

## 부분방전 패턴의 인식

(Recognition of Partial Discharge Patterns)

이준호\* · 이진우\*

(June-Ho Lee · Chin-Woo Yi)

### 요 약

본 연구에서는 부분방전의 인식을 위한 두가지 접근법을 제안하였다. 첫 번째로는 백프로파게이션 알고리즘을 적용한 신경회로망이고 두 번째로는 두 연산자 벡터간의 사이각 계산이다. 부분방전신호는 IEC(b), 침대평판 및 CIGRE method II 등 3가지 전극계로부터 각각 검출되었다. 신경회로망과 벡터의 사이각을 이용한 방법 모두 이리 학습된 패턴에 대해서는 양호한 인식능력을 보였다. 그리고 사용되는 연산자의 수가 미학습패턴의 인식능력에 큰 영향을 미쳤다.

### 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.

Key Words : partial discharge,  $\phi$ -q-n pattern, feature extraction, operator, neural network, cluster

### 1. 서 론

부분방전은 절연시스템 내부의 상태에 관한 정보를 전기적 신호의 형태로 외부에 전달하여 주기 때문에 많은 전기기기의 열화진단에 사용되고 있다. 따라서 부분방전신호의 정확한 측정과 이 신호에 대한 올바른 해석은 신뢰성있는 진단기법의 개발과 응용이라는 측면에서 필수적이라 할 수 있다 [1].

부분방전신호는 기본적으로 방전발생위상  $\phi$ (phase

angle), 방전의 크기 q(discharge magnitude) 및 방전 발생빈도 n(repetition rate)의 3가지 요소로 이루어져 있다. 부분방전 연구, 특히 전력기기 진단을 위한 해석에 있어 전통적으로 사용되어온 측정파라미터들은 최대방전크기, 평균방전량, 방전개시전압, 방전소멸 전압 등이 있으며, 오실로스코프의 타원파형을 숙련된 전문가가 육안으로 관찰하여 기기의 상태를 진단하는 방법도 많이 사용되어 왔다[2]. 전자의 파라미터들의 경우는 부분방전시 발생하는 많은 요소들 중 하나의 현상에만 초점을 맞추고 있기 때문에 종합적인 방전 진단에 부족한 점이 있으며 후자의 경우 숙련된 전문가에 의존함으로써 인해 많은 기기의 진단이나 장시간

\* 정회원 : 호서대학교 전기공학부 교수  
접수일자 : 1999년 9월 21일

에 걸친 기기진단이 필요할 경우 양적, 시간적 제한을 가지고 있다.

1980년에 들어 측정기기의 성능향상, 특히 A/D변환기(analog-digital converter)의 고속화와 디지털 데이터처리 기술 및 고성능 PC 보급확산에 힘입어 종래에는 측정하기 어려웠던 파형의 측정과 측정된 파형의 값을 디지털 수치로 저장하는 것이 용이하게 되었다. 또한 데이터 저장장치의 대용량화로 긴 시간의 연속파형 관찰결과를 저장할 수 있게 되었다. 이러한 기술적 진보를 바탕으로 상기의 부분방전신호를 형성하는 3개의 기본 요소들을 보다 작은 오차의 범위에서 측정, 저장하고 분석하는 기술들이 개발되었고 많은 연구 결과들이 발표되어 왔다[3,4,5,6].

최근 전력기기진단을 위한 부분방전 해석분야에서 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  $\phi$ - $q$ - $n$  패턴을 만들고 이를 분석의 기초로 이용하는 방법이다. 이 두 방법들의 서로 장단점을 가지고 있으며 그 보완방법에 대한 연구들이 수행되고 있다.

본 연구에서는 부분방전의 결함원을 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 모의결함으로부터 검출된 부분방전신호를 이용하여 비교 검토하였다.

## 2. 실험과 부분방전패턴

결함을 모의한 전극계에서 발생하는 부분방전은 결합캐패시턴스로 형성된 페루우프에 순간적인 임펄스 전류를 흐르게 한다. 이 전류는 검출임피던스(detecting impedance)로 측정되며 필터를 거치게 된다. 신호들 중 시험전원의 주파수 성분이나 불필요한 잡음성분은 high pass filter를 거치면서 걸러지게 되고 이 신호는 다시 프리앰프로 증폭되어 A/D변화기를

내장한 데이터 저장장치에 디지털 수치로 저장된다.

