

부분방전 펄스파형의 시간-주파수분포의 웨이블릿 2D 압축기술을 이용한 복합부분방전원의 식별

이강원, 김명룡, 백광선, 강성화*, 임기조**
한국철도기술연구원, 충청대학*, 충북대학교**

Discrimination of Multi-PD sources using wavelet 2D compression for T-F distribution of PD pulse waveform

K. W. Lee, M. Y. Kim, K. S. Baik, S. H. Kang*, K. J. Lim**
Korea Railroad Research Institute, Chungcheong University*, Chungbuk University**

Abstract - PD(Partial Discharge) signal emitted from PD sources has their intrinsic features in the region of time and frequency. STFT(Short Time Fourier Transform) shows time-frequency distribution at the same time. 2-Dimensional matrices(33×77) from STFT for PD pulse signals are a good feature vectors and can be decreased in dimension by wavelet 2D data compression technique. Decreased feature vectors(13×24) were used as inputs of Back-propagation ANN(Artificial Neural Network) for discrimination of Multi-PD sources(air discharge sources(3), surface discharge(1)). They are a good feature vectors for discriminating Multi-PD sources.

1. 서 론

방전현상은 초기전자의 방출에 의한 전자사태에 의해 유발되며, 발생한 전자는 주변 기체원자들과 충돌하여 이온들을 형성시킨다. 전자와 이온들의 발생과 재결합 및 음극 및 양극에서의 2차전자방출 등에 의해 방전전하의 분포가 변하게 되며, 또한 분포는 방전이 발생하는 전극 구조에 따른 전계분포, 주위기체의 종류, 그리고 전달매질의 상태 등에 의해 변화하게 되며, 변화된 방전전하 분포 즉 방전전하의 발생과 소멸들의 차이는 전류신호의 변화, 방전광의 변화, 방전음의 변화, 방사전자기파의 변화 등을 유발하며, 이러한 물리적 양들을 측정하는 센서의 출력에 변화를 준다. 일반적인 실험실에서의 방전측정 방법으로서 전류의 변화를 측정하는 방법이 주로 사용되며, IEC에 의해 측정방법들이 규정되어졌다. 그러나 실제 전력기기 등이 사용되는 현장에서는 측정자의 안전 등을 고려하여 방전광, 방전음, 방전전자기파 등으로 측정하는 방법이 주로 사용되고 있다. 그러나 방전광 및 방전음의 측정은 실제 현장에서 방전광 및 음이 센서에 전달되는 경우, 전파되는 경로 및 매질들에 의하여 크게 영향을 받으며, 또한 실제 방전전하량과의 연관성을 밝히는 데 어려움이 있다. 현재 이러한 방전광 및 방전음에 대한 측정은 발생 그 자체에 대한 부수적인 측정방법으로 주로 사용되고 있는 실정이다. 이와는 달리 방전시 방사되는 전자기파에 대한 측정은 외부 노이즈에 의한 영향이 적고, 또한 피측정체와 거리를 두고 측정할 수 있어 안전적이며, 전파매질 및 경로에 의한 영향이 앞의 두 경우보다 적다는 이점이 있어, 현재 사용되는 대전력 기기에서의 사고예방을 위한 측정방법으로 많이 사용되고 있다. 그러나 안테나 등에 의하여 측정된 방전신호를 기존의 PRPD방법에 의해 확률통계적으로 처리됨에 따라 실제 방전현상에 대한 물리적 접근이 어려워진다. 또한 다양한 방전원들의 분류에 적용시 방전원들의 수가 증가함에 따라 분류가 어려워지게 된다. 그러므로 본 논문에서는 광대역 안테나를 이용하여 방전원들로부터 발생한 전자기파를 측정하고, 측정된 시간상의 1차원적인 신호에 대해 STFT를 적용하여 시간-주파수분포의 2차행렬구조의 데이터로 변환하여 각 방전원들에 대한 구별

정도를 살펴보고, 구해진 2차행렬에 대해 wavelet2D 데이터압축기술을 이용하여 특징벡터의 차원을 감소시켰고, 차원이 감소된 특징벡터를 역전파학습에 의한 신경회로망의 입력으로 사용하여 4가지 방전원들에 대한 분류가능성을 확인하였다.

