

## GIS 모의결함의 부분방전원 분류

박성희, 임기조, 강성화\*, 이창준\*\*, 이희철\*\*  
충북대학교 전기공학과, 충청대학 산업안전공학과, LG산전\*\*

### PD Source Classification of Model Specimens for GIS

Sung-Hee Park, Kee-Joe Lim, Seong-Hwa Kang\*, Chang-Jun Lee\*\*, Hee-Cheol Lee\*\*  
Chungbuk National University, Chungcheong University\*, LG industrial co.\*\*

#### Abstract

In this paper, BP learning algorithm is studied to apply as a PD source classification in GIS specimens. For occurred partial discharge, three defected models are made; floating particle, surface discharge of spacer, needle to plane. And PD data for discrimination were acquired from PD detector. And these data making use of a computer-aided discharge analyser, statistical and other discharge parameters is calculated to discrimination between different models of discharge sources. And also these parameter is applied to classify PD sources by neural networks. Neural Networks has good recognition rate for three PD sources.

**Key Words** : PD, partial discharge, GIS, 통계적 분포, 신경회로망

#### 1. 서 론

근래에 들어서는 변전기기에 있어서 두드러진 특징인 가스절연개폐장치(Gas Insulated Switchgear - GIS)에 대한 절연특성 및 유지/보수에 대한 연구가 활발히 진행이 되고 있다. 하지만, 이에 대한 검출기법 및 진단에 대한 특성이 명확하게 이루어지고 있는 형편은 아니다. 따라서 각종 진단기법 및 첨단장비를 이용/개발하여 설비사고의 잠재요인을 예측/분석하고, 그 결과를 근거로 사고의 근원을 원천적으로 제거하고 보수/점검하는 전문적이고 체계적인 진단시스템의 개발이 절실하다. 이를 위해서는 GIS내에서 발생하는 열화의 요인을 분석하고, 그것의 발생기구에 대한 해석이 필요하다. 이러한 측면의 중요성이 부각되면서 GIS에서의 진단에 관한 여러 가지 측정/분석기법이 소개되고 있으나, 전기적으로 여러 가지 정보를 유연하게 활용할 수 있는 방법이 부분방전측정에 의한 분류기법이다. 널리 알려진 대로, 부분방전 펄스 신호에는 기기의 절연상태와 관계된 수많은 정보들을 포함하고 있어, 이로부터 수많은 data를 얻어낼 수

있다. 이에 본 논문에서는 GIS내에서 발생할 수 있는 방전에 대한 모의 시편에 대한 실험을 하여 그들의 방전에 대한 데이터를 취득하여 각각의 방전을 분류하고자 하였다. 실험시 사용된 모의 결함은 floating particle, surface discharge of spacer, needle to plane 등 세 경우의 결함을 사용하였다. 부분방전의 처리는 통계적기법을 이용하여 데이터를 처리한 후 그들을 입력으로 하는 신경망에 적용하여 패턴을 학습 및 분류를 진행을 하였다. 신경망의 학습알고리즘으로는 BP학습알고리즘을 사용하였다. BP학습알고리즘의 패턴학습시 입력으로 사용한 데이터는 PD data로부터 처리한 통계적분포인  $H_n(q)$ ,  $H_{qn}(\Phi)$ ,  $H_n(\Phi)$ ,  $H_q(\Phi)$ 를 사용하였다.

#### 2. 실험

##### 2.1 실험장치

그림 1은 부분방전발생으로부터 방전 데이터를 취득하는 과정을 나타내고 있다. 인가전압은 세 경우의 방전모두 15kV로 하였으며, 부분방전의 검출 센서로는 UHF sensor(KEMA)를 사용하였으며, 이

것으로부터 얻은 데이터는 PC로 저장이 되어 통계적 처리의 과정을 거치게 된다.

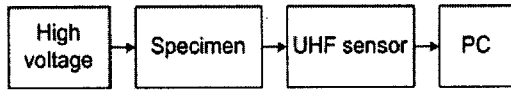


그림 1. 실험장치 구성도

### 2.2 PD 데이터 처리과정

결함으로부터 획득한 방전데이터는 일련의 컴퓨터 프로그래밍을 거쳐 통계적 분포로 도출이 되며 이들은 각각의 특징을 나타내주는 것으로서 DB화 되어 BP학습알고리즘의 적용시에 사용하게 된다. 그림 2는 이러한 일련의 PD데이터의 처리과정을 보여주고 있다.

