

PD 신호의 주파수 분석이 고려된 GIS 절연 결함 분류를 위한 Advanced PRPD 패턴인식

*박재홍, *정승용, *류철취, *김영훈, *이영조, **임윤석, *구자운
한양대학교*, 한전전력연구원**

An advanced PRPD Pattern recognition method considering frequency analysis of the PD signals detected in GIS

*Jae-hong Park, *Seung-yong Jung, *Chel-hwi Ryu, *Young-hong Kim, Young-jo Lee, **Yun-sok Lim, *Ja-yeon Koo
Han Yang University*, KEPRI**

Abstract - 지속적으로 증가되는 전기에너지 공급의 신뢰성을 높이기 위하여 전력설비 주요 사고 원인인 부분방전(PD : Partial Discharge)을 검출하고 결함원의 패턴인식 방법의 개발 필요성 날로 증가되고 있다. 본 논문은 부분방전의 패턴인식 확률을 높이기 위하여 검출된 부분방전의 주파수 분석을 이용하여 Conventional PRPD Analysis 방법의 결함 판독확률을 향상시키기 위하여 Advanced PRPD를 제안 한다. 이를 위하여, GIS(Gas Insulated Switchgear)의 주요 사고원인으로 인식되어 있는 결함들을 인위적으로 제작 후 삽입하여 부분방전을 발생시켜 자체 설계 개발된 UHF 내장형 센서를 이용하여 검출하였다. 새로이 제안하는 방법과 기존의 PRPD 방법의 인식률을 상호 비교하기 위하여, 두 가지 그룹을, 즉, 기존의 방법에 의한 것과 부분방전의 주파수 분석이 포함된 방법에 의한 데이터그룹을 구축하고 학습방법은 동일한 인공신경망 MLP (Multilayer Perceptron)를 이용하여 인식률과 학습시간을 동시에 비교하였다. 상호 비교 결과에 의하면, 후자의 방법이 인식확률 뿐만 아니라 학습시간도 좋은 결과가 나타났다.

1. 서 론

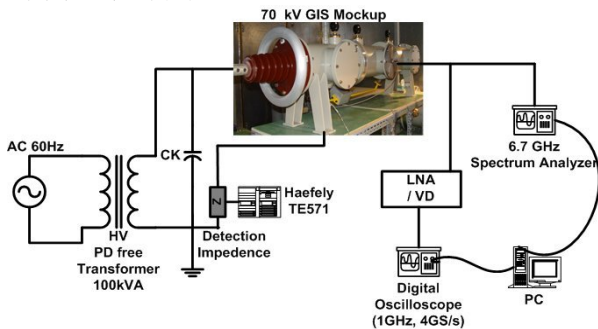
1980년대 중반에 들어와 초고압 전력설비의 절연 진단 목적으로 부분방전 검출을 위하여 다양한 방법들이 제안되어 일부 상업적으로 적용되었다. 특히 검출된 부분방전 신호의 패턴인식을 위하여 신경망 기법이 적용되고 있으나 복잡하고 많은 양의 계산이 요구되어 산업 활용에 많은 의문이 제기되어왔다. 그러나 90년대 중반부터 CPU 처리속도가 향상되고 새로운 알고리즘들이 제안되어 이를 이용한 연구가 활발하게 수행되었다.[1]

본 연구에서는 GIS(Gas Insulated Switchgear)사고의 주요 원인으로 보고되어 있는 결함들을 모의한 4개의 Test cell을 이용하여 부분방전을 발생시켰고 부분방전 신호는 자체 설계 제작된 UHF 내장형 센서를 이용하여 검출되었다. 새로이 제안하는 방법과 기존의 PRPD 방법의 인식률을 상호 비교하기 위하여, 두 가지 그룹을, 즉, 기존의 방법에 의한 것과 부분방전의 주파수 분석이 포함된 방법에 의한 데이터그룹을 구축하여 학습방법은 동일한 인공신경망 MLP (Multilayer Perceptron)를 이용하여 인식률과 아울러, 서로 다른 두 가지 방법들의 학습시간도 비교하였다.

