

신경회로망과 Classifier를 이용한 부분방전패턴의 인식 Recognition of Partial Discharge Patterns using Classifiers and the Neural Network

李 峻 昊, 李 鎮 雨
호서대학교 제1공학부 전기공학전공
June-Ho Lee, Chin Woo Yi
Dept. of Electrical Eng., Hoseo University

Abstract - In this work, two approaches were proposed for the recognition of partial discharge patterns. The first approach was neural network with backpropagation algorithm, and the second approach was angle calculation between two operator vectors. PD signals were detected using three electrode systems; IEC(b), needle-plane and CIGRE method II electrode system. Both of neural network and angle comparison method showed good recognition performance for the patterns similar to the trained patterns. And the number of operators to be used had a great influence on the recognition performance to the untrained patterns.

1. 서 론

부분방전신호는 기본적으로 방전발생위상 φ (phase angle), 방전의 크기 q (discharge magnitude) 및 방전발생빈도 n (repetition rate)의 3가지 요소로 이루어져 있다[1].

1980년에 들어 측정기기의 성능향상, 특히 A/D변환기(analog-digital converter)의 고속화와 디지털 데이터처리 기술 및 고성능 PC 보급확산은 상기의 부분방전신호를 형성하는 3개의 기본요소들을 보다 작은 오차의 범위에서 측정, 저장하고 분석하는 기술들이 개발되었고 많은 연구 결과들이 발표되어 왔다[3, 4, 5, 6].

최근 전력기기진단을 위한 부분방전 해석 분야에서 발표되고 있는 연구들을 데이터처리의 면에서 살펴보면 크게 2가지의 범주로 나눌 수 있다. 첫째는 통계적 기법을 적용하는 것인데 구체적으로는 측정된 신호들로부터 평균방전량, 평균방전횟수, 주기당 방전에너지, 왜도(skewness), 첨도(kurtosis) 등의 여러 통계적 연산자(statistical operator)를 계산하여 분석하는 방법이다. 둘째는 측정된 기본요소들을 3차원 공간의 각 축의 해당값으로 하여 3차원 그래프인 φ - q - n 패턴을 만들고 이를 분석의 기초로 이용하는 방법이다. 이 두 방법들의 서로 장단점을 가지고 있으며 그 보완방법에 대한 연구들이 수행되고 있다.

본 연구에서는 부분방전의 결합원을 인식하는 기법을 개발하기 위해, 최근 이 분야에서 널리 응용되고 있는 신경회로망, 특히 백프로파게이션 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴인식[1, 5] 과 통계적인 연산자로 대표되는 특징량 추출(feature

extraction)과 이의 분석을 통한 패턴인식 방법[7, 8]을 모의결합으로부터 검출된 부분방전신호를 이용하여 비교 검토하였다.

2. 실험과 부분방전패턴

본 연구에서는 정량적 분석에 앞서 부분방전의 신호로부터 3개의 기본변수, 즉 위상각 ψ , 방전의 크기 q 그리고 방전의 반복회수 n 의 분포를 계산하여 가시화하고 이에 대한 정성적 분석을 행하여 각 결합의 특성을 검토하며, 추출하여야 할 파라미터들을 결정하는 작업을 시도하였다.

본 연구에 사용된 결합의 형태는 IEC(b), 침대평판 그리고 CIGRE method II 의 3가지 전극계를 이용하였다. 각각은 연면방전, 코로나방전 그리고 얇은 공극부분에서 발생하는 방전의 상태를 모의하고 있다. 그림 1은 각 전극계의 형태를 보이는 것이다. 각 전극에는 5kV와 6kV의 전압을 인가하였다 또한 한 종류의 전극형태에서 각 인가전압마다 20번의 부분방전측정을 행하였는데 이때 측정사이의 간격은 1분 이내로 하였다.

이와 같은 전극계로부터 측정된 부분방전신호를 각 기본변수의 분포로 분리하기 전 상태에서 위상각에 따른 방전크기를 그래프로 나타낸 것이 그림 2 이다

그림 2로부터 각 전극계가 위상각에 따라 서로 다른 모양의 방전패턴을 보이고 있음이 확인되었다. 그러나 구체적으로 정보가 세분화되지 않은 상태이므로 각 방전의 특징을 잘 대표할 수 있는 특징량을 추출할 필요가 있다.

