

여러가지 뉴럴네트워크 기법을 적용한 부분방전 패턴인식 비교

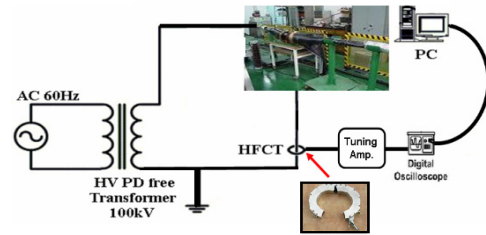
최원★, 김정태★, 이선선★★, 김정윤★★★
 ★대전대학교, ★★LS전선, ★★★엠파워(주)

Comparison of Various Neural Network Methods for Partial Discharge Pattern Recognition

Won Choi★, Jeong-Tae Kim★, Jeon-Sun Lee★★, Jung-Yoon Kim★★★
 ★Daejin University, ★★LS Cable, ★★★M Power Co.,Ltd

Abstract - This study deals with various neural network algorithms for the on-site partial discharge pattern recognition. For the purpose, the pattern recognition has been carried out on partial discharge data for the typical artificial defect using 9 different neural network models. In order to enhance on-site applicability, artificial defects were installed in the insulation joint box of extra-high voltage XLPE cables and partial discharges were measured by use of the metal foil sensor and a HFCT as a sensor. As the result, it is found out that the accuracy of pattern recognition could be enhanced through the application of the Sigmoid function, the Momentum algorithm and the Genetic algorithm on the artificial neural networks. Although Multilayer Perceptron (MLP) algorithm showed the best result among 9 neural network algorithms, it is thought that more researches on others would be needed in consideration of on-site application.

과 이를 컴퓨터를 이용하여 PRPDA를 수행한 결과이다.



〈그림 1〉 실험장치 구성도

1. 서 론

1980년대 중반에 들어와 초고압 전력설비의 절연 진단 목적으로 부분방전 검출을 위하여 다양한 방법들이 제안되어 일부 상업적으로 적용되었다. 아울러, 1990년대 중반 이후에는 측정된 부분방전 신호가 어떠한 결함으로부터 기인되는 것인지에 대한 패턴인식의 요구에 부응하고 컴퓨터 기술의 발전에 힘입어 부분방전 측정시스템에 패턴인식 기능이 부가되기 시작하였다.

패턴인식 기법으로는 신경회로망(NN: Neural Network) 기법을 중심으로 퍼지 및 데이터마이닝 기법 등 각종 교사 및 비교사 패턴인식 기법들이 제시되었다. 특히 신경회로망 기법은 미리 지정되어 있는 결함만을 판단하고 현장의 다변하는 측정상황에 따른 데이터의 변화를 수용하지 못하는 단점이 있지만, 패턴인식의 정확도 측면에서는 타 방법에 비해 우수하고 손쉽게 적용이 가능하여 많이 적용되어 왔다.

그러나, 신경회로망 기법도 다양한 알고리즘을 포함할 수 있기 때문에 보다 많은 연구가 필요하며, 특히 최근 컴퓨터의 성능 향상으로 데이터 처리속도가 빨라짐에 따라 새로운 신경회로망 기법에 대해 검토가 일고 있다. 따라서, 본 연구에서는 부분방전 패턴인식에서 다양한 신경회로망 기법에 대해 검토하고 현장 적용에 적절한 기법을 도출하기 위해 부분방전 모의결합의 부분방전 데이터에 대해 9가지 신경망 모델을 적용하여 패턴인식을 수행하였다. 이때, 본 연구 결과의 현장 적용성을 높이기 위해 초고압 XLPE 케이블의 접속함을 이용하여 모의 결함을 설치하였으며, 절연접속함 금속박 센서와 HFCT를 이용하여 부분방전을 측정하였다.

2. 본 론

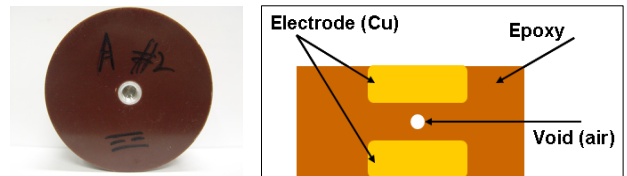
2.1 실험장치 및 방법

초고압 XLPE 케이블 시스템에서 발생하는 부분방전을 검출하기 위한 실험 장치 구성도는 그림 1과 같다. 초고압 XLPE 케이블 절연접속함에 모의 결함으로 보이드 시료 또는 코로나 결함을 설치하고, 이로부터 발생하는 부분방전을 금속박 센서와 HFCT를 통해 검출하였고 Tuning Amp를 거쳐 오실로스코프로 측정하였다. 측정된 파형은 GPIB 카드를 통해서 컴퓨터에 저장하였다.

