버쉽함수의 수가 2개인 경우 초기 세대부터 상당히 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

감사의 글

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

[참 고 문 헌]

- [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] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithm in search, Optimization & Machine Learning," Addison wesley, 1989.
- [3] 최원, 김정태, 이진선, 김경운, "여러가지 뉴럴네트워크 기법을 적용한 부분방전 패턴인식 비교", 2007년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 2007.
- [4] Gulski, E. Krivda, A. , "Neural Networks as a Tool for Recognition of Partial Discharges", *IEEE Trans. on Electrical Insulation*, vol. 28, No. 6, pp. 984-1001, 1993
- [5] 김정태, 이호근, 임윤석, 김지홍, 구자윤, "SOM 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴인식에 대한 연구", *대한전기학회논문지*, 제53C 권 10호, pp. 515-522 , 2004.
- [6] 오성권, 프로그래밍에 의한 컴퓨터지능, 내하출판사, 2003.