부분방전의 신호로부터 파형분석에 필요한 정보는 기본적으로 펄스의 최대크기와 그 때의 위상각이며 이는 각각 peak sampling & holding 회로와 타이머로 구현된다. 데이터 저장장치에 저장된 신호는 오실로스코프를 통해 즉시 관찰할 수 있고 IEEE 488.2 GPIB를 이용하여 컴퓨터로 전송된 후 여러 가지의 패턴작성이나 신호처리 기법을 이용한 특정 파라미터 산출에 이용될 수 있다. 부분방전 패턴은 방전의 형태나 원인에 대한 많은 정보를 가지고 있다. 이 정보는 오실로스코프로 가시화될 수 있고 상기한 바와 같이 후처리를 통하여 형상화할 수 있다. 예를 들어 주기 동안 측정된 부분방전 신호로부터 방전크기의 분포나 방전회수의 분포를 구할 수 있는데 컴퓨터 시스템은 이러한 분포의 분석에 이용될 수 있다, 본 연구에서는 정량적 분석에 앞서 부분방전의 신호로부터 3개의 기본변수, 즉 위상각  $\phi$ , 방전의 크기  $q$  그리고 방전의 반복회수  $n$  의 분포를 계산하여 가시화하고 이에 대한 정성적 분석을 행하여 각 결함의 특성을 검토하며, 추출하여야 할 파라미터들을 결정하는 작업을 시도하였다.

본 연구에 사용된 결함의 형태는 IEC(b), 침대평판 그리고 CIGRE method II 의 3가지 전극계를 이용하였다. 각각은 연면방전, 코로나방전 그리고 얇은 공극 부분에서 발생하는 방전의 상태를 모의하고 있다. 그림 1은 각 전극계의 형태를 보이는 것이다. 각 전극계는 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.

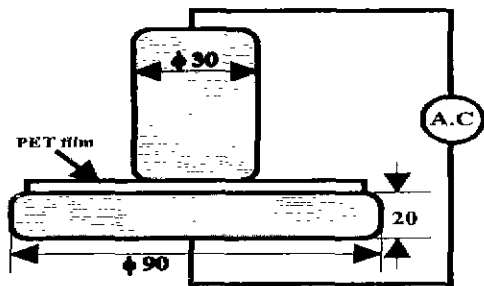
그림 2로부터 각 전극계가 위상각에 따라 서로 다른 모양의 방전패턴을 보이고 있음이 확인되었다. 그러나 구체적으로 정보가 세분화되지 않은 상태이므로 각 방전의 특징을 잘 대표할 수 있는 특징량을 추출할 필요가 있다. 그러나 그림 2와 같은 미가공 분포도는 각 전극계로부터 특징량을 추출하기에 앞서 반드시 관찰되어야 할 자료이며 경우에 따라서는 유용한 특징에 대한 포괄적인 정보를 제공한다.

IEC(b) 전극계의 부분방전은 +반주기 동안 비교적

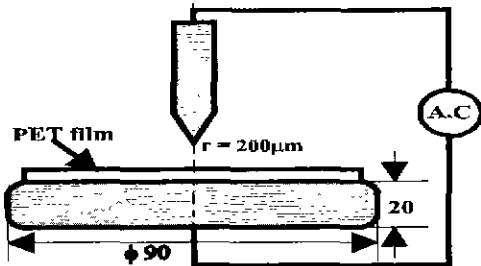
부분방전 패턴의 인식

방전크기가 다양한 방전이 교류 발생하고 -반주기 동안은 작은 방전이 발생하고 있으나 위상을 따라서는 인가전압이 최대 또는 최하점에서 방전의 빈도도 커지는 형태를 보이고 있다. 이에 반하여 침대평판의 전극계에서 발생하는 부분방전은 +, - 주기의 방전이 대칭을 이루고 위상각을 따라서도 큰 차이가 없이 고른 발생빈도를 보이고 있다. 한 편 CIGRE method II 전극계로부터 발생한 부분방전의 분포를 살펴보면 + 와 -반주기에서 방전의 크기는 비슷하게 나타나지만

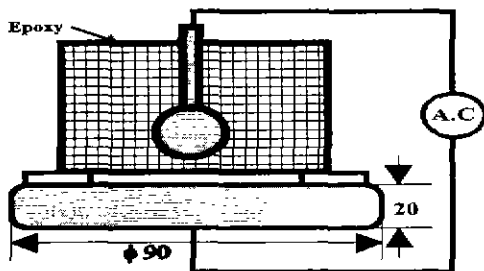
+반주기 동안의 방전이 주로 위상각이 빠른 쪽에 집중되어 있는 반면 -반주기에서는 위상각 270°를 중심으로 양호한 대칭성을 보이고 있는 것이 특징이다.