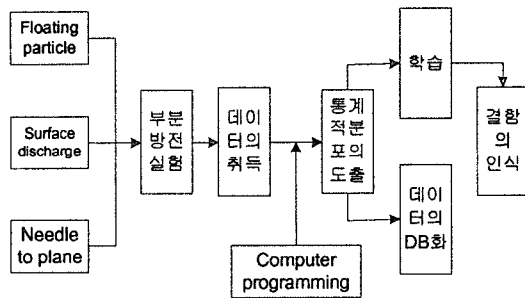
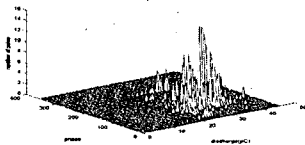


그림 2. PD데이터 처리과정도

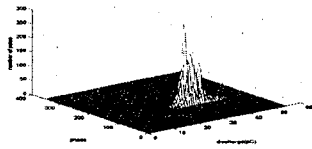
## 3. 실험결과 및 고찰

### 3.1 $\Phi - q - n$ 분포

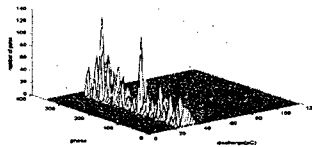
그림 3은 세 가지 결함에 대한 통계적 분포인  $\Phi - q - n$  분포를 나타내고 있다.



(a) Floating particle



(b) needle to plane



(c) surface discharge

그림 3.  $\Phi - q - n$  분포

통계적 분포인  $\Phi - q - n$  분포는 방전형태에 따른 특성을 잘 표현해주고 있다. 그림의 통계적 분포에서 살펴보면 각 방전에 대해 방전발생위상각, 방전회수, 방전양에 있어서 특징을 지니고 있음을 확인할 수 있다. floating particle의 경우에는 방전의 회수는 작지만 방전의 양이 크고, 양의 주기에서 주로 나타나는 경향이 있으며, needle to plane의 경우에는 특정한 주기에서만 집중적으로 발생을 하고 방전의 회수가 비교적 크게 나타나고 있는 것을 확인할 수 있다. 마지막으로 surface discharge의 경우에는 전대역에 걸쳐서 방전이 발생하고 있으며, 방전의 크기는 비록 작지만 전체적인 대역에서 매우 빈번하게 나타나고 있음을 확인할 수 있다.

### 3.2 통계적 분포

그림 4는 세 경우의 GIS 모의 결함에 대한 네 가지의 통계적 분포를 도시하고 있다. 통계적 분포는  $\Phi - q - n$  분포보다 위상각 및 방전양에 따른 특성을 보다 특징적으로 확인할 수 있다.

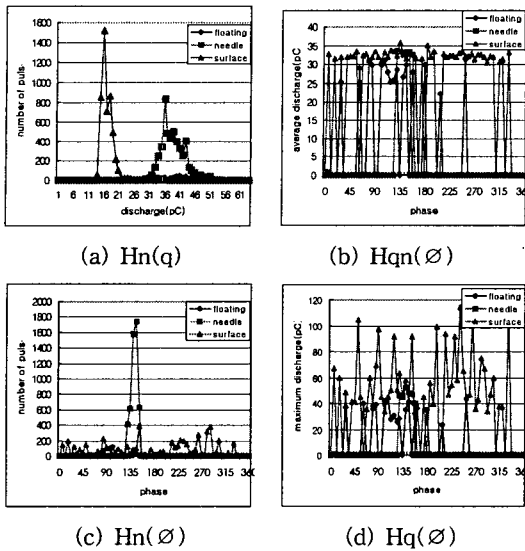


그림 4. 결합에 따른 통계적 분포의 양상

Hn(q) 분포에서는 surface discharge는 방전의 크기는 작고 방전의 회수가 비교적 많이 나타나고 있으며, needle to plane 방전의 경우에는 방전의 크기가 큰 곳에서 방전의 회수가 빈번하게 나타나고 있음을 확인할 수 있다.

Hqn( $\emptyset$ ) 분포에서는 surface discharge가 0. - 360. 사이의 전체 대역에서 폭넓게 발생하고 있으며, floating particle의 경우에는 양의 주기에서 나타나고 있으며, needle to plane의 경우에는 특정 주기에서만 나타나고 있는 것을 확인할 수 있다. 이런 특징은 Hn( $\emptyset$ ) 분포 및 Hq( $\emptyset$ ) 분포에서도 공통적으로 나타나는 특징이다.

이렇듯 통계적 분포는 각각의 서로 다른 방전에 대한 양상을 비교적 잘 나타낼 수 있는 장점이 있다. 하지만 통계적 분포는 방전특성을 전체적으로 파악하고 구별하는 데에는 용이하지만 이것을 실제적으로 적용하기에는 정확성에서 문제가 있을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 통계적 분포의 양상을 신경망에 학습시켜 각각의 특성을 인식 시켜 방전원의 패턴을 분류하였다.