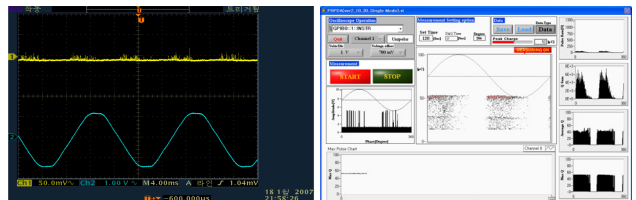
2.2 부분방전 측정 및 데이터 구축

2.2.1 보이드 방전

고전압 케이블에서 발생할 수 있는 보이드 결함으로 그림 2에 나타난 보이드 시료를 이용하고 부분방전 측정 시스템에서 측정된 데이터를 이용하여 데이터베이스를 구축하였다. 모의 보이드 결함으로는 에폭시 절연체 내에 직경 1mmφ 및 높이 1mm의 원통형 보이드를 제작하였다. 그림 3은 보이드 방전에 대해 오실로스코프에서 측정된 부분방전 파형



〈그림 2〉 보이드 시료



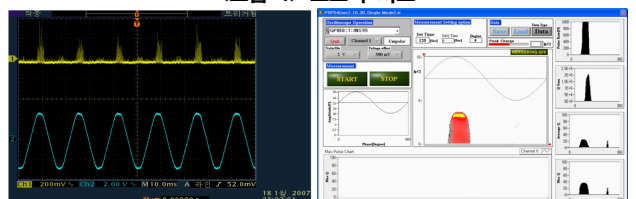
〈그림 3〉 보이드 방전 측정 결과

2.2.2 코로나 방전

코로나 방전은 현장 부분방전 측정에서 가장 문제가 되는 노이즈로 경우에 따라 수 V까지 측정되며, 부분방전과는 반드시 구분되어야 한다. 따라서, 본 연구에서는 전력설비에서 발생할 수 있는 코로나 방전으로 그림 4에 나타난 바와 같이 직경 1 mmφ의 강선을 고전압이 걸리는 도체에 설치하고 PD 측정 시스템을 이용하여 데이터베이스를 구축하였다. 그림 5는 이에 대한 오실로스코프 파형 및 PRPDA 수행 결과이다.



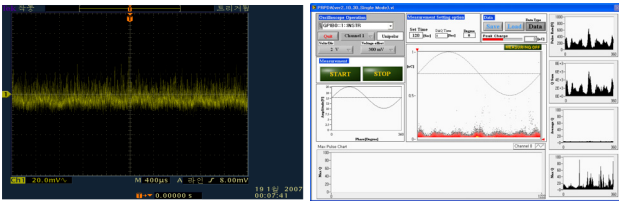
〈그림 4〉 코로나 시료



〈그림 5〉 코로나 방전 측정 결과

2.2.3 노이즈

현장에서 부분방전 측정시 주변에서 발생되어 잡지를 통해 유입되는 노이즈에 대해 PD 측정 시스템을 이용하여 데이터베이스를 구축하였다. 그림 6은 이에 대한 결과이다.



〈그림 6〉 노이즈 측정 결과

2.3 신경망의 적용

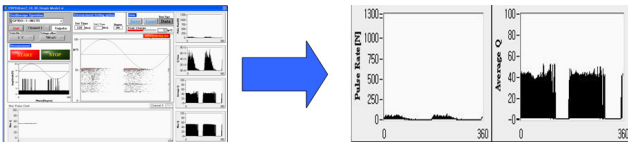
2.3.1 신경망의 입력벡터와 출력벡터

측정하여 컴퓨터에 저장된 부분방전 신호에 대해 자체 구축한 소프트웨어를 이용하여 저장된 데이터를 PRPD 패턴으로 나타낸 후 패턴인식의 입력벡터를 구성하였다. 패턴인식의 입력벡터로는 일반적으로 PRPD의 왜도(skewness)나 첨예도(kurtosis)와 같은 통계적 파라미터를 이용하지 않지만, 패턴인식 정확도의 향상을 위하여 PRPD 화면 전체를 입력하는 방법을 택하였다. PRPD 데이터 중에는 위상에 따른 부분방전 펄스 수($\phi-n$)와 평균방전량($\phi-q$) 데이터를 이용하였다. 이에 대한 개념을 그림 7에 나타내었다. 여기서 산출된 부분방전 펄스 수($\phi-n$)와 평균방전량($\phi-q$) 2 개의 요소는 하나의 조를 이루어 1개의 입력벡터로서 추출되도록 하였다.

입력벡터의 형식은 다음과 같다 :

$$\text{입력벡터} = \text{평균방전량 (278)} + \text{방전펄스수 (278)} = 556$$

즉, 부분방전 펄스 수($\phi-n$) 데이터는 인가전압의 위상 360°에 대해 부분방전 발생 펄스 수를 중첩시켜 나타낸 것인데, 본 연구에서는 360°를 278개의 윈도우로 나누어 278개의 펄스 수 데이터가 되도록 변환하였고, 평균 부분방전량($\phi-q$) 데이터에 대해서도 360°를 278개의 윈도우로 나누어 278개의 평균방전량 데이터가 되도록 변환하여, 2 개 요소의 합인 556 개를 패턴인식 입력층의 입력벡터로 하였다.