(a) IEC (b)

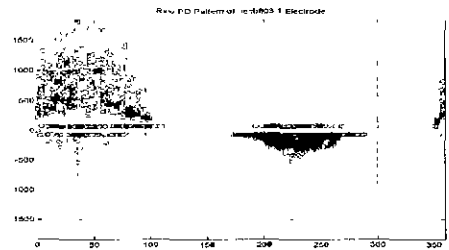


(b) needle-plane

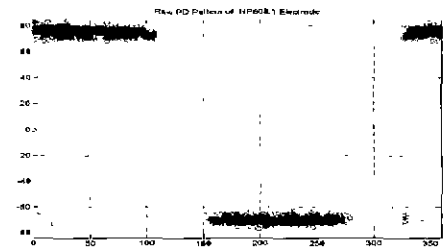


(c) CIGRE method II

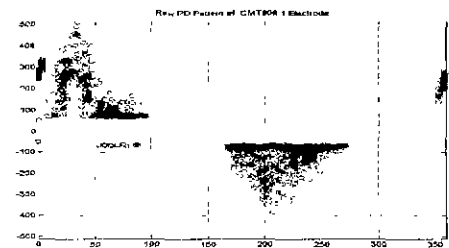
그림 4. 본 연구에서 사용한 전극계  
Fig. 1. Electrode system in this work



(a) IEC (b) 전극계의 PD패턴  
(a) PD pattern from IEC (b) electrode



(b) 침대평판 전극계의 PD패턴  
(b) PD pattern from needle-plane electrode

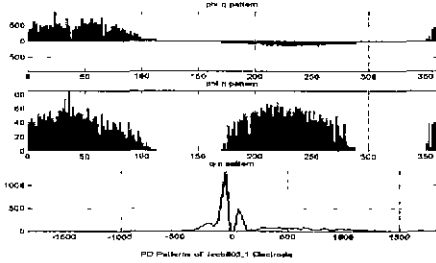


(c) CIGRE method II 전극계의 PD패턴  
(c) PD pattern from CIGRE method II electrode

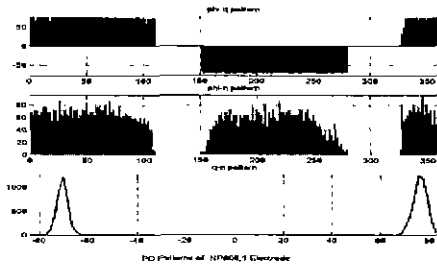
그림 2. 각 전극계의 부분방전신호 위상각분포 (인가전압 6kV)  
Fig. 2. Phase angle distribution of PD signal from 3 electrode systems (6kV applied)

각 전극계의 부분방전의 특징에 대해 보다 정량적이고 인식하기 쉬운 특징을 선택하여 추출하는 작업

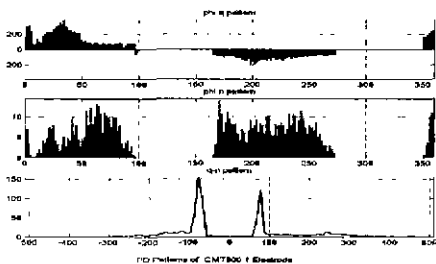
은 부분방전의 발생결함의 형태를 식별하는데 가장 기초가 되는 작업으로 어떠한 특징을 선택하느냐에 따라 식별의 효율성을 높힐 수 있다. 본 연구에서는 기존의 3차원  $\psi$ -q-n 패턴과 함께 기본변수의 조합으로 작성가능한  $\psi$ -q,  $\psi$ -n, 그리고 q-n 분포를 계산



(a) IEC (b) 전극계 부분방전의 파라미터 분포  
(a) PD parameter distribution of IEC (b) electrode system



(b) 침대평판 전극계 부분방전의 파라미터 분포  
(b) PD parameter distribution of needle-plane electrode system



(c) CIGRE method II 전극계 부분방전의 파라미터 분포  
(c) PD parameter distribution of CIGRE method II electrode system

그림 3. 각 전극계의 방전파라미터 분포 (인가전압 6kV)

Fig. 3. PD parameter distribution of 3 electrode systems (6kV applied)

하여 다음 그림 3과 같이 가시화하였다. 그림 3 (a)의 경우 가장 위의 그림이  $\psi$ -q분포인데 가로축이 위상각, 세로축이 평균방전의 크기(pC/sec)를 나타낸다. 가운데 그림은  $\psi$ -n분포로 가로축이 위상각, 세로축이 방전발생빈도(number/sec)를 나타내며 가장 아래의 그림은 q-n 분포로 가로축이 펄스의 방전크기(pC), 세로축이 방전발생빈도를 나타내고 있다. IEC(b) 전극계로부터 발생하는 방전의 특징을 이 분포도로부터 분석하여보면  $\psi$ -q 패턴의 경우 +반주기와 -반주기에서 발생위치는 대칭적이지만 +반주기동안 크기가 큰 방전이 발생함을 알 수 있고  $\psi$ -n 분포를 살펴보면 각 반주기 동안 발생 빈도는 거의 같은 양을 보임을 알 수 있다. 이를 종합하면 IEC(b)전극계에서 발생하는 부분방전의 경우 + 주기에서 방전에너지가 -주기의 그것보다 크다는 결론을 내릴 수 있을 것이다. 세 번째 q-n 분포로부터는  $\psi$ -q 나  $\psi$ -n 분포에서는 나타나지 않았던 특징을 파악할 수 있다. 즉 - 주기에서 일어나는 방전은 비교적 크기가 작은 방전이 집중적으로 발생하는 한편 +주기에서는 크기가 다양한 방전이 비슷한 발생빈도를 나타내며 발생함을 알 수 있다. 이러한 3가지 분포를 살펴보면 각 전극계마다 서로 다른 특징을 가지고 있으며 이는 결함의 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)을 설정하였다.

