2000년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 2000.7.17-20

웨이블렛 변환과 신경망을 이용한 음향방출신호의 자동분류에 관한연구

* 박 재 준*, * 김 면 수, * 오 승 헌, *강 태 린** 김 성 홍, *** 백 관 현,
**** 오 일 덕 ***** 송 영 철, ****** 권 동 진
*중부대학교 정보공학부
**순천청암대학 전기설비과
***두원공과대학 전기과
****대전산업대학교 전자공학과
*****광운대학교 전기공학과
******한전전력연구원

A Study on Auto-Classification of Acoustic Emission Signals Using Wavelet Transform and Neural Network

Jae-Jun Park, *Meyoun-Soo Kim, *Seung-Heon Oh , *TAE-Rin Kang , **Sung-Hong K
***Kwan-Hyun Beak, ***Il-Duck Oh, *****Young-chul Song, ******Dong-Jin Kw

The discrete wavelet transform is utilized as preprocessing of Neural Network(NN) to identify aging state of internal partial discharge in transformer. The discrete wavelet transform is used to produce wavelet coefficients which are used for Classification .

The statistical parameters (maximum of wavelet coefficients, average value, dispersion , skewness, kurtosis) using the wavelet coefficients are input into an back-propagation neural network. The neurons whose weights have obtained through Result of Cross-Validation.

The Neural Network learning stops either when the error rate achieves an appropriate minimum or when the learning time overcomes a constant value. The networks, after training, can decide if the test signal is Early Aging State or Last Aging State or normal state

Key Wards(중요용어) : Acoustic Emission Signals, Discrete Wavelet Transform, Wavelet coefficient , Feature Extraction, Multi-Decomposition, Neural-Network

Ⅰ. 서론

최근 전기 기기의 고전압, 대용량화 됨으로 하여 안정적이고 효율이 좋은 전력의 공급이 절실히 요구되고 있다. 이에 따라 전력 기기인 변압기나 전력 케이블을 비롯한 전력 계통과 절연 시스템에 있어서 절연 성능의 향상을 위한 중요성이 어느 때 보다 높다 하겠다.

전력의 대용량화는 절연시스템의 열화와 결함을 가져오게 되는 주요한 원인이 된다.

절연 시스템의 약화를 가져오게 되면 곧바로 부분 방전이 발생되어 곧 전로 파괴에 이르게 된다.

이런 변압기와 같은 전력기기가 절연 파괴에 이른다면 상상을 초월한 대 혼란과 손실이 막대하리라고 생각한다. 한 예로서 금년 여의도 지하 전력 구에서 전력 사고는 국가의 정보망 및 재산상의 피해를 보여주는 좋은 예가 될 수 있다고 할 것이다.

본 연구에서는, 변압기의 현재 열화상태를 진단하기 위해서 고전적인 역전파의 알고리즘을 이용하여 신경망(Neural Network)입력을 위한 전처리(Preprocessing)과정으로서 이산 웨이블렛 변환기법을 이용하게 되었다.

변압기의 열화상태를 진단하기위해서 정상상태,열화초기, 열화말기 들의 신호를 이산 웨이블렛 과정을 통하여 발생된 웨이블렛 계수를 이용하여 특징추출한 결과 5가지 통계적 파라메터인 웨이블렛 계수의 최대값, 평균값, 분산, 왜도(Skewness), 첨쇄도(Kurtosis)의 정보를 얻을 수가 있다. 전처리로서 5개의 특징 추출한 결과를 신경망에 입력하게 된다.

출력의결과는 열화상태의 판정의 결과로서 정상신호 0 , 열화초기일 때 0.5 , 열화말기 일 때 1 을 얻게 된다.

Ⅱ. 실험방법 및 디지털 신호처리 과정

1.Data acquisition System

Data Acquisition System은 Digital Oscilloscope을 이용하게 되면 real time으로 data를 pc로 전송 받기 어려운 점이 많기 때문에 본 연구에 적합한 A/D Converter를 설정 하였습니다.