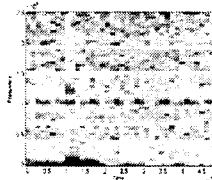
2. 실험구성 및 방법

방전전극의 구성은 전계분포가 서로 다른 침대 평판, 침대 침, 침대 구의 전극구조와 구와 평판사이에 폴리에틸렌판을 끼어넣은 4가지 전극구조로 이루어졌으며, 침의 끝단반지름은 약 0.5mm이며, 구의 경우 반지름은 약 5mm이고 각 전극간의 간격은 10mm로 유지되었으며, 폴리에틸렌판의 두께는 2mm였다. 방전전극에 인가된 전압은 방전이 충분히 크게 일어날 수 있게 조정되었다. 방전원과 측정센서와의 거리는 1m를 유지하였다. 측정된 신호는 오실로스코프와 GPIB로 연결된 PC로 전달되어, 각 방전신호는 500ns/div에서 2500개의 데이터로 저장되었다.

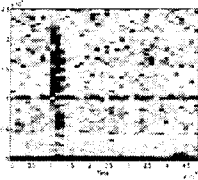
3. 실험결과 및 고찰

방전원으로부터 발생한 방전신호를 전계분포의 변화에 기인된 정전결합의 형태로서 안테나에 유기된 전압신호로서 측정하였다. 측정된 방전신호는 시간에 따른 펄스신호의 형태를 가진 1차원적인 분포를 보여주며 이는 Fourier 급수 전개에 의해 주파수분포로서 나타내어질 수 있다. 그러나 이러한 1차원적인 분포를 통하여 얻어지는 정보는 방전신호가 보여주는 정보의 일부분으로 보여진다. 이러한 1차원적인 분포를 2차원분포로서 살펴본다면 방전신호가 가진 보다 많은 정보를 확인할 수 있을 것으로 판단된다. 시간상 펄스신호에 대한 2차원분포 형태는 STFT(Short Time Fourier Transform), Wigner ville 분포, CWT(Continuous Wavelet Transform) 등의 변환 과정을 통하여 시간-주파수분포로서 보여질 수 있다. 본 논문에서 방전원으로서 모의된 침대 평판, 침대침, 침대구 등의 기중방전 및 구대 평판전극구조에서의 폴리에틸렌판상에서의 표면방전시 발생되어 측정된 방전펄스신호에 대해 현재 일반적으로 많이 사용되고 있는 STFT를 이용하여 시간-주파수분포로 나타내었다. 주파수분포는 0~2.5MHz를 75.7kHz씩 33개의 영역으로 구분하고 시간축에 대해 2500개의 데이터수 데이터수 64개씩 hanning window를 적용하여 77개의 데이터로 구성하여 시간-주파수분포를 33×77의 행렬분포로서 구성하였다. 이렇게 구성된 분포를 각 방전원에 따라 나타낸 것이 그림 1로서 각 분포는 방전원에 따라서 다른 모습을 나타낸다는 것을 확인할 수 있었다. 분포에서 뚜렷이 나타나는 부분은 방전펄스신호가 발생한 부분으로서 각 부분에서의 모습은 각 방전원의 특징들을 보여주는 것으로 판단된다. 실제 측정된 부분방전신호는 주위 노이즈원에 의한 영향으로 본래의 방전파형에서 벗어난 단순한 진동감쇠파형으로서 보여졌으나 시간-주파수분포를 통하여 그 특징적