첫 번째 연산자는 왜도(skewness) Sk이며 수학적 정의는 식 (1)과 같다.

$$Sk = \frac{\sum_i (x_i - \mu)^3 \cdot p_i}{\sigma^3} \quad (1)$$

여기서  $x_i$  는 측정값,  $p_i$ 는  $i$  번째 위상각에서  $x_i$ 가 발생할 확률,  $\mu$ 는  $x_i$ 의 평균값, 그리고  $\sigma$ 는 표준편차이다. 물리적으로는 어떤 분포가 정규분포에 비해 어느정도 한쪽으로 치우쳐 있는가를 나타내는 척도로 사용되면, 전체의 중심에서 왼쪽으로 편중되어 있을 때 + 값을 나타낸다.

## 부분방전 패턴의 인식

두 번째 연산자인 첨도(kurtosis)  $Ku$  는 다음 식 (2)로 정의되며[7], 분포의 첨예한 정도를 나타낸다.

$$Ku = \frac{\sum (x_i - \mu)^4 \cdot p_i}{\sigma^4} \quad (2)$$

정규분포의 경우 +3의 값을 가지고 분포가 이보다 뾰족해 질수록 큰 값을 나타내게 된다.

세 번째 연산자로는 상관계수(crosscorrelation coefficient)  $CC_k$  를 설정하였고 그 수식은 다음과 같다[9].

$$CC_k = \frac{\frac{1}{N} \sum (x_i - \mu_x)(y_{i+k} - \mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

여기서  $\mu_x, \mu_y$ 는 각각  $x$  와  $y$ 의 평균치이고,  $\sigma_x, \sigma_y$  는 각각  $x$ 와  $y$ 의 표준편차이다. 상관계수는  $x$  분포와  $y$  분포형태간의 유사한 정도를 나타내며 완전히 일치한 경우 1, 전혀 다를 경우, 즉 수학적으로 직교성을 가질 경우 0 된다.

네 번째 연산자로는 각주기의 전체 방전량 간의 비율  $Q$  를 다음과 같이 정의하였다.

$$Q = \frac{\sum q_i^+}{\sum q_i^-} \quad (4)$$

여기서  $q_i^+$ 와  $q_i^-$ 는 각각 +반주기와 -반주기동안 발생하는  $i$  번째 위상각에서 발생한 평균방전크기이다. 따라서 연산자  $Q$ 는  $\psi-q$  분포로부터 계산되면 +반주기와 -반주기 동안 발생하는 전체방전량의 비율을 나타내는 값이 된다.

다섯 번째 연산자는 각주기의 방전발생회수의 비  $N$ 으로 설정하였고 그 수학적 정의는 다음 식 (5)와 같다.

$$N = \frac{\sum n_i^+}{\sum n_i^-} \quad (5)$$

이 식에서  $n_i^+$ 와  $n_i^-$ 는 각각 +반주기와 -반주기동안 발생하는  $i$  번째 위상각에서 발생한 평균방전크기이다. 연산자  $N$ 은  $\psi-n$  분포로부터 계산되면 +반주기와 -반주기 동안 발생하는 전체방전회수의 비율을

나타내는 값이 된다.

마지막 연산자는 각 주기에서 최대방전크기의 비  $Q_{max}$  로 식(6)으로 정의된다.

$$Q_{max} = \frac{Q_{max^+}}{Q_{max^-}} \quad (6)$$

연산자  $Q_{max}$ 는  $q-n$  분포로부터 계산되면 +반주기와 -반주기 동안 발생하는 최대방전량의 비율을 나타내는 값이 된다.

이러한 연산자를 그림 3 의 방전특성분포에 적용하면 다음 표 1 과 같은 조합으로 각 방전패턴마다 몇 개의 연산자로 구성된 연산자집합이 형성된다. 표 1에서 +첨지는 +반주기 동안의 연산자값을, -첨지는 -반주기간 동안의 연산자 값을 각각 의미한다. 따라서 1회 측정된 부분방전패턴으로부터 도출될 수 있는 연산자 집합은 최대 13개의 연산자로 구성할 수 있다.

