

A Nonlinear Analysis of The Partial Discharge Signal 부분방전 신호의 비 선형적 해석

Sung-Hong Kim^{*}, Yun-Seog Lim^{**}, Young-Sang Lee^{**}, Jae-Hwan Kim^{**}
김성홍^{*}, 임윤석^{**}, 장진강^{**}, 이영삼^{**}, 김재환^{**}

Dept. of Electrical Facilities ChungAm College., DuckWol-dong, SunChon, JeonNam, Korea
^{*}전라남도 순천시 덕월동 순천청암대학 전기설비과

^{**} Dept. of Electrical Engineering Kwangwoon Univ., 447-1, Wolgye-dong, Nowon-ku, Seoul, Korea
^{**}서울시 노원구 월계동 447-1번지 광운대학교 전기공학과

ABSTRACT

The chaotic characteristics of partial discharge(PD), may seems to be stochastic and merely random, were investigated using the method to discern between chaos and random signal, e.g. correlation integral, Lyapunov characteristic exponents and etc. For the purpose of obtaining experimental data, computer aided partial discharge detecting system was used. While this method is very different from typical statistical analysis from the point of view of a nonlinear analysis, it can provide better interpretable criterion according to the time evolution with a degradation process in the same type insulating system.

Key words(중요용어) : Partial Discharge(부분방전), Correlation Integral(상관적분), Lyapunov Exponents(리아프노프지수)

1. 서론

근래에 들어서면서부터 고전압 주변기기의 절연 성능을 시험하기 위한 다양한 기법들이 소개되고 있다[1-4]. 더욱이 부분방전 분야에 있어서는 ϕ - q - n 파라미터를 이용한 다양한 통계적인 기법들이 사용되어 왔다[1-3]. 그러나, 본 연구에서는 이러한 통계적인 기법과는 달리 시간의 흐름에 따른 절연 열화를 해석할 수 있는 비선형적 해석기법에 의해 부분방전을 일으키는 메카니즘에 관하여 검토하였다. 다시말해, 통계적인 부분방전 메카니즘 해석과는 달리 시간전개에 따른 부분방전 메카니즘을 비선형 역학계로 해석이 가능한 카오스 이론에 적용하여 연구하였다.

본 논문에서는 부분방전 전하량을 그에 상응하는 전기적 펄스신호로 바꾸어 출력하는 음향방출 시스템(Acoustic Emission, A.E. System)을 사용하여 부분방전 신호를 검출하였다. 음향방출 시스템으로부터 얻어지는 신호는 각 점들이 일정한 샘플링 시간을 갖게되는 시계열(Time series)데이터의 형태를 띠게된다. 만약, 이 신호가 카오스적 특성을 갖게 되면 이 신호를 발생시키는 역학계 또한 결정론적이며 비선형적인 카오스 역학계로 간주될 수 있다.[5] 다시말해, 시스템의 역학적 규칙은 얻어진 시계열 데이터로부터 얻어낼 수 있다고 여겨진다.

2. 실험장치 및 데이터 구성

2.1. 실험장치

그림 1.에는 음향방출 시스템을 이용한 부분방전

검출 시스템의 구성도를 나타내었다. 시료에 가해지는 전압은 110V 상용전압을 승압시켜 15KV로 유지하였고, 시료는 전력용 케이블 재료로 많이 쓰이고 있는 가교폴리에틸렌(XLPE)으로 제작하였으며 2mm의 간극을 갖는 침대 평판 전극 구조로 구성되었다.

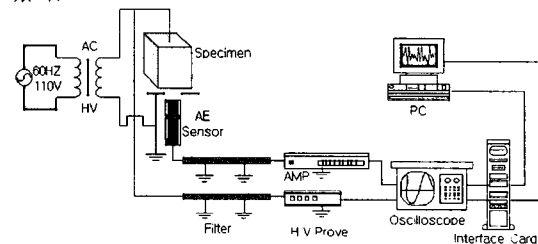


그림 1. 실험장치 구성도

Figure 1. Block diagram of the experimental devices

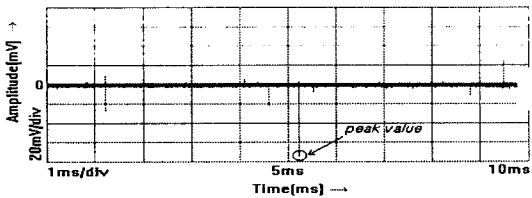
하부전극과 밀착되어 있는 센서는 400KHZ~1MHZ 대역의 출력을 갖는 음향센서로서 600KHZ 대역에서 공진 주파수를 갖는다. 센서에 연결된 증폭기는 센서의 공진 주파수에 맞춰 설계된 것으로서 동일한 600KHZ 대역에서 공진주파수를 갖는다.