### 3.3 신경망을 이용한 패턴 분류

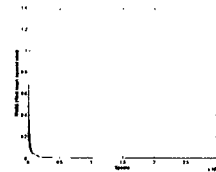
3.2절에서 표현한 통계적 분포로부터 방전의 패턴은 어느 정도 특징을 갖고 있으며, 그 특징들을 이용해 방전의 패턴은 구별할 수 있음을 확인하였다. 하지만 통계적 분포는 육안 및 계산상으로는

명확한 패턴을 분류하기에는 어려운 점이 많다. 따라서 본 절에서는 부분방전의 통계적 분포를 신경회로망의 입력으로 사용하여 방전패턴을 학습시킨 후 그것의 결과로서 각각의 인식률을 나타내었다. 신경회로망 학습알고리즘으로는 BP(Back Propagation - 역전파 학습알고리즘)를 사용하였다. 학습은 RMSE(Root Mean Square Error)값이 '0'으로 수렴이 될 경우가 완전한 학습이 이루어진 것이므로 RMSE값을 '0'으로 수렴하게 하도록 PE를 선정하였다. 본 논문에서 패턴분류를 위해 사용한 PE의 값들을 아래에 나타내었다.

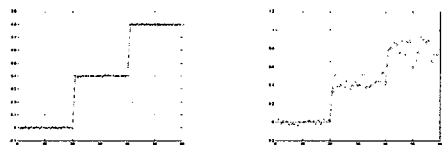
표 1. PE의 선정

learning rate	momentum	epoch	hidden layer
0.12	0.7	20,000	10

그림 5의 (a), (b), (c)는 각각 RMSE값의 변화, 학습결과, 분류결과를 나타내고 있다. 방전데이터는 세 가지 경우에 대해 각각 40씩 총 120개의 데이터를 이용하였으며, 데이터의 절반은 학습용으로, 나머지 반은 분류용으로 사용을 하였다



(a) Variation of RMSE Value



(b) Training Result (c) Classification Result  
그림 5. 신경망 학습 결과('0'은 floating particle, '0.4'는 needle to plane, '0.8'은 surface discharge)

신경망 학습결과 RMSE 값은 거의 '0'으로 수렴

을 하였으며, 학습한 결과도 100% 분류되었다. 분류결과에서도 1, 2개의 데이터를 제외하고는 거의 분류가 되었다. 실험을 통해 얻은 방전의 학습하지 않은 데이터의 분류 결과에 대한 인식률을 표 2에 나타내었다.

표 2. 방전분류에 대한 인식률

learned pattern	pattern for classification			total recognition rate
	floating particle	needle to plane	surface discharge	
	recognition rate(%)			
floating particle	97	-	-	98%
needle to plane	3	100	3	
surface discharge	-	-	97	

Table 2는 세 가지의 방전의 분류에 대한 인식률을 나타내고 있다. 패턴분류는 fitting값이  $-0.2 < \text{floating particle} < 0.2$ ,  $0.2 < \text{needle to plane} < 0.6$ ,  $0.6 < \text{surface discharge} < 1.0$ 의 범위를 정하여, 각 패턴의 범위에 해당하는 개수가 몇 개인지를 count하여 인식률로 나타내었다. 각 방전에 대해 거의 완전한 분류가 이루어져 인식률이 98%를 보이고 있다. 이는 서로 간의 방전 형태가 매우 상이하고 독특한 특성을 지니고 있어, 분류가 잘 이루어진 결과라고 볼 수 있겠다.

## 5. 결 론

GIS내에서 발생할 수 있는 부분방전의 방전양상에 대해 신경망을 이용한 패턴분류에 대한 인식률은 매우 좋은 결과를 나타내었다. 이는 신경망의 학습결과로 인한 분류가 매우 잘 이루어졌으며, 그에 대한 적용가능성도 상당히 높다는 것을 의미한다. 비록 본 논문에서 사용한 BP학습알고리즘이 오랜 학습시간과 극부최소점에 빠지는 등의 문제가 있지만, 분류결과적인 측면과 부분방전의 불특정한 특성을 고려해 볼 때 이런 결과는 on-line 분류시스템과 전문가 시스템에의 적용가능성을 높여 주는 것이라고 사료된다.

## 참고 문헌

- [1] 한국전기연구원, "전력기기 절연진단기술", Vol 4, No. 5, p209-274, 2001.
- [2] F. H. Kreuger, E. Gulski, and A. Krivda, "Classification of Partial Discharge", IEEE Trans. on EI, Vol. 28, No. 6, p. 917 - 922, 1993.
- [3] E. Gulski and F. H. Kreuger, "Computer-aided recognition of Discharge Sources", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 1, p. 82 - 97, 1992.
- [4] B. Fruth and L. Niemer, "The Importance of Statistical Characteristics of Partial Discharge Data", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 1, p. 60 - 65, 1992.
- [5] H. Suzuki and T. Endoh, "Pattern Recognition of Partial Discharges in XLPE Cables Using a Neural Networks", IEEE Trans. on EI, Vol. 27, No. 3, p. 543 - 545, 1992
- [6] M. M. A. Salama and R. Bartnikas, "Determination of Neural Network Topology for Partial Discharge Pulse Pattern Recognition", IEEE Trans. on NN, Vol. 13, No. 2, p. 446 - 456, 2002..