표 3. 각 방전분포로부터 추출가능한 연산자

연산자	부분방전분포		
	$\psi-q$	$\psi-q$	$q-n$
$Sk^+$	√	√	
$Sk^-$	√	√	
$Ku^+$	√	√	
$Ku^-$	√	√	
$CC$	√	√	
$Q$	√		
$N$		√	
$Q_{max}$			√

## 4. 신경회로망

본 연구에서는 먼저 부분방전 패턴인식의 자동화를 위해 신경회로망을 이용하여 보았다. 신경회로망에는 여러 알고리즘이 제안되어 있는데 그 중 많은 공학적 분야에서 비교적 널리 응용되고 있는 역전파학습(back-propagation training)알고리즘을 도입하였다. 역전파학습법을 이용한 신경회로망은 다층구조를 가

지는 퍼셉트론으로 구성할 수 있는데 본 연구에서는 그림 4와 같이 입력층, 은닉층, 출력층의 3계층으로 구성된 신경회로망을 구축하여 부분방전 패턴인식을 행하였다[1].

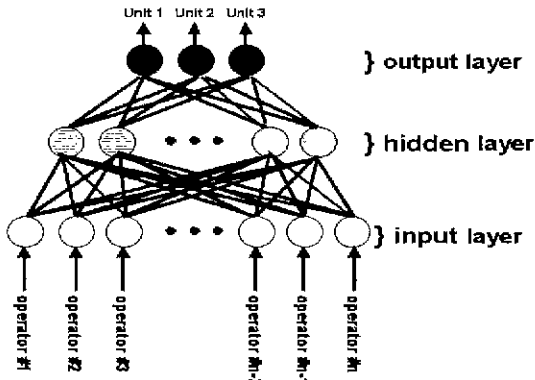


그림 4. 3층 구조를 가지는 신경회로망  
Fig. 4. The structure of neural network with 3 layers

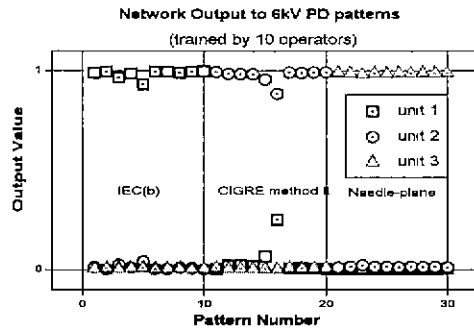
역전파학습법에 의한 신경회로망의 학습은 다음과 같은 순서로 행하여진다. 먼저 학습시키고자 하는 입력패턴을 선정하고 이러한 입력패턴에 대해 원하는 출력값을 교사신호로 설정한다. 다음 입력패턴을 순차적으로 입력시키면서 출력층의 출력신호가 허용오차범위 내에서 교사신호와 일치할 때 까지 반복적으로 학습을 진행한다. 최종적으로 출력층의 출력신호가 허용오차의 범위내에 수렴하면 신경회로망에 입력패턴이 학습된 것으로 간주하고 학습을 종료한다.

본 연구에서는 6kV 전압인가시 3가지 전극계로부터 측정된 부분방전신호 중 각 전극계로부터 임의로 10개씩을 선정하여 이들로부터 추출된 연산자집합을 학습패턴으로 설정하였다. 따라서 학습에 이용되는 연산자집합은 30개의 부분방전패턴에 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.

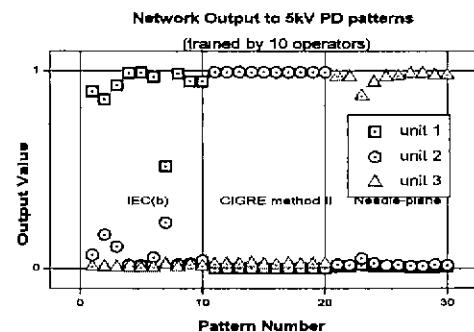
본 연구에서는 추출된 연산자의 개수가 신경망을 이용한 부분방전패턴 인식에 어느정도의 영향을 미치는가를 살펴보기 위해 2가지 종류의 연산자집합을 준비하였다. 하나는 그림 3의 방전특성 분포곡선 중  $\psi$ -q 와  $\psi$ -n 분포 만으로부터 공통적으로 추출할 수 있는 10개의 연산자로 구성된 집합이다. 이 집합의 연

산자에는 표 1 에 정리한 연산자 중에서 Q, N 및 Qmax 가 빠지게 되는 것이다. 또다른 연산자집합은 표 1 에 나타나는 연산자 13가지를 모두 포함하고 있는 집합이다.

그림 5(a) 는 10개의 연산자로 구성된 연산자집합을 이용해 학습된 신경회로망에, 6kV 인가시 발생한 부분방전신호 중 학습신호로 선정되지 않은 나머지 10개씩의 신호로부터 추출된 연산자집합을 입력시켰을 때 출력층 유니트의 출력값 결과를 도표로 그린 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 학습된 신경회로망은 비슷한 전극계로부터 발생한 부분방전에 대해 매우 성공적인 인식결과를 보이고 있다.