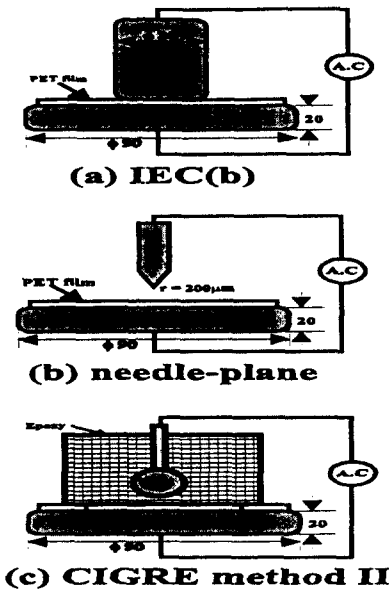


그림 1 본 연구에서 사용한 전극계

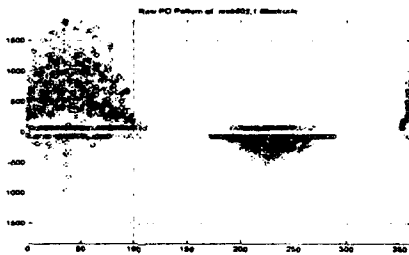


그림 2. IEC(b) 전극계의 PD패턴

그러나 그림 2와 같은 미가공 분포도는 각 전극계로부터 특징량을 추출하기에 앞서 반드시 관찰되어야 할 자료이며 경우에 따라서는 유용한 특징에 대한 포괄적인 정보를 제공한다. 각 전극계의 부분방전의 특징에 대해 보다 정량적이고 인식하기 쉬운 특징을 선택하여 추출하는 작업은 부분방전의 발생결합의 형태를 식별하는데 가장 기초가 되는 작업으로 어떠한 특징을 선택하느냐에 따라 식별의 효율성을 높힐 수 있다. 본 연구에서는 기존의 3차원 ψ -q-n 패턴과 함께 기본 변수의 조합으로 작성가능한 ψ -q, ψ -n, 그리고 q-n 분포를 계산하여 다음 그림 3과 같이 가시화하였다. 그림 3의 경우 가장 위의 그림이 ψ -q 분포인데 가로축이 위상각, 세로축이 평균방전의 크기(pC/sec)를 나타낸다. 가운데 그림은 ψ -n 분포로

가로축이 위상각, 세로축이 방전발생빈도(number/sec)를 나타내며 가장 아래의 그림은 q-n 분포로 가로축이 펄스의 방전주기(pC), 세로축이 방전발생빈도를 나타내고 있다.

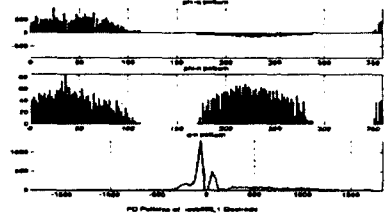


그림 3. IEC(b) 전극계 부분방전의 파라미터 분포

IEC(b) 전극계로부터 발생하는 방전의 특징을 이 분포도로부터 분석하여보면 ψ -q 패턴의 경우 + 반주기와 - 반주기에서 발생위치는 대칭적이지만 +반주기동안 크기가 큰 방전이 발생함을 알 수 있고 ψ -n 분포를 살펴보면 각 반주기 동안 발생 빈도는 거의 같은 양을 보임을 알 수 있다. 이를 종합하면 IEC(b) 전극계에서 발생하는 부분방전의 경우 + 주지에서 방전에너지가 - 주지의 그것보다 크다는 결론을 내릴 수 있을 것이다. 세 번째 q-n 분포로부터는 ψ -q 나 ψ -n 분포에서는 나타나지 않았던 특징을 파악할 수 있다. 즉 - 주지에서 일어나는 방전은 비교적 크기가 작은 방전이 집중적으로 발생하는 한편 + 주지에서는 크기가 다양한 방전이 비슷한 발생빈도를 나타내며 발생함을 알 수 있다. 이러한 3가지 분포를 살펴보면 각 전극계마다 서로 다른 특징을 가지고 있으며 이는 결합의 형태를 인식하기 위한 기본 특징값 추출에 유용하게 적용될 수 있음을 확인시키고 있다.

3. 특징량 추출

본 연구에서는 각 전극계의 부분방전 특징을 나타낼 수 있는 특징량으로 6가지 통계적 연산자(statistical operator)를 설정하였다. 이러한 연산자를 그림 3의 방전특성분포에 적용하면 다음 표 1과 같은 조합으로 각 방전패턴마다 몇 개의 연산자로 구성된 연산자집합이 형성된다. 표 1에서 +첨자는 +반주기 동안의 연산자값을, -첨자는 -반주기동안의 연산자 값을 각각 의미한다. 따라서 1회 측정된 부분방전패턴으로부터 도출될 수 있는 연산자집합은 최대 13개의 연산자로 구성할 수 있다.