2. 본 론

2.1 PD 신호의 검출

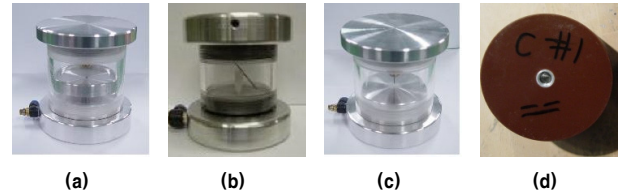
본 연구의 관련 실험은 전자과 차폐실(전기장 1kHz~1GHz : 100dB, 자기장 100kHz~1GHz : 100dB)내에서 실행되었고, 두가지 방법들의 데이터의 획득 방법은 그림 1과 같이 70kV GIS Mock-up의 감시창에 자체 설계 제작한 UHF 내장형 센서를 설치하여 PD신호를 검출 후 PC에 데이터를 저장하였다.[2]



<그림 1> 실험장치 구성도

2.2 인공 결함과 PRPD, 주파수 특성

다양한 GIS 내부에서 발생할 수 있는 결함 중에서 (a)Free Moving Ball(FMB)과 (b)Floating Electrode(FE), (c)Protrusion(P), (d)Void(V) 등과 같은 운전사고와 밀접한 관계가 있는 결함들을 그림 2와 같은 형태의 Test Cell로 모의하여 자체 제작하였으며, 내부의 SF6 가스압력은 $5kgf/cm^2$ 을 유지하였다.[3] FMB는 직경 1.6mm의 알루미늄 볼을 사용하여 14kV에서 PD가 발생하였고 FE는 OKURA needle을 이용하여 부유전극을 모의하여 7.5kV에서 부분방전이 발생하였다. P는 OKURA needle을 사용하였고 10.5kV에서 PD가 발생하였으며 Void는 4kV에서 PD가 발생하였다.

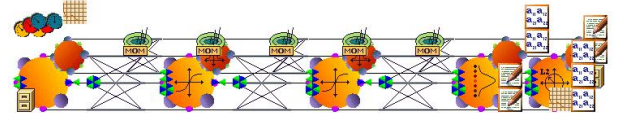


<그림 2> 인공 결함

2.3 신경망의 적용

2.3.1 신경망 모델

부분방전 패턴인식을 위한 신경망은 그림 3과 같이 2개의 은닉층으로 구성되어 은닉층 전달함수는 Tanh, 출력층의 전달함수는 Softmax,를 사용하고 최적의 가중치 값을 찾기 위해 Genetic Algorithm을 적용한 Multilayer Perceptron(MLP)를 택하였다.[4-5]



<그림 3> MLP 구조

2.3.3 신경망의 입력 벡터와 출력 벡터

-신경망 구성

각각 결함 판별을 위하여 사용된 입력벡터의 수와 파혼된 방지를 위해 사용된 Cross validation 벡터의 수는 표 1과 같다.

<표 1> 입력 벡터와 Cross validation 벡터의 수

Defects	The number of vectors	
	Input Vector	Cross validation vector
FMB	40	20
FE	40	20
P	40	20
Void	40	20
N	40	20

4개의 대표적인 결함그룹 외에 이동통신 및 모터동작 등의 Noise 그룹을 포함하여 총 5개의 출력 벡터를 선정하였고 이에 따른 희망 출력 벡터는 표 2와 같다.

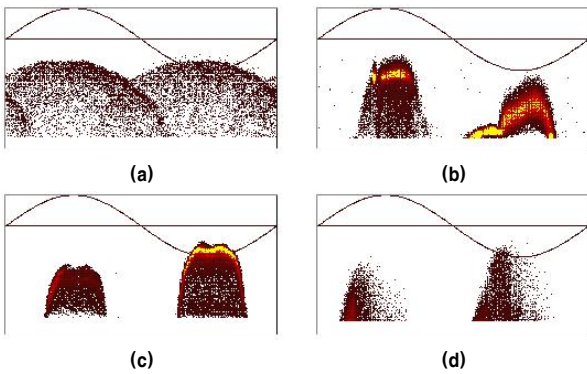
〈표 2〉 희망 출력 벡터

Desired Input	FMB	FE	PP	Void	N
FMB	1	0	0	0	0
FE	0	1	0	0	0
P	0	0	1	0	0
Void	0	0	0	1	0
N	0	0	0	0	1

-입력벡터 선정

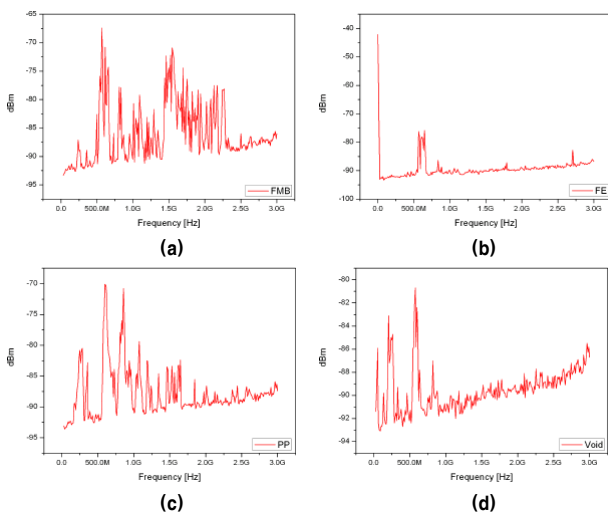
입력 벡터로 사용된 데이터는 상기한 바와 같이 기존의 PRPD 방법과 부분방전의 주파수 분석이 포함된 방법에 의한 두 개의 그룹으로 분류하였으며, 동일한 학습방법에 의하여 인식률과 학습시간을 동시에 상호 비교하였다.

