

Neural Network를 이용한 초고압 심선로에서의 부분방전 패턴인식 연구

\*김영홍, \*김충식, \*\*김정윤  
\*LS전선, \*\*엠펜파워

A study for pattern recognition of partial discharge in Extra High Voltage cable on the site

\*Young-hong Kim, \*Choong-sik Kim, \*\*Jung-yoon Kim  
\*LS Cable, \*\*Mpower

**Abstract** - 초고압 케이블에서 발생하는 부분방전을 측정하기 위해 다양한 방법들이 연구 개발되어왔다. 최근에는 초고압 케이블의 설치 후 시행하는 준공시험에 있어 부분방전 측정을 필수적으로 할 만큼 부분방전 진단기술의 중요성이 부각되고 있는 실정이며, 디지털 측정기술을 통한 부분방전 자동측정 기술이 많이 제안되고 있다. 특히, 비전문가들만으로도 진단 및 감시가 가능하도록 하는 자동 패턴 분류에 대한 다양한 연구가 활발히 보고되고 있다.

본 논문에서는 초고압 케이블에서 발생하는 결함을 내부, 외부, 노이즈의 세 가지로 분류하고 PRPD(Phase Resolved Partial Discharge) 형태로 모의된 실험데이터와 현장에서 측정된 데이터를 선별하여 다양한 통계치를 추출하였고, 결합법 구분이 용이하지 않은 통계치를 제외한 값들을 Neural Network 방법으로 학습시켰다. 학습된 가중치값을 LabView로 작성된 프로그램에 사용하여 변전소 내 EBC에서 검출한 부분방전 측정 결과에 적용하였다.

1. 서 론

지금까지 부분방전을 측정하기 위해서는 전문가가 오실로스코프 등의 범용 측정기기를 이용하는 방법이 주를 이루어 왔으나, 디지털 측정기술의 발달은 부분방전 측정을 전문화 되고 소형화된 기기를 이용하거나 온라인으로 수행하는 것이 가능하도록 하였다. 최근에는 다양한 신호처리 기술을 이용하여 패턴을 자동으로 분류함으로써 비전문가의 부분방전 진단을 가능케 하는 연구가 많이 보고되고 있다. 본 논문에서는 자동 패턴 분류의 현장적용에 초점을 두어 이전 연구에서 수행했던 모의실험과 현장에서 측정된 2차원 형태(위상, 방전량, 방전횟수)의 PRPD 데이터를 위상별 펄스의 수(Pulse count), 위상별 펄스 크기의 평균(Pulse Average), 전하량별 펄스의 수(Hn(Q)), 위상별 최대 전하량(Max(Q))의 네 가지로 형태로 가공해 왜도(Skewness), 첨도(Kurtosis), 상호상관(Cross-correlation)의 통계치를 추출하고 와이불(Weibull) 파라미터를 계산해 Neural Network의 학습 데이터로 사용하였다. 학습 시 패턴별 값의 분포가 산만하거나 분류가 어려워 패턴의 인식률을 저해하는 통계치를 제외시켜 인식률을 향상시켰다.

2. 본 론

2.1 모의 결함을 이용한 부분방전 측정

뉴럴네트워크 학습에는 그림 1, 2와 같이 장치를 구성하고 모의 결함을 제작하여 수행된 실험연구에서 얻어진 결과를 사용하였다. 모의 결함은 내부, 외부, 노이즈의 세 가지로 구분되어 PRPD 형태로 측정되어 2차원값으로 저장되었다. 학습에 사용된 통계치값들은 National Instrument사의 LabView8.5로 작성한 프로그램을 이용해 추출하였다.

2.1.1 부분방전 측정시스템

그림 1, 2는 부분방전을 모의하기 위해 구성된 부분방전 측정 시스템과 그 장치 구성도이다. 220V의 입력전압으로 최대 50kV까지 인가할 수 있는 내압기를 사용하였다. 집적와 연결된 오실로스코프로 측정된 PD신호는 GPIB케이블을 통해 컴퓨터로 PRPD형태로 측정, 저장되었다. 인가된 전압의 위상은 분압기를 이용하여 측정하였다. 그림 2의 커패시터는 커플링을 통해 고주파 부분방전 신호를 측정하기위해 사용되었다.