(a)

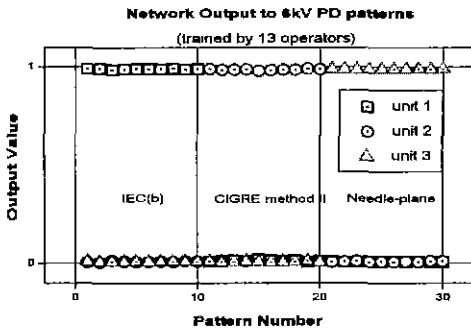


(b)

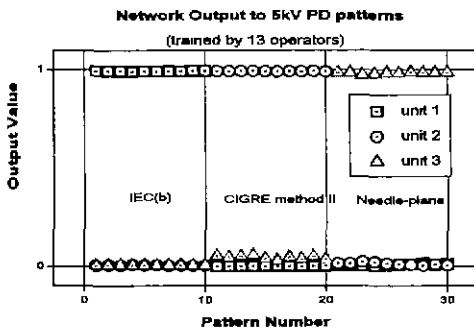
그림 5. 10개의 연산자로 구성된 연산자집합에 의해 학습된 신경회로망의 출력

Fig. 5. Output values of neural network trained with operator sets which is consisted of 10 operators.

그림 5(b)는 6kV 인가시 측정된 부분방전신호로 학습된 신경회로망이 5kV 인가시 발생한 부분방전신호에 어떠한 출력을 나타내는지에 관한 결과이다. 결과를 살펴보면 6kV에서 발생한 방전신호에 비해서는 좀 떨어지지만 동일한 전극계에 대해서는 5kV에서 발생한 방전신호에 대해서도 받아들일 수 있는 수준의 인식능력을 보이고 있음을 확인할 수 있다.



(a)



(b)

그림 6. 13개의 연산자로 구성된 연산자집합에 의해 학습된 신경회로망의 출력

Fig. 6. Output values of neural network trained with operator sets which is consisted of 13 operators.

그림 6(a)는 13개의 연산자로 구성된 연산자집합을 이용해 학습된 신경회로망에, 6kV 인가시 발생한 부분방전신호 중 학습신호로 선정되지 않은 나머지 10개씩의 신호로부터 추출된 연산자집합을 입력시켰

을 때 출력층 유닛의 출력값 결과이다. 그림 5(a)에 비해 출력이 보다 안정되어 있음을 알 수 있다. 그림 6(b)는 동일한 신경회로망에 학습된 경험이 없는 5kV 인가시의 부분방전신호의 정보를 입력하였을 때의 결과이다. 이 역시 그림5(b)에 비하여 출력값들이 현저히 안정되어졌음을 보이고 있다.

위의 실험결과로부터 역전파학습 알고리즘을 이용한 신경회로망은 전극의 형태가 다른 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. 따라서 10개의 연산자를 사용하였을 때 보다 13개의 연산자를 사용하여 학습된 신경회로망이 보다 안정적인 인식결과를 보이는 것은, 하나의 현상에 대해 어떠한 판정을 내림에 있어 보다 다양한 정보를 근거로 판단하는 경우가 오차의 가능성이 적다는 일반적인 상식과 부합되는 결과라고 볼 수 있다.

## 5. 연산자벡터를 이용한 패턴분류

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 7은 연산자를 2개만 추출해 내었을 때 생각할 수 있는 연산자벡터의 분포를 예로 든 것이다.

그림 7의 예에서와 같이 동일한 전극계로부터 발생한 부분방전 연산자벡터들은 클러스터를 형성하므로 두 벡터간의 사이각  $\theta$ 는 두 방전신호가 얼마나 비슷한 지를 나타내는 지표가 될 수 있다. 즉  $\theta$  값이 작을수록 두 연산자벡터가 동일한 전극계로부터 발생한 방전신호로부터 형성되었음을 의미한다.

본 연구에서는 제 4장에서 설명한 대로 10개의 연산자로 형성된 연산자벡터와 13개의 연산자로 형성된 연산자벡터를 준비하고 이에 대해 각 벡터들간의 사

이각을 계산하여 패턴의 유사도를 살펴보았다. 이 때 기준이 되는 연산자벡터를 결정하여야 하는데 이는 각 전극계로부터 측정된 20개의 방전신호에서 20개의 연산자벡터를 만들고, 이 20개 벡터의 평균벡터를 그 전극계의 기준연산자벡터로 결정하였다.