전자의 경우, 인위적 결함에 의한 부분방전은 검출된 후 A/D Convert Unit을 거쳐 컴퓨터에 저장되고 자체 개발한 소프트웨어를 이용하여 256개 Digitized phase에서 두 개의 파라미터 즉 Average amplitude와 Pulse count 관련 데이터를 획득하여 저장한 후, 하나의 조를 형성하여 학습을 위한 입력벡터로 사용되고 아울러 모니터 화면에는 그림 4와 같이 전형적인 PRPD 패턴으로 표시되었다.



〈그림 4〉 사용된 결함들의 PRPD 패턴

후자의 경우, 동일한 부분방전 신호를 Spectrum Analyzer(Agilent E4404B : 9kHz~6.7GHz)를 사용하여 그림 5와 같이 검출하였으며, 방전 신호의 주파수 데이터를 저장하여 학습을 위하여 상기 입력벡터와 별도로 독립된 벡터로 사용하였다.



〈그림 5〉 주파수 특성

2.4 입력 벡터에 따른 절연결함 판별 비교

각 입력 벡터에 따른 시뮬레이션 결과는 표 3, 표 4와 같다. 표 3은 출력 벡터와 희망 출력 벡터의 평균제곱오차 (MSE : Mean Square Error)와 최적의 가중치 값을 찾기 위한 업데이트의 횟수를 나타내는 Average Cost값이다.

〈표 3〉 각 입력 벡터의 MSE, Average Cost

	기존의 PRPD	개선된 PRPD (주파수 고려)	주파수 단독
MSE	0.001080536333	0.000002312805	0.000963057902
Average Cost			

표 4는 동일한 신경망을 사용하여 학습이 완료된 각 신경망에 Cross validation을 입력으로 하였을 때 패턴 분류 확률을 나타낸다.

〈표 4〉 각 입력 벡터의 결합 분류 확률

Defect Input Pattern	FMB	FE	PP	Void	N
기존의 PRPD	94	96	96	94	93
개선된 PRPD (주파수 고려)	100	100	100	100	100
주파수 단독	96	95	96	96	96

상기 결과는 부분방전 신호의 주파수 분석 데이터를 고려한 개선된 PRPD 방법이 평균제곱오차가 1/500 정도이며, 최적의 가중치 값을 찾기 위한 가중치 값의 업데이트 횟수도 1/4 정도 줄어들고 인식률도 높아 기존의 PRPD 분석에 의한 방법보다 우수함을 보여주고 있다.

3. 결 론

새로이 제안하는 방법과 기존의 PRPD 방법의 인식률을 상호 비교하기 위하여 인위적 결함에 의하여 발생된 부분방전 신호를 이용하여 수행된 실험의 분석결과는 다음과 같다.

- (1) MSE : 개선된 방법에 의하여 평균제곱오차가 1/100 정도 줄어들었다.
- (2) Average Cost : 개선된 방법에 의하여 신경망 가중치의 최적값을 찾는 횟수가 1/4 로 줄어들었다.
- (3) 패턴인식확률 : 개선된 방법에 의하여 완벽한 실험실 환경 하에서 사용된 결함에 대한 100% 인식률이 가능하다.

따라서, 개선된 방법이 기존의 PRPD 분석에 의한 방법보다 우수하다고 사료된다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부 전력산업연구 개발사업(R-2007-000-0000-4588) 및 퓨전전기기술 응용연구센터에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참고 문헌

[1] E. Gulski, A. Rivda, "Neural Network as a Tool for Recognition of Partial Discharges", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 28 No. 6, pp. 984-1001, 1993
 [2] Y. Lim, J. Koo, Y.Chang, C. Kang, J. Youn, "A Novel Approach for the Pattern Classification of Partial Discharges in Gas-Insulated Switchgear using a Chaotic Theory Combined with Spectral Analysis", CIGRE, D1-305, 2004
 [3] S. Y. Jung, J. Y. Koo, "A Comparative Study of The PD Pattern Analysis Based on PRPD and CAPD for The Diagnosis of Gas Insulated Transformer", Trans. KIEE. Vol. 55C, No. 6, JUN, pp. 308-312, 2006
 [4] Jose C. Principe, Neil R. Euliano, W. Curt Lefebvre, "Neural and Adaptive Systems", Wiley, pp. 100-222, 2000
 [5] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, "Neural Network Design", PWS Publishing Company, 1996