센서로부터 출력된 신호는 디지털 오실로스코우프를 거치면서 일정한 시간간격으로 샘플링되어 인터페이스카드를 거쳐 컴퓨터에 저장된다.

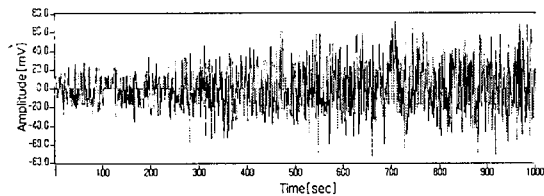
2.2. 데이터 구성

디지털 오실로스코프의 샘플링 주파수(f_s)는 20MHZ로 설정하였으며, 이는 음향센서의 최대 출

력 주파수의 20배에 달하는 샘플링 비율로서 나이퀴스트 이론에 위배되지 않도록 샘플링 할 수 있었다. 그러나, 오실로스코프를 한번 읽어들이 얻은 데이터는 너무 많은 0 값을 포함하고 있어 앞으로의 해석방법에 적합하지 않다. 따라서, 본 논문에서는 각각의 데이터에서 최대값을 검출하고 그 값으로써 시계열 데이터를 구성하였다. 결과적으로, 시계열 데이터의 각 점은 1초의 샘플링 시간을 갖게 되며, 오실로스코프를 한번 읽는 시간은 10[ms]로서 상대적으로 매우 작게 하여 적절한 데이터 구성을 하였다. 그림 2.에 오실로스코프를 한번 읽어들이 얻은 데이터(a)와 최대치로 구성된 시계열 데이터(b)의 한 예를 보였다.



(a) 오실로스코프를 한번 읽어들이 얻은 데이터
(a) Time series obtained from each reading



(b) 최대치로 구성된 시계열 데이터(1000개의 데이터만 표현하였음)
(b) A time series made by each peak value(1000 points out of 9800 are displayed)

그림 2. 시계열 데이터의 예
Figure 2. An example of the time series

3. 실험데이터 해석

3.1. 시계열데이터로부터의 위상공간 재구성

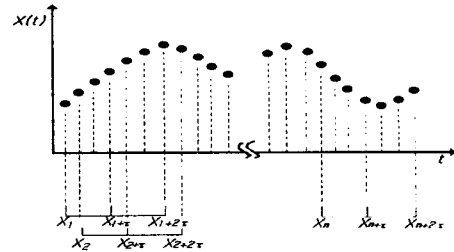
위상공간 재구성은 Packard[5]등이 처음으로 제안하였으며, Takens[6] 등에 의해서도 독립적으로 주장된바 있다. Takens[6] 등에 의해서 주장된 기법은 "지연 축 매립(delay coordinate embedding)"으로 알려져 있으며, 본 논문에서는 위상공간에서의 끌개(attractor)를 재구성하기 위하여 사용되었다.

실험결과로 얻어진 데이터(시계열 데이터)는 다음과 같은 스칼라 양을 취한다.

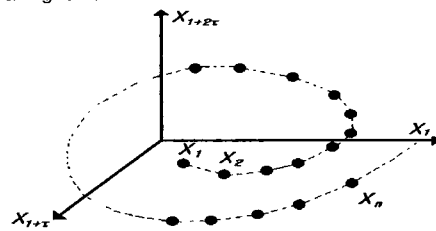
$$x(t+1) = x(t + \Delta t) \quad (1)$$

여기서, Δt 는 샘플링 시간이다. 이와 같이 표현된 시계열 데이터는 "지연 축 매립"을 통하여 d_E 차원 공간으로 재구성되며 시스템의 궤적을 추적하는 기초자료로 사용된다. 각 차원의 점은 식 (2)를 이용하여 시계열 데이터로부터 벡터로 재구성되며 그림 3.에 개략도를 보였다.