ULTRAVIEW에서 생산된 12bit A/D board로서 80MHZ/Dual 40MHZ를 처리할 수 있으며, 최대 80MS/S 샘플링을 가지고 있으며 2Charnel로구성되었으며, 차폐된 동축 케이블 (Shield coaxial cable)을 통하여 음향센서로부

터 신호가 A/D보드로 입력되도록 구성하였습니다.

본 연구에서는 위상각을 고려하지 않은 단일AE 채널만을 이용하여 4Mbyte A/D보드의 버퍼메모리를 갖는 PCI버스방식을 가지고 있다.

Sampling Rate는 체적의 상태라고 생각되는 8MS/S을 유지하였으며, 4M byte를 실시간 data를 획득하는데 걸리는 시간은 125[ms]= 0.125[s]이었다. 9분 동안 데이터를 획득하고 1분 동안의 휴지시간을 두고 절연파괴 시까지 연속적으로 계측을 실시하였다. 4M byte의 정보는 2진 정보로 되어 있으므로 Visual C++ 6.0으로 Interface 프로그램을 작성하여 10진 형식으로 코드 변환을 실시하였다. 동시에 4 M byte의 데이터를 나타낼 수 없으므로 EXCEL창에서 쉽게 나타낼 수 있도록 하기위해서 64등분하는 프로그램을 작성하여 파일로 분류 선별하였다.

한 file내의 신호 point수는 16384개의 Point를 가지게 되므로 한 파일동안 데이터를 획득하는데 소용되는 시간은 1.95[ms]이었다.

음향방출신호의 한 point동안의 시간은 0.12[s]가 된다.

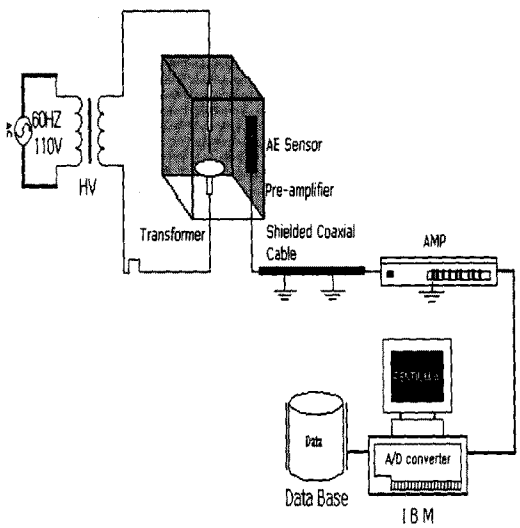

그림1.Data acquisition system set up

2. pre-Processing procedure

(1)필터계수

이산웨이블렛 변환에 이용된 저주파,고주파의 필터계수를 나타내고있다.

DaubechiesMother Filter Coefficents	
저주파	026749f,-.016864f,-078233f, .266864f, .602949f, .266864f,-.078233f, .016864f ,.026749f
고주파	0.000f,-.045636f, .028772f, .295636f, -.557543f, .295636f, .028772f, -.045636f, 0.00f

표1. Daubechies마더 웨이블렛의 필터계수

(2) 다중해상도 웨이블렛 변환 (multi-resolution Wavelet Transform)

이산 웨이블렛의 확장으로 직교벡터공간에서 웨이블렛 함수를 변화 시킴에 따라서 다양한 크기의 해상도로 신호 x(t)에 포함되어 있는 성분들을 분석할 수 있게 된다. 이를 위해 다중 해상도 신호 분할 알고리즘이 소개되었으며, 이는 신호성분을 단계별로 더욱 세밀하게 표현하는 웨이블렛을 만들어서 적용하는 과정을 거치게 된다. 다시말해 2j만큼 확장된 식 (1)

$$W_\psi f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int f(t)\Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \quad (1)$$

에 있는 이산 웨이블렛 $\sqrt{2^{-j}}$로$\sqrt{2^{-j}}$로 정규화 함으로써, 정규화 함으로써, 함수를 $\Psi 2j(t)$를 시간 축에 대해 2-jn 천이시키고, 함수 $\Psi 2j(t)$를 시간 축에 대해 2-jn 천이시키고,

$$\sqrt{2^{-j}}\Psi_{2^j}(t-2^{-j}n) \cdot (2)$$

웨이블렛이 구성된다. 다중 해상도 웨이블렛 변환(multiresolution Wavelet Transform)은 웨이블렛 함수를 정규 직교기저에 적용함으로써 주어진 함수 특성을 분해하여 나타내는 알고리즘이라 할 수 있다. 웨이블렛은 고주파와 저주파를 단계별로 분리 적용하여 level-1, level-2렛.로 분해하여간다. 그 역의 과정을 합성 즉, 역웨이블렛(IDWT)이라고 한다.