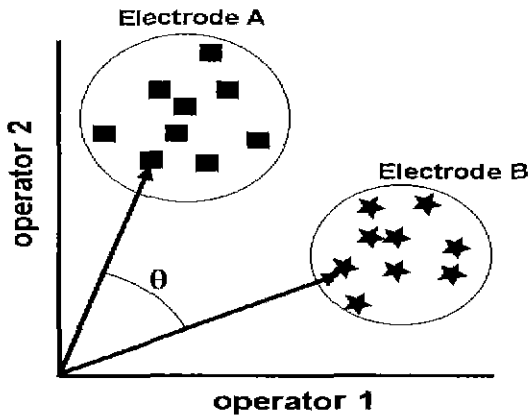
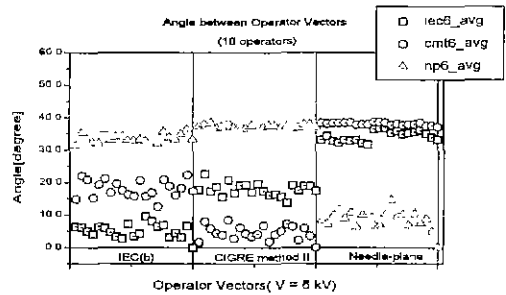
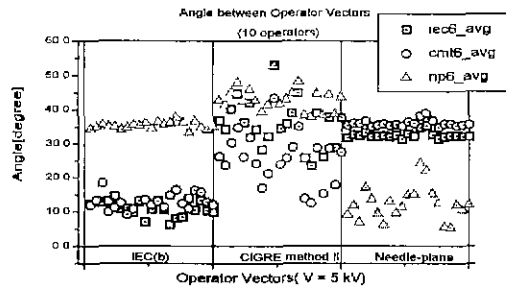


그림 7. 2차원 연산자벡터에 의해 형성된 클러스터의 예  
Fig. 7. Example of clusters formed by 2 dimensional operator vectors

그림 8(a)에서  $iec6\_avg$ ,  $cmt6\_avg$ ,  $np6\_avg$  는 각각 IEC(b), CIGRE method II 및 침대평판 전극계의 부분방전패턴을 대표하는 기준연산자벡터로 10개의 연산자를 이용하였다. y축은 이들 세 기준연산자 벡터와 6kV인가시 측정된 부분방전의 연산자벡터들 간에 벡터공간상의 사이각을 나타낸다. 그림에서 연산자벡터는 3구간으로 나누어져는데 첫 번째 구간부터 살펴보면 IEC(b) 전극계에 6kV의 전압이 인가되었을 때 발생한 부분방전에서 도출된 20개의 연산자벡터와 상기의 3가지 기준연산자벡터들간의 각도는  $iec6\_avg$  벡터의 경우가 가장 작은 값을 나타내고 있다. 두 번째 구간은 CIGRE method II 전극의 경우로  $cmt6\_avg$ 와 가장 작은 각도를 유지하며, 세 번째 구간에서는 침대평판 전극의 경우인데 다른 기준연산자 벡터에 비해  $np6\_avg$ 와의 각도가 가장 작게 나타나고 있다. 이 결과로부터 연산자벡터들이 형성하는 클러스터의 평균벡터를 그 클러스터의 기준연산자벡터로 이용할 경우 미지의 부분방전패턴이 입력되었을 때 그 패턴이 형성하는 연산자벡터와 미리 준비된 기준연산자 벡터와의 각도를 계산함으로써 확률적으로 어떠한 전극계로부터 발생한 방전패턴인지를 분류할 수 있다.



(a)



(b)

그림 8. 10개의 연산자를 사용할 경우 기준연산자벡터와 각 연산자벡터간의 벡터공간상의 각도  
Fig. 8. Angle between reference operator vector and other operator vectors consisted of 10 operators

그림8(b) 는 5kV 인가시 부분방전의 연산자벡터들과 6kV인가시 부분방전의 기준연산자벡터간의 각도를 계산한 결과이다. 이 그림으로부터 10개의 연산자를 사용할 경우 6kV 인가시의 기준연산자벡터의 5kV 부분방전패턴에 대한 식별능력이 만족스럽지 못하다는 것을 알 수 있다. 그림8(b)의 경우 x축상의 각 연산자벡터는 미지의 부분방전패턴으로 볼 수 있고, 이때 3개의 기준연산자벡터간의 각도를 계산하여 가장 작은 값의 기준연산자벡터가 미지의 방전패턴의 전극 형태라고 추정할 수 있으나 그림 8(b)의 결과에서는 5kV 인가시 IEC(b)와 CIGRE method II 전극계로부터 형성된 연산자벡터를 올바르게 구별하지 못하고 있다. 특히 IEC(b) 연산자벡터는  $iec6\_avg$  와  $cmt6\_avg$  와 이루는 사이각의 크기가 거의 비슷하므로 패턴분류가 불가능한 상태가 된다.