$$X_n = (x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(d_E-1)\tau)) \quad (2)$$



(a)시계열 데이터로부터 d_E 차원 벡터 구성
(a) Making of vectors from an observed time series



(b) d_E 차원 벡터로부터 재구성되는 궤적
(b) Reconstructed trajectory from d_E dimensional vectors

그림 3. 시계열데이터의 궤적 재구성 개략도
Figure 3. Schematic diagram of trajectory reconstruction from an observed time series

식 (2)에서, 시계열데이터로부터 벡터를 재구성하는데는 가장 중요한 2개의 요소 즉, 지연시간(delay time) τ 와 매립차원(embedding dimension) d_E 를 결정해야만 한다. 실제 매립에 있어서 τ 와 d_E 는 매우 중요한 요소이며 이를 결정하는 다양한 기법들 [7-10]이 소개되어 있지만, 본 논문에서는 τ 를 결정하기 위해 "상호정보량(Mutual Information)"기법[10]을 사용하였으며 d_E 를 결정하기 위해서는 "FN(False nearest neighbors)"기법[8]을 사용하였다. 특히, 본 논문의 결과와 서로 다른 환경에서의 결과를 비교하기 위해 시계열데이터를 식 $x^*(t) = \frac{(x(t) - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})}$ 를 이용하여 $0 < x^*(t) < 1$ 값을 취하도록 표준화 하였다.

3.1.1. 지연시간 결정 : 상호정보량

유한한 시계열 데이터에 있어서 재구성 과정의 서로 다른 지연시간에 따라 시스템은 서로 다른 역학적 정보를 갖게된다. 따라서 지연시간의 결정은 재구성에 있어서 가장 중요한 요인이라 할 수 있다. 지연시간 결정에 있어서, 지연시간이 너무 작으면 $x(t)$ 와 $x(t+\tau)$ 의 상관관계가 너무 커지게 되며 지연시간이 너무 크면 $x(t)$ 와 $x(t+\tau)$ 의 상관관계가 너무 작아지게 된다. 다시 말해, 적당한 지연시간을 결정함으로써 시간축 $x(t)$ 와 $x(t+\tau)$ 의 독립성이 보장되어야만 한다.

두 집합 $x(t)$ 와 $x(t+\tau)$ 를 $[s, q] = [x(t), x(t+\tau)]$ 로 놓으면 재구성된 두 집합간의 상호정보량은

$$I(S, Q) = \frac{1}{N_0} F(R_0(K_0)) - \log_2(N_0) \quad (3)$$

과 같이 정의된다[10]. 여기서, $I(S, Q)$ 는 공유확률 분포 $P_{s,q}$ 의 함수, N_0 는 위상공간에서 관찰되는 모든 점의 수 그리고 $F(R_0(K_0))$ 는 회귀함수이다. 그림 4는 그림 2에서 보인 시계열데이터로부터 계산된 상호정보량의 결과그래프이며 적절한 지연시간은 2[sec]로 결정하였다.

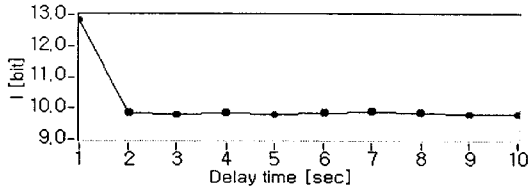


그림 4. 상호정보량 결과 그래프
Figure 4. Result graph of mutual information.

3.1.2. 매립차원 결정 : FNN

FNN(false nearest neighbor)이란 매립공간(차원)이 너무 작아서 근접하는 점으로 잘못 인식되는 점들을 말한다. 다시 말해, 작은 매립차원에서는 최근접 이웃점이지만 매립차원이 충분히 커지면 이웃하지 않는 점이 되어버리는 이웃하는 점을 FNN이라 한다. 따라서, FNN이 0 값을 갖게되면 시계열 데이터를 차원 R^{d_e} 상에 매립할 수 있다. 또, FNN은 백분율로서

$$PFNN = \frac{(FNN의 수)}{(위상공간의 모든 점의 수)} \times 100[\%] \quad (4)$$

과 같이 표현할 수 있으며, 그림 5의 결과 그래프로부터 적절한 매립차원을 6차원으로 결정할 수 있었다.