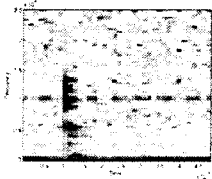
인 모습이 구별되었다. 침대평판인 경우(그림1(a))는 주어진 주파수 분포에서 0.5MHz이하 및 1M~1.5MHz에서 주로 분포되어 있고, 침대 구인경우(그림1(b))는 1.5MHz이하의 전영역에서 주파수성분이 분포되어 있다는 것을 알 수 있으며, 침대침인 경우(그림1(c))는 저주파수 영역보다는 중간주파수부터 고주파수영역까지 즉 0.5M ~ 2.5MHz까지 고르게 분포한다. 또한 표면방진(그림 1(d))의 분포는 기중방진보다 주파수성분크기가 크며 보다 넓은 펄스주기를 가지며, 1.5MHz이하에서 주로 분포되어 있다는 것을 살펴볼 수 있다. 그리고 각 분포에서 펄스 신호가 나타난 부분 이외에 어느 특정한 예를 들어 1MHz의 주파수성분이 전시간영역에 걸쳐 나타나는 것을 살펴볼 수 있는데 이것은 방진원으로 부터의 방진신호가 없는 경우, 주변노이즈에 의한 것으로 그림 2에서 노이즈신호에 대한 시간-주파수 분포로부터 확인할 수 있었다. 노이즈신호의 주파수분포는 어느 특정한 주파수들에서 주로 존재한다는 것을 알 수 있으며, 이러한 노이즈의 특성을 알고 노이즈를 제거한다면, 보다 정확한 부분방진신호의 측정이 가능할 것이나 그림에서도 알 수 있듯이 노이즈영역에서도 부분방진신호의 주파수 성분이 존재하므로 잘못된 노이즈필터를 이용하게 된다면 원 방진신호 또한 감쇠할 것이다.



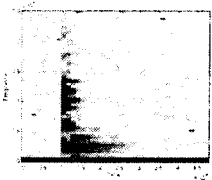
(a) 침대 평판



(b) 침대침



(c) 침대구



(d) 표면방진

그림 1. 전극구조에 따른 시간-주파수분포

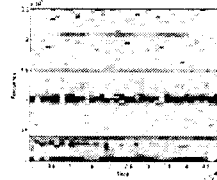
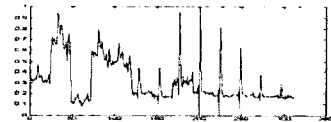
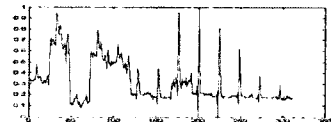


그림 2. 노이즈의 시간-주파수분포

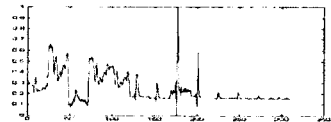
이러한 방진원들에 대한 시간-주파수분포가 방진원들의 구별을 가능하게 한다는 것을 확인하였다. 그러나 이러한 시간-주파수분포는 33×77의 행렬로서 총 2,541개의 1차원데이터로 변환할 수 있고, 이러한 데이터를 특징값으로서 분류를 위한 신경회로망의 입력으로 사용할 수 있으나 학습시간의 지연 및 데이터저장용량이 커지게 되는 단점이 고려되므로 구해진 방진원들의 시간-주파수분포의 특징을 그대로 유지하며 데이터의 크기를 감소시키는 방법이 요구된다. 데이터를 압축시키는 방법으로서 본 논문에서는 wavelet2D 데이터 압축기술을 이용하였다. wavelet2D 데이터 압축기술은 현재 영상신호에 대한 데이터압축기술로서 널리 이용되고 있으며, 압축시 불필요한 노이즈성분도 효과적으로 제거할 수 있는 특징을 가지고 있다. wavelet2D 데이터 압축기술에서 사용된 wavelet은 Daubechies wavelet 4이며, 33×77의 원래의 시간-주파수분포는 13×24의 행렬 즉 312개의 데이터로 효과적으로 압축되었고 압축된 데이터를 1차원분포로 나타낸 것이 그림 3에 보여진다.



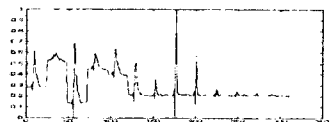
(a) 침대평판



(b) 침대침



(c) 침대구



(d) 표면방진

그림 3. 전극구조에 따른 Wavelet2D 압축결과

그림 3의 맨위부터 침대평판, 침대침, 침대구, 표면방진 순으로 압축된 1차원데이터의 정규화된 그래프를 나타내고 있다. 구해진 정규화된 312개의 압축데이터는 방진원의 분류를 위하여 역전파학습을 이용한 신경회로망의 입