## 부분방전 패턴의 인식

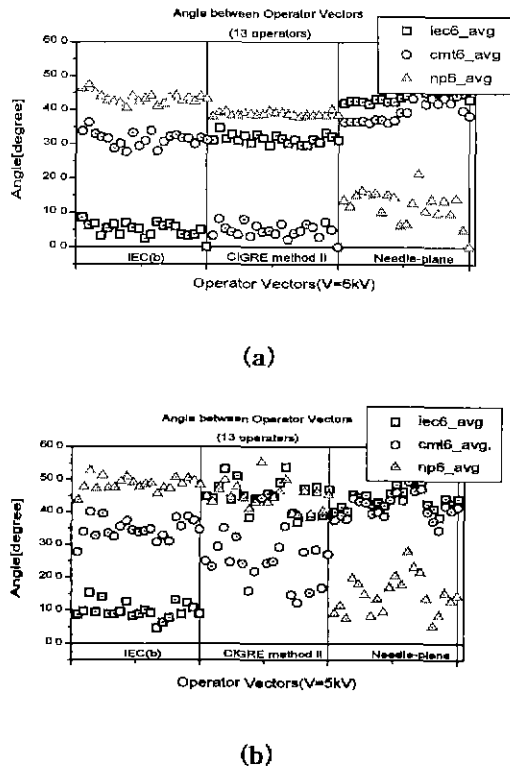


그림 9. 13개의 연산자를 사용할 경우 기준연산자벡터와 각 연산자벡터간의 벡터공간상의 각도  
Fig. 9. Angle between reference operator vector and other operator vectors consisted of 13 operators

그림9(a) 와 (b)는 13개의 연산자로 형성한 연산자 벡터의 경우 기준연산자벡터와 각 벡터간의 사이각을 나타낸 것이다. 그림 9(a)의 결과는 10개의 연산자를 사용한 그림 8(a)와 비슷한 식별결과를 보이고 있으나 소속 클러스터와 다른 클러스터간의 각도차이가 더 크게 나타남을 볼 수 있다. 이는 패턴간의 분류에서 매우 바람직한 결과를 의미하는데 클러스터간의 각도 차이가 클수록 그만큼 패턴구분이 명확해질 수 있기 때문이다. 이러한 효과는 그림 9(b)에서 확인할 수 있다. 그림9(b)는 그림 8(b)의 경우와는 달리 6kV 인가시 부분방전의 기준연산자벡터로부터 5kV 인가시 부분방전패턴을 성공적으로 식별해내고 있다. 이는 3개의 클러스터간 각도가 커짐에 따라 애매한 판정이 그만큼 줄어들었다는 것을 의미한다. 이를 확인하기 위해서는 10개 연산자의 기준연산자벡터간 각도와 13

개 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 그림 9(b) 첫 번째 구간에서와 같이 뚜렷이 구별가능하게 된다. 이러한 결과들은 패턴을 분류할 때 가능한 많은 양의 특징량을 이용하여 판단하는 것이 정확도를 향상시킨다는 것을 의미한다.

표 4. 10개의 연산자와 13개의 연산자를 사용했을 때 기준연산자벡터 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. 결 론

본 연구에서는 부분방전의 결함원을 인식할 수 있는 기법으로써 2가지 방법을 검토했다. 우선, 역전과 학습 알고리즘을 이용한 부분방전 패턴인식을 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) 부분방전패턴으로부터 재구성한  $\psi-q$ ,  $\psi-n$ ,  $q-n$  분포는 각 전극계의 방전특성의 차이를 정성적으로 잘 표현하고 있다. 이 3가지 분포곡선으로부터 특징량을 추출할 수 있었다.

2) 역전파학습 알고리즘을 이용한 신경회로망은 학습된 부분방전패턴에 대해 우수한 인식률을 나타내었다. 또한 인가전압이 1kV 차이가 나는 부분방전패턴에 대해서도 양호한 인식률을 보였다.

3) 13개의 연산자로 구성된 연산자집합으로 학습된 신경회로망이 10개 연산자의 경우에 비해 미학습 방전패턴에 대해 보다 안정적인 인식률을 나타내었다.

4) 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 사용하면 명확하게 분류 가능하였다.

5) 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.

참 고 문 헌

[1] June-Ho Lee, Nachiro 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, 한민구, "보이드의 분포 형태에 따른 부분방전 개시전계 및 절연파괴 강도 특성 연구", 대한전기학회논문지, 제45권, 제9호, pp. 1309-1313, 1996

[4] 신두성, 황보승, 이준호, 전승익, 한민구, "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, 電子通信學叢, 1984.

[10] Jurgen Schurmann, Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 1996.

본 연구는 기초전력공학공동연구소의 지원에 의하여 수행되었음.

◇ 저자소개 ◇

이 준 호 (이준호)  
1962년 9월 25일생. 1985년 서울대 공대 전기공학과 졸. 1992년 서울대 대학원 전기공학과 졸(공학). 1993~1994년 일본 전력중앙연구소 Visiting Scholar 및 한국과학재단 Post Doc. Fellow. 현재 호서대 전기공학부 조교수

이 진 우 (이진우)  
1961년 2월 4일생. 1984년 서울대 공대 전기과 졸. 1990년 서울대 대학원 전기공학과 졸(박사). 세명백트론(주) 연구실장 현재 호서대 전기공학부 조교수. 당 학회 이사. 조명디자이너