이산웨이블렛의 과정 및 그 역의 과정을 그림2에서 나타내고있다.

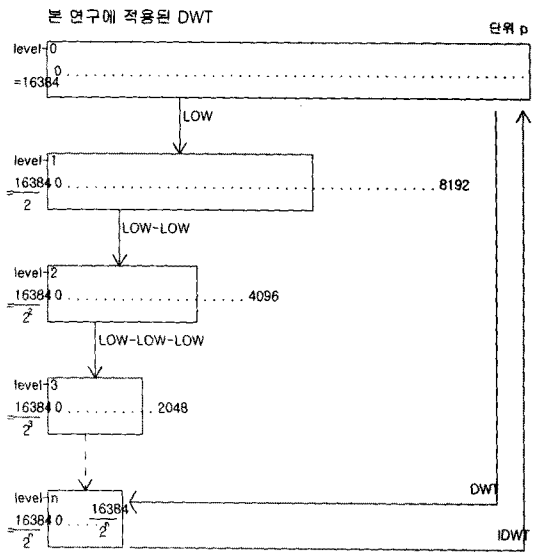

그림2. 본 연구에 적용된 신호의 이산웨이블렛의 분해 및

합성과정

그림2에서 볼 수 있듯이 고주파성분과 저주파성분이 적절히 분해되고 있음을 볼 수 있으며, 분리된 에너지는 웨이블렛 변환레벨을 증가시킴에따라 저주파쪽으로 에너지가 집중되어가는 과정을 볼 수 가있다.

일반적으로 웨이블렛 변환을 적용했을 때 90[%]이상의 에너지성분이 저주파쪽으로 집중된다.

(3)자료처리의 흐름도

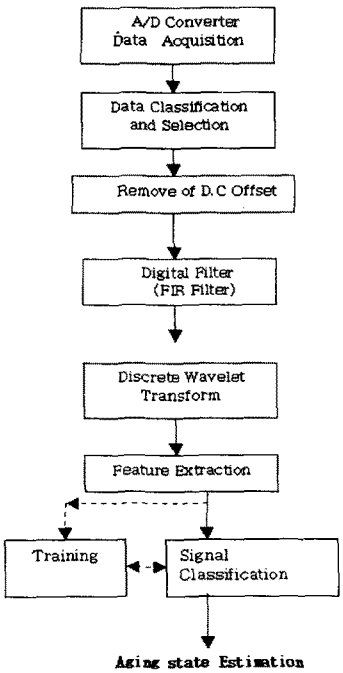

그림3.자료처리의 흐름도

Ⅲ.결과 및 검토

1.디지털 필터

디지털 신호처리기법으로 연속적인 노이즈는 입력 신호로부터 예보자 연속 신호를 마이너스 한만큼 노이즈를 줄일 수 있다.

시간 영역에서 작용한 이런 예보 알고리즘이 노이즈의 통계적 특성으로 이용하고 있다.

이 음향방출신호에 자체 알고리즘하여 FIR디지털필터를 이용한 결과를 나타내고있다. 그림5의 경우는 부분방전장치에 전압을 인가하지 않은 상태 에 시스템에서 발생된 노이즈로서, 이런 노이즈를 렌덤노이즈로 가정하고 알고리즘을 적용한 결과 그림6과 처럼 상당한 정도의 노이즈가 제거된 상태를 볼 수가 있다.

