

부분방전 패턴인식을 위한 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크 설계

박건준, 오성권, 김현기  
수원대학교 전기공학과

Design of Fuzzy Set-based Fuzzy Neural Networks for Partial Discharge Pattern Recognition

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

**Abstract** - 전력설비에 대한 부분방전 패턴인식은 결합의 차이에 따라 다양한 패턴의 차이를 보이고 있으며, 신경회로망을 비롯한 다양한 패턴인식 기법들이 적용되고 있다. 본 논문에서는 이의 일환으로 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크를 설계하여 초고압 XLPE 케이블 절연접속합의 모의 결합에 대해 부분방전 신호를 패턴인식하고자 한다. 부분방전 신호는 보이드 방전, 코로나 방전, 노이즈의 3개 클래스로 분류하게 되며, PRPDA 방법을 통해 556개의 입력 벡터와 3개의 출력 벡터를 가지며 총 120개의 패턴수를 가진다.

1. 서 론

산업이 발달함에 따라 초고압 전력설비의 증대와 노후화로 인해 절연 진단의 필요성이 대두되고 있으며, 특히 부분방전 측정은 다른 열화진단 방법보다 우수하다고 평가받고 있다. 최근에는 부분방전 신호를 측정하여 결합 원인 및 절연 진단을 파악하기 위하여 패턴인식을 접목한 부분방전 패턴인식에 관한 연구가 활발히 수행되고 있다.

전력설비에 대한 부분방전 패턴인식은 결합의 차이에 따라 다양한 패턴의 차이를 보이고 있으며, 부분방전 해석으로는 부분방전 신호의 전처리 단계로서 PRPDA(Phase Resolved Partial Discharge Analysis)가 가장 널리 사용되고 있으며, 패턴인식 분야에서는 BP(Back Propagation), SOM(Self Organizing Map) 및 LVQ(Learning Vector Quantization) 등 신경회로망을 비롯한 다양한 기법들이 적용되고 있다. 특히 컴퓨터의 발달과 함께 데이터 처리 속도가 빨라짐에 따라 새로운 인공지능 기법들이 도입되고 있다.

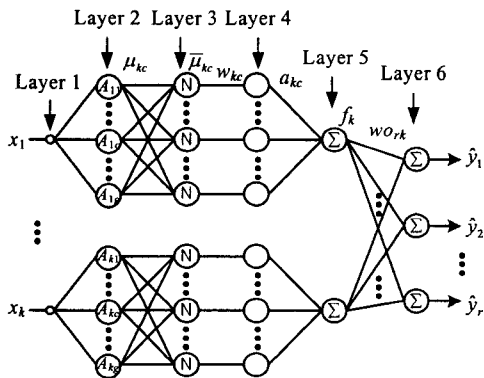
따라서 본 논문에서는 이의 일환으로 초고압 XLPE 케이블 절연접속합의 모의 결합에 대해 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크를 설계하여 부분방전 신호를 패턴인식하고자 한다. 부분방전 신호는 보이드 방전, 코로나 방전, 노이즈의 3개 클래스로 분류하게 되며, PRPDA 방법을 통해 556개의 입력 벡터와 3개의 출력 벡터를 가지며 총 120개의 패턴수를 가진다. 제안된 네트워크는 모의실험을 통해 결과를 분석한다.

2. 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크 설계

인간의 언어 및 사고에 관련된 애매함을 다루는 퍼지이론과 학습능력을 가진 신경회로망을 상호 결합한 지능형 모델인 퍼지뉴럴네트워크는 기존의 모델에 비해서 학습속도가 빠르고, 수렴특성이 우수한 장점을 가진다. 따라서 본 논문에서는 이러한 장점을 이용하여 부분방전 해석을 위한 다중 입력 공간을 개별 입력 공간으로 사용하고 다중 출력을 가지는 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크를 설계한다.

2.1 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크의 구조

입력변수에 대한 개별 퍼지공간 분할에 의한 퍼지뉴럴네트워크 구조는 그림 1과 같다.