〈그림 7〉 패턴인식 입력벡터 구성

상기한 바와 같이 산출된 2개의 요소는 하나의 조를 이루어 1개의 입력 벡터로 사용되었다. 아울러, 각각 결함 판별을 위하여 사용된 입력데이터의 수와 파손된 방지를 위해 사용된 Cross Validation(CV) 데이터의 수는 표 1과 같다. 출력 벡터로는 상기한 결함의 종류에 따라 보이드, 코로나, 노이즈의 3개를 선정하였다.

〈표 1〉 패턴인식을 위한 결함별 입력데이터 및 CV 데이터의 수

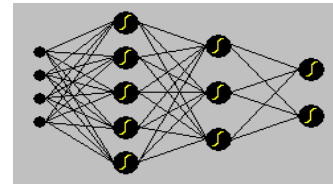
결함 종류 \ 데이터 수	입력 데이터	Cross validation 데이터
보이드	60	20
코로나	60	20
노이즈	60	20

2.3.2 신경망 모델과 구성

패턴 인식 확률을 비교하기 위하여 본 연구에서 선택한 신경망 알고리즘은 다음과 같다:

Multilayer Perceptron (MLP), Generalized Feed Forward (GFF), Modular Neural Network (MNN), Jordan/Elman Network (JEN), Principal Component Analysis (PCA), RBF/GRNN/PNN Network (RGPN), Self-Organizing Feature Map Network (SOFMN), Time-Lag Recurrent Network (TLRN), Recurrent Network (RN) 및 Support Vector Machine (SVM)

이중에서 대표적인 Multilayer Perceptron (MLP) 구조는 그림 8과 같다.



〈그림 8〉 Multilayer Perceptron (MLP) 구조

각 신경망의 전달함수로는 Sigmoid 함수를 적용하였고, 학습규칙으로 부분 최소에 빠지는 것을 줄이기 위해 Momentum을 사용하였다. 학습횟수는 1,000번으로 하였으며 100회의 정규화 작업을 진행하였다.

아울러, 각 신경망에서 사용하는 변수 값의 최적 해를 찾기 위해 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)을 적용하였다. 유전 알고리즘을 적용하면 계산 시간은 오래 걸리지만 패턴인식의 정확도는 상당히 높아지는 것을 본 연구에서 확인하였다.

2.4 모의 결함에 대한 부분방전 패턴인식 결과 비교

표 2에 상기한 패턴인식 과정에 따라 그리고 9가지 신경회로망 방법에 따라 모의 결함에 대해 수행한 부분방전 패턴인식의 결함 분류 확률을 나타내었다. 분류 결과 MLP 알고리즘이 가장 좋은 판별 결과를 보여 주고 있다. 하지만, 본 연구 결과는 실험실에서 수행한 3가지 결함에 대한 것이므로 보다 많은 종류의 결함 모델과 현장에서의 측정을 고려하여, 그 밖의 90% 이상의 인식율을 보이는 MNN, JEN, PCA, TLRN, RN 등의 알고리즘에 대해서도 검토되어야 할 것으로 판단된다.

〈표 2〉 신경망 모델의 결함 분류 확률

Neural Model	Defect		
	Void	Corona	Noise
MLP	99.30	100	98
GFF	96.30	98.41	84.38
MNN	98.15	98.41	90.62
JEN	100	100	96.88
PCA	96.3	100	92.19
RGPN	0	0	100
TLRN	100	96.82	90.62
RN	100	95.24	93.75
SVM	100	98.41	85.94

3. 결 론

신경회로망 기법 중 최적의 부분방전 패턴인식 알고리즘을 찾기 위하여 초고압 XLPE 케이블의 결함을 모의하여 여러 가지 신경망 알고리즘을 사용하여 분석하였다. 인공신경망으로 Sigmoid 함수와 Momentum 그리고 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)을 사용하여 패턴인식의 정확도를 높일 수 있었다. 신경회로망 알고리즘으로는 Multilayer Perceptron (MLP) 알고리즘이 가장 좋은 결과를 나타내었으나, 현장 측정을 감안하여 기타 다른 알고리즘에 대한 연구가 더 필요하다고 사료된다.

감사의 글

본 연구는 "07년 한전 송전운영분야 전담기술과제" 지원에 의해 수행된 결과의 일부로 이에 감사드립니다.

[참 고 문 헌]

- [1] E. Gulski, A. Rivda, IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 28 No. 6, pp. 984-1001, 1993
- [2] G. Wu, X. Jiang, H. Xie, "A Neural Network Used for PD Pattern Recognition with Genetic Algorithm", Proceedings of the 6th International Conference on Properties and Application of Dielectric Materials, pp. 451-454, 2000
- [3] A. Krivda, "Recognition of Discharge - Discrimination and Classification", Doctoral Thesis of Delft University, Delft Univ. Press, 1995
- [4] W. Krause, H.-G. Kranz, "Pulse Preclassification for online PD Noise Suppression based on realtime Pulse Shape Identification", ISH 2005, Paper G-002