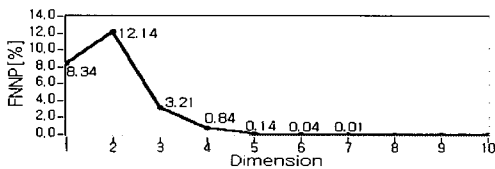


그림 5. FNN 결과 그래프
Figure 5. A result graph of FNN

3.2. 리아프노프 지수 및 차원

리아프노프(Lyapunov) 지수는 근접한 궤적으로부터의 지수적인 발산정도를 나타내는 척도로서 시스템이 카오스적 특징을 갖고 있는지에 대한 정량적인 기준을 제공하며 매립차원 수만큼의 지수 개수를 갖지만 가장 중요한 것은 최대 지수이다. 최대 지수가 양의 값을 갖게되면 이 시스템이 비선형이며 카오스적임을 의미하게 된다[11, 12].

이 지수는 식 (5)로부터 계산되고, 리아프노프 차원은 하나의 프랙탈 차원으로써 지수와 마찬가지로 하나의 정량적인 기준을 제공해주며, 식 (6)으로 계산된다.

$$\lambda_i = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \|A_j e^j\| \quad (5)$$

$$D_L = j + \frac{\sum_{i=1}^j \lambda_i}{|\lambda_j|} \quad (6)$$

그림 6에 식 (5)에 의한 리아프노프 지수의 결과 그래프를 나타내었다. 최대 리아프노프 지수는 1.08이었으며 리아프노프 차원은 6 차원이었다. 이로부터 부분방전 신호를 발생하는 시스템은 카오스적 시스템임을 정량적으로 규명할 수 있었다.

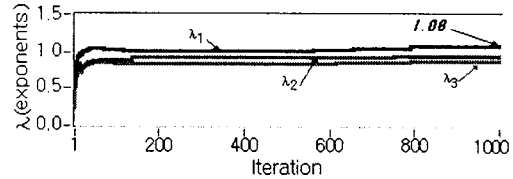


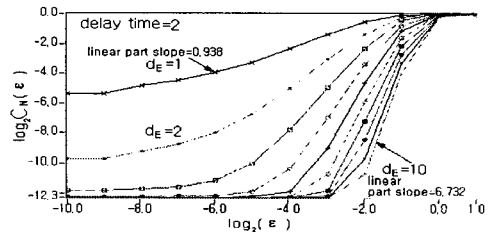
그림 6. 반복횟수에 따른 리아프노프 지수(6개의 지수 중 큰 순서대로 3개만 표시하였다.)

Figure 6. Lyapunov exponents according to iteration. (3 exponents, descending order, were plotted out of 6 exponents)

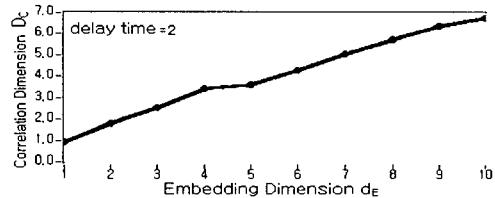
3.3. 상관차원

상관차원 D_C 는 카오스적 시스템의 다중 프랙탈 구조를 특성화하는 정수 차원으로써 상관적분 $C(\epsilon)$ 를 이용하여 식 (7)로 계산되며[13, 14], 그림 7에 지연시간은 2[sec]로 고정하고 매립차원을 1에서 10까지 변화시키며 계산한 상관적분의 결과 그래프를 나타내었다. 이 결과로 얻어진 상관차원은 7이었으며 각각의 실험결과를 결론부에 표로 정리하였다.

$$D_C = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\log C_N(\epsilon)}{\log(\epsilon)} \quad (7)$$



(a) 상관적분 $C(\epsilon)$ 의 결과 그래프
(a) Result graph of the correlation integral $C(\epsilon)$.



(b) d_ϵ 에 따른 D_C 그래프
(b) Graph of D_C with different d_ϵ .