<그림 1> 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크 구조

그림 1에서 각 입력신호는 각 멤버십함수를 거쳐 적합도가 구해지고 적합도는 연결가중치  $w_{kc}$ 와 곱해지며 이들이 대수적으로 합해져  $k$ 번째 출력  $f_k$ 를 생성한다. 최종 출력값은  $w_{rk}$ 와 곱해진 다음 대수적으로 합해진다.

$$\hat{y}_r = \sum_{k=1}^l f_k \cdot w_{rk} \tag{1}$$

입력  $x_k$ 에 대한  $f_k$ 는 퍼지규칙을 이루고 있으며 그 규칙은 다음과 같다.

$$R^k : \text{If } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_k = w_{kc} \tag{2}$$

여기서,  $R^k$ 는  $k$ 번째 입력에 대한 퍼지규칙을 나타내며,  $A_{kc}$ 는 전반부 퍼지 변수로 멤버십함수로 표현된다.  $w_{kc}$ 는 후반부 상수이며, 퍼지 규칙내의 연결가중치를 나타낸다.

전반부 멤버십함수는 이웃하는 멤버십함수와 보수적인 관계를 가진 삼각형 멤버십함수를 사용한다. 따라서  $k$ 번째 입력에 대한 추론 결과는 다음과 같다.

$$f_k = \sum_{c=1}^g \mu_{kc} \cdot w_{kc} \tag{3}$$

제안된 퍼지뉴럴네트워크 구조에서 각 층의 연산과정은 다음과 같다.

[1층] 입력층

[2층] 적합도 계산 :  $\mu_{kc}$

[3층] 정규화된 적합도 계산 :  $\bar{\mu}_{kc} = \mu_{kc} / \sum_{c=1}^g \mu_{kc} = \mu_{kc}$

[4층] 연결가중치와의 곱 :  $a_k = \bar{\mu}_{kc} \cdot w_{kc} = \mu_{kc} \cdot w_{kc}$

[5층] 각 입력변수의 퍼지추론 값 :  $f_k = \sum_{c=1}^g \mu_{kc} \cdot w_{kc}$

[6층] 최종 출력 :  $\hat{y}_r = \sum_{k=1}^l f_k \cdot w_{rk}$

2.2 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크의 학습

제안된 네트워크의 학습은 퍼지규칙내의 연결가중치  $w_{kc}$ 와 출력층의 연결가중치  $w_{rk}$ 를 가장 적절한 값으로 조정해 나가면서 이루어진다. 학습방법은 오류역전파 알고리즘을 이용하며, 이는 원 출력과 모델 출력간의 차, 즉 오차를 바탕으로 이루어진다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^s (y_{pr} - \hat{y}_{pr})^2 \tag{4}$$

2.2.1 출력층의 연결가중치 조절

연결가중치의 조절은 다음과 같이 기존의 값에 오차로부터 구해진 조절량 만큼의 변화를 더해 준다.

$$w_{rk}(t+1) = w_{rk}(t) + \Delta w_{rk} \tag{5}$$

$$\Delta w_{rk} = \eta \left( - \frac{\partial E_p}{\partial w_{rk}} \right) \tag{6}$$

$$- \frac{\partial E_p}{\partial w_{rk}} = - \frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_{pr}} \cdot \frac{\partial \hat{y}_{pr}}{\partial w_{rk}} \tag{7}$$

여기서,

$$- \frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_{pr}} = - \frac{\partial}{\partial \hat{y}_{pr}} \left( \frac{1}{2} \sum_{r=1}^s (y_{pr} - \hat{y}_{pr})^2 \right) = y_{pr} - \hat{y}_{pr} \tag{8}$$

$$\frac{\partial \hat{y}_{pr}}{\partial w_{rk}} = \frac{\partial}{\partial w_{rk}} \left( \sum_{k=1}^l f_k \cdot w_{rk} \right) = f_k \tag{9}$$

따라서,

$$\Delta w_{rk} = \eta (y_{pr} - \hat{y}_{pr}) f_k \tag{10}$$

또한, 모멘텀을 포함하는 연결가중치 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta w_{rk} = \eta (y_{pr} - \hat{y}_{pr}) f_k + \alpha (w_{rk}(t) - w_{rk}(t-1)) \tag{11}$$

2.2.2 퍼지규칙내의 연결가중치 조절

같은 방법으로 연결가중치의 조절은 다음과 같다.

$$w_{kc}(t+1) = w_{kc}(t) + \Delta w_{kc} \tag{12}$$

$$\Delta w_{kc} = \eta \left( - \frac{\partial E_p}{\partial w_{kc}} \right) \tag{13}$$

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{kc}} = \sum_{k=1}^s \left( -\frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_{pr}} \cdot \frac{\partial \hat{y}_{pr}}{\partial f_k} \right) \cdot \frac{\partial f_k}{\partial w_{kc}} \quad (14)$$