력으로서 사용되었다. 역전파학습을 이용한 신경회로망은 일반적으로 패턴인식등과 같은 인공지능분야에서 가장 기초적이며 효과적인 방법으로서 널리 알려져 있다. 학습을 위한 훈련데이터는 각 방전원별로 50개씩 선택하였으며, 신경회로망의 학습에 대한 검증데이터로서 마찬가지로 각 방전원별로 50개씩 선택하였다. 신경회로망의 구조는 입력층(312), 은닉층(10), 출력층(2)으로 구성하였으며, 학습률은 0.01, 모멘텀은 0.1을 할당하였다. 그리고 일괄학습(batch 학습)을 이용하였으며, 학습반복횟수(epoch)는 가능한 많이 반복하면 할수록 RMSE(Root Mean Square Error)은 작아지나 실험결과로서 1000번정도가 적당하다는 것을 확인하였고, 1000번의 학습후 RMSE의 값은 0.13이었다. 사용된 전달함수는 쌍곡선 탄젠트전달함수(tanh)를 사용하였다. 그림 4는 1000회 학습 동안 RMSE의 변화를 나타낸 것이다.

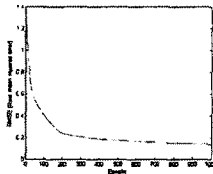
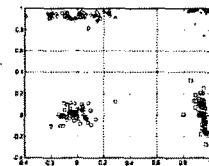
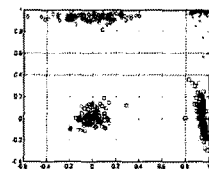


그림 4. 신경회로망의 RMSE결과

그림 5(a)와 (b)는 방전원분류결과를 보여주고 있다. 그림 (a)는 훈련데이터의 학습결과이며, 그림 (b)는 검증데이터에 대한 분류결과이다. 그림에서도 알 수 있듯이 방전원들의 분류는 약간의 흩어진 분포를 가지나 거의 완벽하게 4가지로 분류되었다는 것을 알 수 있다.



(a) 훈련데이터의 분류결과



(b) 검증데이터의 분류결과
그림 5. 신경회로망의 분류결과

4. 결론

방전원들의 분류에 적용이 가능하다는 것을 보여주고 있다. 노이즈환경하에서 부분방전신호는 노이즈에 의한 영향을 받아 본래 신호파형과는 다른 왜곡된 파형을 보여주며, 이때 영향을 주는 노이즈를 제거하는 것은 또한 방전신호파형에 다른 왜곡을 줄 수 있다. 본 논문에서는 노이즈환경에 노출된 침대평판, 침대침, 침대평판등의 기중방전에 의한, 그리고 표면방전에 의한 방전현상에 대해 광대역으로 측정된 방전신호를 1차원적인 시간에 따른 파형이 아닌 시간과 주파수를 동시에 보여주는 2차원

적인 시간-주파수분포를 STFT를 이용하여 구성하여 부분방전원 각각에 대한 서로 다른 모습을 보여준다는 것을 확인하였고, 33×77의 행렬데이터를 wavelet2D 압축 기술을 이용하여 13×24의 행렬데이터로 압축한후 이를 역전파학습에 의한 신경회로망의 입력으로서 부분방전원의 분류를 위해 사용하였다. 총 400개의 데이터를 이용한 신경회로망에 의한 부분방전원의 분류결과는 4개의 부분방전원을 거의 완전하게 분류할 수 있다는 것을 보여주었으며, 이러한 결과는 보다 많은 방전원들의 분류에 효과적이라는 것을 확인시켜주었다

(참고 문헌)

- [1] L. E. Lundgaard, et al "Acoustic Diagnosis of Gas Insulated Substation: A Theoretical and Experimental Basis" IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.5, No.4, November 1990.
- [2] Brian Hampton "UHF Diagnostics For Gas Insulated Substations"; High Voltage Engineering Symposium, IEE No.467, 22-27 August 1999
- [3] F. H. Kreuger, E. Gulski and A. Krivda, " Classification of Partial Discharge", IEEE Trans, Electrical Insulation , Vol. 28, No . 6, pp917-931, 1993.
- [4] M .Hoof, and R. Patsch, . Pulse-Sequence Analysis: A New Method for Investigating the Physics of PD Induced Ageing , IEE Proceedings on Science, Measurement and Technology, Vol. 142, No . 1, pp95-101, Jan. 1995
- [5] E. Gulski, and A. Krivda, "Neural Networks as a Tool for Recognition of Partial Discharges", IEEE Trans. On Electrical Insulation. Vol.28 No. 6, pp.984-1001 Dec. 1993