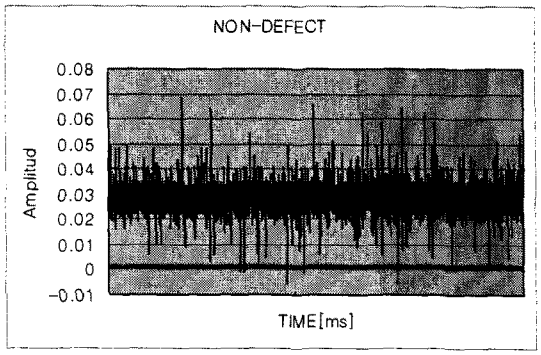

그림4. 전압을 인가하지 않은 경우 시스템내의 렌덤노이즈 신호

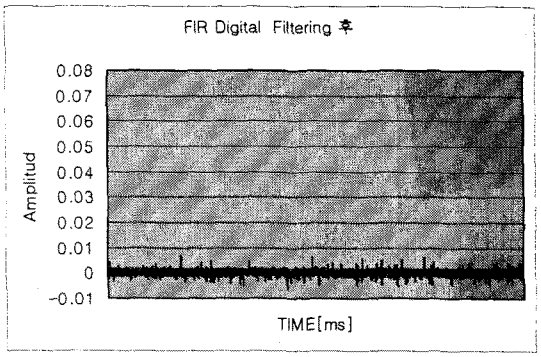

그림 5. FIR 디지털 필터링 후의 노이즈가 제거된 상태신호

2. 음향방출신호

부분방전시 발생된 음향방출신호의 전형적인 신호파형을 그림 6에서 나타내었다.

신호의 포인터 수는 24576포인트로서 2.825[ms]의 시간동안 측정한 신호이다.

계측된 모든 음향방출신호의 전반적인 특징은 신호 전반부에서는 급상승하여 급강하되는 형태를 나타내고 있으며,부분방전신호 원이 모의 변압기의 중앙에 위치하여 부분방전이 일어나면 음향의 전파에 의하여 다른 벽면에 부딪쳐 다시 반사되어오게 되므로 이는 echo에 의하여 음향펄스의 파가 길어지고 있다고 사료된다.

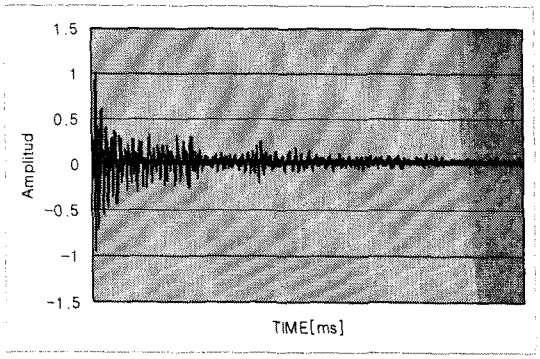

그림 6. 실측된 전형적인 음향방출신호

3. 변압기 부분방전시 열화정도에 따른 음향방출신호의 패턴

(1) 변압기 부분방전시 발생된 음향방출신호

① 열화 초기신호

열화초기 음향방출신호의 패턴으로서 그림 7에서 나타내고 있다.

음향방출 열화 초기신호는 중기 및 말기신호에 비하여 발생 펄스잔폭이 크고, 발생신호의 duration time이 상대적으로 길기 때문에 excel상에서 나타내기 쉬운 정도인 16384포인터 만으로 나타내고 있다. 음향방출 파형은 지수함수적인 형태이지만, 말기의 음향방출신호보다 좀더 완만한 지수함수 형태의 신호가 다수의 신호형태로 표현되고 있다.

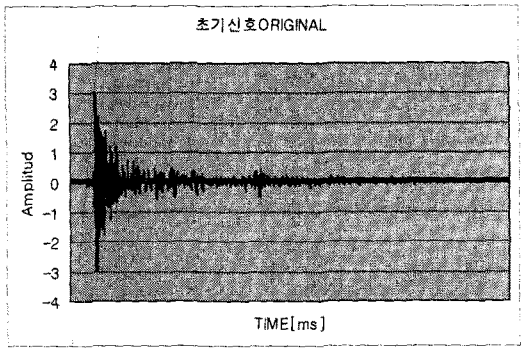

그림 7. 변압기 부분방전시 열화초기의 음향방출신호

② 열화말기신호

열화말기 음향방출신호패턴으로서 그림 8에서 나타내고 있다. 열화의 말기신호는 초기에 비하여 진폭이 낮고, 펄스의 duration time도 극히 짧은 시간동안의 신호로서 단발성의 펄스가 다수의 신호의 특징으로 나타나고 있다. 역시 지수함수적인 펄스의 형태를 이루고있지만 초기에 비하여 기울기가 더욱 큰 지수함수의 형태를 가진 신호로서 나타내고 있다.