모의 결함은 실제 초고압 케이블에서 사용하는 XLPE(Cross-Linked Polyethylene)와 반도체 시편을 sheet 형태로 가공하여 사용하였다.



그림 1. 부분 방전 측정 시스템

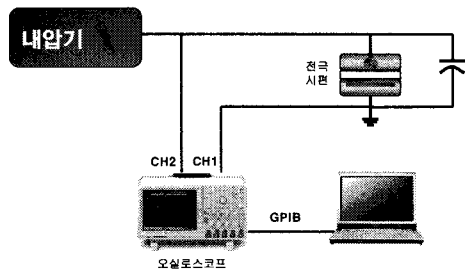


그림 2. 측정 장치 구성도

2.1.2 결합법 패턴 특성

그림 3은 선행 연구로 측정된 내부, 외부, 노이즈의 패턴이다. 내부 공극이나 이물질 등으로 발생하는 내부 방전은 정극성과 부극성의 패턴이 비슷한 모양, 크기를 가지고 있는 특징을 보였다. 케이블 표면의 이물이나 스크래치 또는 주변의 금속 이물에서 발생하는 외부 방전은 코로나와 표면방전의 형태를 보이며 일반적으로 정극성과 부극성이 다른 특징을 보였다. 노이즈는 특정한 형태가 없는 랜덤한 신호분포를 보였다.

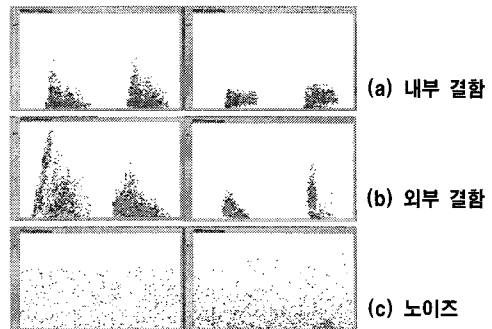


그림 3. 모의 결함으로 측정된 PRPD 패턴

2.2 뉴럴네트워크 적용을 위한 학습

본 연구에서는 패턴 인식을 위해 모의 결함으로 측정된 데이터와 현장에서 측정되었던 데이터에서 추출한 통계치 값들을 사용하였다. 최적의 학습 결과를 얻기 위해 유전 알고리즘을 지원하는 상용프로그램인 뉴럴솔루션을 이용하였으며, 선행된 연구와 직접적 비교 실험을 통한 경험적 판단에 따라 3개의 Hidden Layer를 가진 Multilayer Perceptron 형태의 뉴럴네트워크를 사용하였다. 학습에 이용된 통계치는 최적의 인식률을 얻기 위해 노이즈로 작용하는 종류를 제외하였다.

2.2.1 학습을 위한 통계치 추출

선행 연구에서는 패턴 인식을 위해 Hn(q)(펄스 크기 별 방전 횟수), Pulse count(위상별 펄스의 수), Pulse Average(위상별 평균 방전량), Max(위상별 최대 전하량)의 네 가지로 변형하여 다음에 표현된 Sk, Ku, CC의 통계치를 사용하였다.

$$I. \text{Skewness} : Sk = \frac{\sum (x_i - \mu)^3 p_i}{\sigma^3}$$

$$II. \text{Kurtosis} : Ku = \frac{\sum (x_i - \mu)^4 p_i}{\sigma^4} - 3$$

$$III. \text{Cross-Correlation} : cc = \frac{\sum x_i y_i - (\sum x_i \sum y_i) / n}{\sqrt{[\sum x_i^2 - (\sum x_i)^2 / n] [\sum y_i^2 - (\sum y_i)^2 / n]}}$$