그림 7. 상관적분의 결과 그래프(지연시간 2[sec])
Figure 7. Result graph of the correlation integral(τ is fixed at 2)

4. 결 론

본 논문에서는, 부분방전 신호를 단순한 잡음과 카오스적 신호를 분별할 수 있는 기법을 사용하여 카오스적 신호임을 밝혔다. 각각의 결과들을 표 1.에 요약하였으며, 이 결과들로부터 부분방전신호를 발생하는 시스템이 카오스적 시스템임을 밝혀 낼 수 있었다. 또한, 이러한 결과는 향후 진행되는 다른 모든 부분방전 신호의 비선형적 해석의 기초자료로 쓰일 수 있으며, 데이터 베이스를 구축하는데 효과적인 방법으로 사료된다. 이후, 저자들은 본 연구결과를 토대로 또 다른 결함을 갖는 절연재료의 수명평가 및 절연진단에도 응용가능성을 연구 및 검토할 것이다.

표 1. 결과 요약

Table 1. Summary of the results

Parameter	Values[unit]	Sub Parameters
Time series	-80 ~ 80[mV]	Sampling time step=1[s]
Dealy time(τ)	2[sec]	
Embedding dimension(d_E)	6	Delay time=2
The Largest λ_1	1.08 ± 0.0028	Delay time=2 Embedding dimension=6 Initial center point=100 Radius of a ball =0.01 Time step=10
Lyapunov dimension(D_L)	6	Delay time=2 Embedding dimension=6
Correlation dimension(D_c)	7	τ is fixed at 2
	d_E was changed from 1 to 10	

감사의 글

이 연구는 한국전력공사 지원에 의하여 기초전력 공동연구소 주관(관리번호 98-281)으로 수행되었으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

- [1]E. Gulski and F. H. Kreuger, "Computer aided recognition of discharge sources", IEEE Trans. Elect. Insul. vol. 27, 82-92, 1992.
- [2]R. E. James and B. T. Phung, "Development of computer-based measurements and their application to PD pattern analysis", IEEE Trans. Die. and Elect. Insul. vol. 2, 838-856, 1995.
- [3]A. Krivda, "Automated Recognition of Partial Discharges", IEEE Trans. Die. and Elect. Insul. vol. 2, 796-821, 1995.
- [4]Edward Gulski and Andrzej Krivda, "Influence of aging on classification of PD in HV components", Trans. Die. and Elect. Insul. vol. 2, 676-683, 1995.
- [5]N. H. Packard, J. D. Farmer and R. S. Shaw, "Geometry from a time series", Physical Review Letters, vol. 45, 712-715, 1980.
- [6]F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence", Lecture Notes in mathematics, Springer-Verlag New York Inc., 366-381. 1981.
- [7]D. S. Broomhead and Gregory P. King, "Extracting qualitative dynamics from experimental data", Physica D, vol. 20, 217-236, 1986.
- [8]Mathew B. Kennel, Reggie Brown and Herry D. I. Abarbanel, "Determining embedding dimension for phase space reconstruction using a geometrical construction", Physical Review A, vol. 45, 3403-3411, 1992.
- [9]James Theiler, "Statistical precision of dimension estimators", Physical Review A. vol. 41, 3038, 1990.
- [10]J. D. Fraser and H.L. Swinney, "Independent coordinates for strange attractors from mutual information", Physical Review A. vol. 33, 1134, 1986.
- [11]M. Sano and Y. Swada, "Measurement of the Lyapunov spectrum from a chaotic time series", Physical Review Letters, vol. 55, 10, 1082-1085, 1985.
- [12]J. P. Eckmann, S. O. Kamnphorst, D. Ruelle and S. Ciliberto, "Lyapunov exponents from time series", Physical Review A, vol. 34, 4971-4979, 1986.
- [13]Y. C. Lai and David Learner, "Effective scaling region for computing the correlation dimension from chaotic time series", Physica D, vol. 115, 1, 1998.
- [14]A. M. Albano, J. Muench, C. Schwartz, A. I. Mess and P. E. Rapp, "Singular-value decomposition and the Grassberger-Procaccia algorithm", Physical Review A. vol. 38, 3017, 1988.