여기서,

$$-\frac{\partial E_p}{\partial \hat{y}_{pr}} = -\frac{\partial}{\partial \hat{y}_{pr}} \left( \frac{1}{2} \sum_{p=1}^s (y_{pr} - \hat{y}_{pr})^2 \right) = y_{pr} - \hat{y}_{pr} \quad (15)$$

$$\frac{\partial \hat{y}_{pr}}{\partial f_k} = \frac{\partial}{\partial f_k} \left( \sum_{r=1}^s f_k \cdot w_{rk} \right) = w_{rk} \quad (16)$$

$$\frac{\partial f_k}{\partial w_{kc}} = \frac{\partial}{\partial w_{kc}} \left( \sum_{c=1}^g \mu_{kc} \cdot w_{kc} \right) = \mu_{kc} \quad (17)$$

따라서,

$$\Delta w_{rk} = \eta \sum_{p=1}^s \{ (y_{pr} - \hat{y}_{pr}) w_{rk} \} \mu_{kc} \quad (18)$$

또한, 모멘텀을 포함하는 연결가중치 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta w_{rk} = \eta \sum_{p=1}^s \{ (y_{pr} - \hat{y}_{pr}) w_{rk} \} \mu_{kc} + \alpha \{ w_{rk}(t) - w_{rk}(t-1) \} \quad (19)$$

### 3. 부분방전 패턴인식을 위한 모의 실험

본 연구에서는 부분방전 패턴인식을 위한 대상으로 초고압 XLPE 케이블 절연접속함의 모의 결합에 의해 발생된 보이드 방전, 코로나 방전, 노이즈의 부분방전 데이터를 이용하였다[1].

부분방전 패턴인식에 제안된 네트워크를 적용하기 위하여 측정된 부분방전 데이터에 대해 PRPDA를 적용하여 위상에 따른 부분방전 수와 평균 방전량 데이터를 이용하였다. 여기서 산출된 부분방전 펄스 수와 평균 방전량은 각각 360°를 278개의 윈도우로 나누어 총 2개 요소의 합인 556개의 입력벡터를 사용하였다.

각각 결합 판별을 위하여 사용된 입력벡터에 따른 훈련 데이터, CV 데이터 및 테스트 데이터의 수는 표 1과 같으며, 출력 벡터로는 표 2에서 보는 바와 같이 보이드, 코로나, 노이즈를 선정하였다.

〈표 1〉 입력벡터에 따른 훈련 데이터, CV 데이터 및 테스트 데이터 수

결함 종류 \ 데이터 수	훈련 데이터	CV 데이터	테스트 데이터
보이드	40	4	2
코로나	40	4	2
노이즈	40	4	2

〈표 2〉 출력벡터

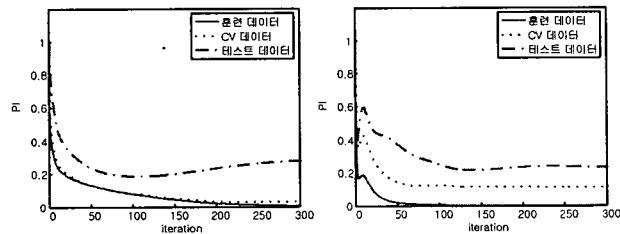
	보이드	코로나	노이즈
보이드	1	0	0
코로나	0	1	0
노이즈	0	0	1

표 3은 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크의 파라미터를 보여준다. 총 학습 회수는 300번이며, 학습률은 0.02, 모멘텀은 0.002로 설정하였으며, 각 입력 변수에 따른 멤버쉽함수의 수는 2개와 3개로 각각 설정하였다. 따라서, 총 규칙수는 멤버쉽함수의 수가 2개 일 때는 1112개이고, 멤버쉽함수의 수가 3개 일 때는 1668개가 된다.

〈표 3〉 퍼지뉴럴네트워크의 파라미터

파라미터	값
학습횟수	300
학습률	0.02
모멘텀	0.002
멤버쉽함수의 수	각 입력변수 당 2개, 3개

제안된 네트워크를 이용하여 입력벡터와 출력벡터에 따른 모의 결합에 대해 부분방전 패턴인식을 수행하였으며, 그림 2는 학습횟수에 따른 성능지수 (PI)를 보여준다. 여기서 성능지수는 MSE를 사용하였다.