그러나 패턴별 통계치의 비교를 통해 결합별 통계치의 구분이 어려운 점도 (Kurtosis)를 제외 시켰다. 지수분포와 정규분포 모두를 표현할 수 있는 와이블 분포의 형상모수(Shape parameter)와 척도모수(Scale parameter)를 다 음의 밀도함수  $f(x)$ 와 누적분포함수  $F(x)$ 를 사용하여 계산하였다.

$$\text{와이블 분포의 밀도함수} : f(x) = \lambda c(x)^{c-1} \exp^{-\lambda x^c}$$

$$\text{와이블 분포의 누적분포함수} : F(x) = 1 - \exp^{-\lambda x^c}$$

### 2.2.2 패턴 학습

학습을 위해 선별된 데이터는 내부, 외부, 노이즈 순으로 각각 26개, 36개, 17개이다. 이들 중 20%, 즉 내부 방전 패턴 5개, 외부 방전 패턴 7개, 노이즈 패턴 3개를 테스트 데이터로 사용하여 100%의 인식률을 확인 할 수 있었다. 각 데이터들은 결합의 원인에 상관없이 결합원의 위치별로 인식시키기 위해 내부와 외부에 따른 다양한 결합의 패턴들을 포함하고 있다.

### 2.3 현장 데이터를 통한 뉴럴네트워크의 검증

뉴럴네트워크를 이용한 패턴인식기술의 현장 적용가능성을 확인하기 위해 학습으로 생성시킨 가중치를 이용해 현장에서 측정된 데이터에서 패턴 구분이 가능한지를 확인하였다. 데이터는 한진 변전소의 #2TL A상에서 박센서와 CT센서를 사용하여 측정되었다.

#### 2.3.1 측정 시스템

그림 4는 #2TL의 A상의 EBG에서 부분방전 측정을 하기 위한 측정시스템 구성도이다. EBG에 장착된 박센서와 임피던스를 통해 측정된 신호는 튜닝 앰프와 ICM 앰프에서 증폭된다. ICM 장비에서 검출된 PD신호는 컴퓨터에서 저장된다. 센서에서 ICM 장비까지는 동축케이블로 연결되며, 컴퓨터와는 GPIB로 연결되었다.

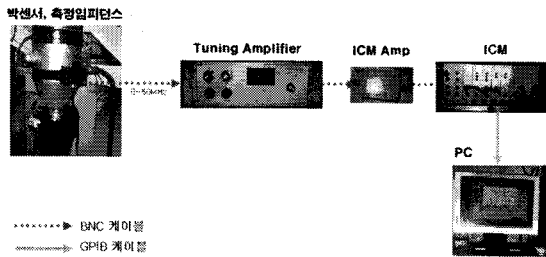


그림 4. 측정 시스템 구성도

#### 2.3.2 패턴 인식

현장에서 측정된 데이터는 모의실험 데이터의 학습으로 얻은 가중치 파일을 이용하여 패턴별로 구분되도록 하였으며, 결과는 결합별로 0~100%로 표시하였다. 그림 5는 이를 위해 작성된 프로그램이다. 그림 6은 현장에서 ICM장비로 측정된 데이터인 내부 부분방전 패턴과 노이즈 패턴이다.

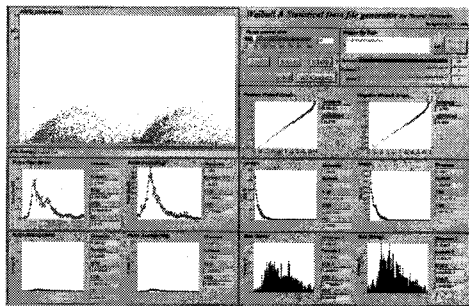
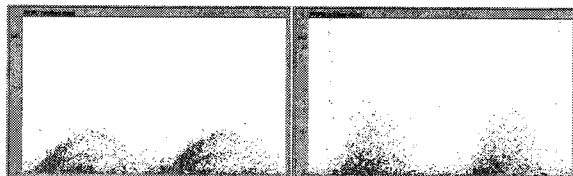
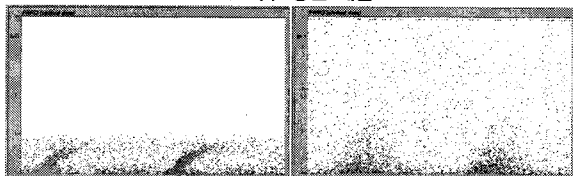