표 1. 각 방전분포로부터 추출가능한 연산자

연산자	부분방전분포		
	ψ -q	ψ -q	q-n
Sk+	√	√	
Sk-	√	√	
Ku+	√	√	
Ku-	√	√	
CC	√	√	
Q	√		
N		√	
Q _{max}			√

4. 신경회로망

본 연구에서는 공학적 분야에서 널리 응용되고 있는 역전파학습(back-propagation training) 알고리즘을 도입하였다. 즉 입력층, 은닉층, 출력층의 3개층으로 구성된 신경회로망을 구축하여 부분방전 패턴인식을 행하였다[1].

본 연구에서는 6kV 전압인가시 3가지 전극계로부터 측정된 부분방전신호 중 각 전극계로부터 임의로 10개씩을 선정하여 이들로부터 추출된 연산자집합을 학습패턴으로 설정하였다. 따라서 학습에 이용되는 연산자집합은 30개의 부분방전 패턴에 대한 정보를 가지고 있다. 출력층 유니트의 교사신호로는 IEC(b) 전극의 경우 [1 0 0], CIGRE method II 전극의 경우 [0 1 0], 침대평판전극의 경우 [0 0 1]로 설정하였다.

그림 4는 13개의 연산자로 구성된 연산자집합을 이용해 학습된 신경회로망에, 6kV 인가시 발생한 부분방전신호 중 학습신호로 선정되지 않은 나머지 10개씩의 신호로부터 추출된 연산자집합을 입력시켰을 때 출력층 유니트의 출력값 결과이다

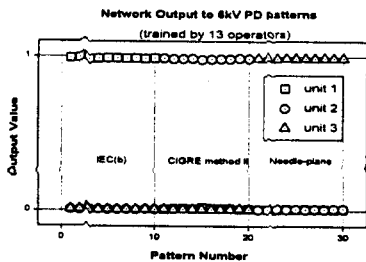


그림 4. 신경회로망의 출력

위의 실험결과로부터 역전파학습 알고리즘을 이용한 신경회로망은 전극의 형태가 다른 부

부분방전신호를 식별할 수 있음을 확인하였다. 아울러 인가전압이 1kV 정도 차이가 나는 부분방전신호에 대해서도 동일한 전극계로부터 발생한 방전신호는 같은 종류로 인식하였다. 연산자의 개수는 추출가능한 특징량의 종류이고 결국 부분방전신호의 특성에 관한 정보의 양과 동일한 의미를 가지고 있다.

5. 연산자벡터를 이용한 패턴분류

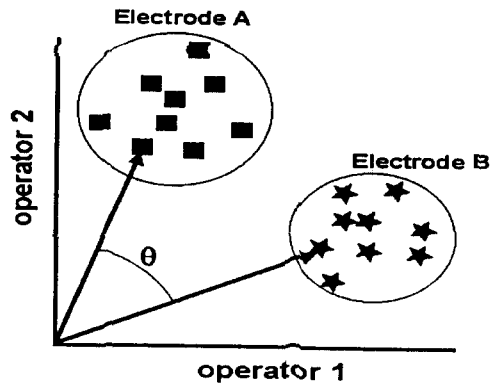


그림 5. 2차원 연산자벡터에 의해 형성된 클러스터의 예

n 개의 연산자로 이루어진 연산자그룹은 하나의 벡터로 볼 수 있고 이 벡터의 차원은 원소가 n 개이므로 n 차원 연산자벡터(n-dimensional operator vector)가 된다. 예를 들어 동일한 전압, 동일한 전극계로부터 20번 검출된 부분방전신호로부터 13개의 연산자를 추출해 낸다면 13차원의 연산자벡터가 20개 만들어진다. 이러한 20개의 벡터들은 각기 조금씩 다른 값을 가지지만 대체적으로 일정한 무리를 형성하게 되고 이러한 무리를 클러스터(cluster)라고 한다[10]. 그림 5은 연산자를 2개만 추출해 내었을 때 생각할 수 있는 연산자벡터의 분포를 예로 든 것이다.

그림 5의 예에서와 같이 동일한 전극계로부터 발생한 부분방전 연산자벡터들은 클러스터를 형성하므로 두 벡터간의 사이각 θ 는 두 방전신호가 얼마나 비슷한 지를 나타내는 지표가 될 수 있다. 즉 θ 값이 작을수록 두 연산자벡터가 동일한 전극계로부터 발생한 방전신호로부터 형성되었음을 의미한다.

10개 연산자의 기준연산자벡터간 각도와 13개 경우의 기준연산자벡터간의 각도를 표2로 정리하였다. 표 2에서 주목할 점은 IEC(b) 전극계와 CIGRE method II 전극계의 기준연산자간 각도가

13개 연산자를 이용할 경우 10개의 연산자 때보다 2배 가까이 커졌다는 것이다. 바로 이러한 변화로 인해 10개 연산자를 사용했을 때 구분이 어려웠던 IEC(b) 부분방전과 CIGRE method II 부분방전이 13개 연산자를 사용할 경우 뚜렷이 구별가능하게 된다. 이러한 결과들은 패턴을 분류할 때 가능한 많은 양의 특징량을 이용하여 판단하는 것이 정확도를 향상시킨다는 것을 의미한다.