(a) 퍼지규칙 수가 1112개인 경우 (b) 퍼지규칙 수가 1668개인 경우  
〈그림 2〉 성능지수

그림 2.(a)에서는 CV 데이터에 의한 성능지수가 계속 감소하고 있는 것을 알 수 있으며, 300번의 반복 학습 후 결합 분류 확률을 보면 표 4와 같이 훈련 및 테스트 데이터에 대해 정확히 결합을 분류하는 것을 알 수 있었다. 그림 2.(b)에서는 74번 학습 후 CV 데이터에 의한 성능지수가 다소 증가하다가 93번 반복 후 다시 감소하는 것을 확인 할 수 있었다. 즉, 그림 2.(b)에서는 74번 반복 학습 후 학습을 종료하였으며, 그 때의 결합 분류 확률은 표 5에서 보여준다. 표 6은 표 4와 비교하기 위해서 그림 2.(b)에서 300번까지 학습했을 경우의 결합 분류 확률을 보여준다. 표 5와 표 6에서 알 수 있듯이 테스트 데이터에 대한 성능, 즉 일반화 능력이 다소 떨어지는 것을 알 수 있으며, 또한 퍼지 공간 분할에 대한 퍼지규칙수의 증가가 반드시 좋은 성능을 갖는 것이 아님을 알 수 있었다.

〈표 4〉 300번 학습후의 결합 분류 확률 (퍼지규칙수 1112개인 경우)

	훈련 데이터	CV 데이터	테스트 데이터
PI	0.006214	0.029051	0.279850
	보이드 코로나 노이즈	보이드 코로나 노이즈	보이드 코로나 노이즈
보이드	100 0 0	100 0 0	100 0 0
코로나	0 100 0	0 100 0	0 100 0
노이즈	0 0 100	0 0 100	0 0 100

〈표 5〉 74번 학습후의 결합 분류 확률 (퍼지규칙수 1668개인 경우)

	훈련 데이터	CV 데이터	테스트 데이터
PI	0.010119	0.120803	0.295458
	보이드 코로나 노이즈	보이드 코로나 노이즈	보이드 코로나 노이즈
보이드	100 0 0	100 0 0	100 0 0
코로나	0 100 0	0 100 0	0 100 0
노이즈	0 0 100	0 0 100	0 0 50

〈표 6〉 300번 학습후의 결합 분류 확률 (퍼지규칙수 1668개인 경우)

	훈련 데이터	CV 데이터	테스트 데이터
PI	0.000317	0.111242	0.233377
	보이드 코로나 노이즈	보이드 코로나 노이즈	보이드 코로나 노이즈
보이드	100 0 0	100 0 0	100 0 0
코로나	0 100 0	0 100 0	0 100 0
노이즈	0 0 100	0 0 100	0 0 50

### 4. 결 론

본 논문에서는 부분방전 패턴인식을 위한 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크를 설계하였다. 기존의 퍼지뉴럴네트워크를 부분방전 패턴인식에 적용하기 위해서 다중 입력 공간을 개별 입력 공간으로 사용하고 다중 출력을 가지는 퍼지 집합 기반 퍼지뉴럴네트워크를 설계하였으며 초고압 XLPE 케이블의 모의 결합에 의한 부분방전 데이터를 이용하여 분석하였다. 모의 실험 결과에서 알 수 있듯이 각 입력변수에 대해 2개의 멤버쉽함수를 가진 퍼지뉴럴네트워크가 좋은 결과를 가져왔으나 CV 데이터와 테스트 데이터에 의한 비교 분석 및 다른 인공지능 기법에 관한 연구가 더 필요하다고 생각된다.

#### 감사의 글

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

#### 참고 문헌

- [1] 최원, 김정태, 이진선, 김정윤, "여러가지 뉴럴네트워크 기법을 적용한 부분방전 패턴인식 비교", 2007년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 2007.
- [2] 박재홍, 정승용, 류철휘, 김영홍, 이영조, 임유석, 구자운, "PD 신호의 주파수 분석이 고려된 GIS 절연 결합 분류를 위한 Advanced PRPD 패턴인식", 2007년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 2007.
- [3] 김정태, 이호근, 임유석, 김지훈, 구자운, "SOM 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴인식에 대한 연구", 대한전기학회논문지, 제53권 10호, pp. 515-522, 2004.
- [4] 김진수, 박재완, 박건준, 오성권, 김용갑, "퍼지 알고리즘을 이용한 부분방전 신호의 진단에 관한 연구", 2005년도 한국퍼지 및 지능시스템 학회 추계학술대회 논문집, Vol. 15, No. 2, p. 440-443, 2005
- [5] 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
- [6] 오성권, 프로그래밍에 의한 컴퓨터지능, 내하출판사, 2003.