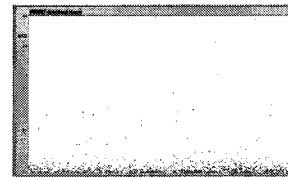
그림 5. 패턴 인식을 위해 작성된 프로그램



(a) 내부 방전 패턴



(b) 노이즈가 섞인 내부 방전 패턴



(c) 노이즈

그림 6. #2 TL A상 EBG에서 측정된 데이터

수집된 현장 데이터는 표1과 같이 내부 방전, 내부방전+노이즈, 노이즈의 세 가지였으며, 학습된 뉴럴네트워크를 통해 혼합되지 않은 경우 100%에 가까운 높은 인식률을 보였다. 그러나 노이즈가 포함된 데이터는 학습 시 내부, 외부, 노이즈의 결과값을 각각 100, 010, 001로 출력하도록 하여 단일 결합에 대해서는 정확한 결과를 얻을 수 있었으나 두 가지 이상의 혼합된 경우 결합별로 다양한 결과값을 보여 어떤 패턴인지를 정확히 인지하지 못 하였다.

표1. 뉴럴 네트워크에 의한 현장 데이터 패턴 인식률

	내부	내부+노이즈	노이즈
# of data	197	11	52
# of correctness	189	0	52
인식률(%)	95.94%	0%	100%

## 3. 결 론

뉴럴네트워크를 이용한 부분방전의 자동 판별 기술의 현장 적용 가능성을 확인해 보기 위해 모의 부분방전으로 측정된 데이터를 학습 데이터로 사용하였고, 결과로 얻어진 가중치 파일을 이용해 현장에서 측정된 데이터의 패턴 인식에 적용하였다. 비록 본 연구에서 외부 부분방전의 현장 검증이 이루어지지 않았으나, 이를 바탕으로 다음의 두 가지 결론을 내릴 수 있었다.

1. 뉴럴네트워크의 인식률 향상을 위해 패턴별로 확연히 구분되는 통계치만을 이용해야 한다.
2. 뉴럴네트워크를 이용한 현장에서 부분 방전의 패턴인식을 위해서는 두 가지 이상의 패턴이 혼재된 경우에 대한 학습이 필요하다.
3. 혼재된 패턴 분류를 위해서는 단일 결합에 대한 학습과 다른 학습 방법을 적용해야 한다.

향후 실선로에서 더욱 정확한 패턴 인식이 가능하도록 두 가지 이상의 패턴이 혼합된 데이터를 이용한 연구를 할 것이다.

### [참 고 문 헌]

- [1] 박철수, 김중식, 김정윤, "모의 초고압 전력케이블에 발생한 부분방전 신호의 자동판별 기술 개발", 대한전기학회 전기물성 응용부문학회 춘계학술대회, p2-50~2-53, June 2007
- [2] 김성일, 정승용, 구자윤, 장용무, "Genetic Algorithm을 이용한 부분방전 패턴인식 최적화 연구", 대한전기학회 전기물성 응용부문학회 추계학술대회, p145~146, October 2006
- [3] A. Contin, E. Gulski, M. Cacciari, G.C. Montanari, "Inference of PD in Electrical Insulation by Charge-height Probability Distribution", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 5 No. 1, p110~117, February 1998
- [4] Mario Cacciari, Giovanni Mazzanti, Gian Carlo Montanari, "Weibull Statistics in Short-term Dielectric Breakdown of Thin Polyethylene Films", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 1 No. 1, p153~159, February 1994
- [5] F. H. Kreuger, E. Gulski, A. Krivda, "Classification of Partial Discharge", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 28 No. 6, p917~931, December 1993