표 2. 10개의 연산자와 13개의 연산자를 사용했을 때 기준연산벡터 사이의 각도

	10개 연산자 벡터의 경우 각도(°)	13개 연산자 벡터의 경우 각도(°)
iec6_avg. : cmt6_avg.	17.3	31.1
cmt6_avg. : np6_avg	37.2	38.4
np6_avg. : iec6_avg.	33.2	43.1

6. 결론

본 연구에서는 부분방전의 결합원을 인식할 수 있는 기법으로써 2가지 방법을 검토였다. 우선, 역전과학습 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴 인식을 수행하였고 다음으로 통계적인 연산자로 대표되는 특징량 추출(feature extraction)과 이에 대한 벡터공간상의 각도분석을 통한 패턴인식 실험을 행하였다. 이 때 부분방전신호는 IEC(b), CIGRE method II 및 침대평판 전극계를 이용하여 발생, 측정하였으며 특징량으로 10개와 13개의 연산자로 구성된 연산자집합에 대하여 각각 인식결과를 살펴보았다. 그 결과 다음과 같은 결론을 얻게 되었다.

- 1) 역전과학습 알고리즘을 이용한 신경회로망은 학습된 부분방전패턴에 대해 우수한 인식률을 나타내었다. 또한 인가전압이 1kV 차이가 나는 부분방전패턴에 대해서도 양호한 인식률을 보였다.
- 2) 13개의 연산자로 구성된 연산자집합으로 학습된 신경회로망이 10개 연산자의 경우에 비해 미학습 방전패턴에 대해 보다 안정적인 인식률을 나타내었다.
- 3) 연산자벡터간의 클러스터 형성과 각 벡터간 각도의 크기 비교에 의한 인식기법 역시 성공적으로 패턴을 분류하였다. 이 기법에 있어서 10개 연산자를 성분으로 가지는 연산자 벡터를 사용하면 분류가 불가능하였던 5kV 인가전압의 부분방전패턴이 13개 연산자를 성분으로하는 연산자벡터를 사용하

면 명확하게 분류 가능하였다.

- 4) 통계적 연산자는 부분방전패턴의 특징을 정량화한 값으로 적절히 선택된 연산자는 부분방전 패턴인식을 위한 매우 효과적인 수단이 될 수 있다. 또한 이러한 정보가 다양할수록 패턴인식의 신뢰도를 높일 수 있다.

참고문헌

- [1] June-Ho Lee, Naohiro Hozumi and Tatsuki Okamoto, "A New Standardization Method for PD Pattern Recognition Using Neural Network", Journal of KIEE, Vol. 8, No. 1, pp. 34-41, 1995.
- [2] David A. Nattrass, "Partial Discharge Measurement and Interpretation", IEEE Elect. Insul. Mag., Vol. 4, No. 3, pp. 10-23, 1988.
- [3] 전승익, 신두성, 이동영, 이준호, 한민국, "보이드의 분포형태에 따른 부분방전 개시전계 및 절연과피 강도 특성연구", 대한전기학회논문지, 제45권, 제9호, pp. 1309-1313, 1996
- [4] 신두성, 황보승, 이준호, 전승익, 한민국, "LDPE 내 보이드 배치형태에 따른 부분방전 특성", 대한전기학회논문지, 제47권, 제2호, pp. 242-246, 1998.
- [5] June-Ho Lee and Tatsuki Okamoto, "A Study on the Partial Discharge Patterns from Multi-Defect Insulating Systems", Journal of Electrical Engineering and Information Science, Vol. 3, Number 2, pp. 170-173, 1998.
- [6] T. Tanaka and T. Okamoto, "A Minicomputer based Partial Discharge Measurement System", IEEE Int. Symp. on Electrical Insulation, Philadelphia, USA, pp. 86-89, 1978
- [7] F. H. Kreuger, E. Gulski and A. Krivda, "Classification of Partial Discharges", IEEE Trans. on Elect. Insul., Vol. 28, No. 6, pp. 917-931. 1993.
- [8] A. Krivda, "Automated Recognition of Partial Discharges", IEEE Trans. on Dielec. and Elect. Insul., Vol. 2, No. 5, pp. 796-821. 1995.
- [9] 官川 洋 외 8명, 디지털(디지털)信號處理, 電子通信學會, 1984.
- [10] Jurgen Schurmann, Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 1996.