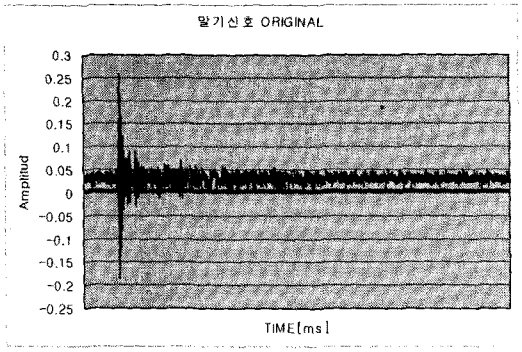

그림 8. 변압기 부분방전시 열화말기의 음향방출신호

③ 정상신호

전압을 인가하지않은 상태에서의 신호로서 펄스와 펄스발생 시간동안의 신호로서 정상신호라고 부른다.

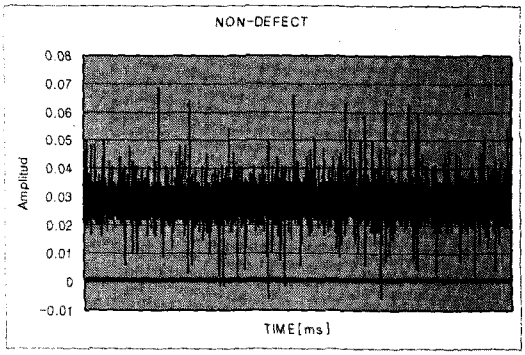

그림 9. 전압을 인가하지 않은 상태의 신호(정상신호)

(2) Daubechies' Wavelet Transform의 음향방출신호의 적용

이산웨이블렛 변환 레벨-3으로서 그림 10에서 나타내었다. 레벨-3은 스케일4에 속한다. 특징추출시 하나의 파일에서 나타낸 신호는 16384포인트인데 DWT의 Level-3으로 하면 $\frac{16384}{2^3}$ 개의 2048포인트의 Zero Cross의 Positive값을 재배열하여 각 통계파라메터에 적용하였다.

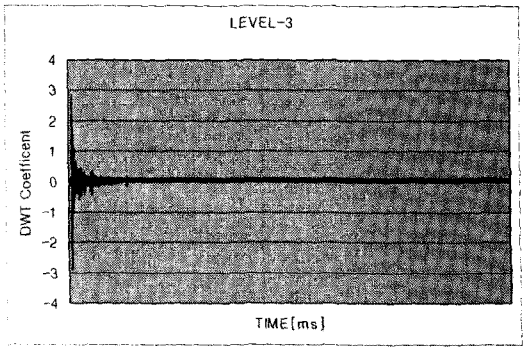

그림 10. Doubechies 이산 웨이블렛 레벨-3

4. 신경 회로망의 성능 평가

(1)Architecture

웨이블렛 레벨-3으로 특징추출을 통한 통계적 파라미터로서 웨이블렛 최대값,평균,분산,왜도,첨쇄도 5개의 특징추출을 행하였다. 추출된 5개의 특징을 신경망의 입력으로 이용되어졌다. 사용된 신경망은 Three-Layer 역전파 신경망 이다.모든 뉴런의 활성화 함수가 Sigmoid함수이다. 각 신경망에 대한 좋은 구조를 얻기 위해서 교차확인을 각 신경망 중간층 뉴런인 Hidden Layer의 수를 선택하기위해서 적용되어졌다.

교차확인의 결과를 표2 에서 나타내었다.

표2에서 Number은 중간층에서 뉴런의 개수를 의미한다.

표2. 교차확인의 결과(The Result of Cross-Validation)

Number	Neural Network
5	0.051822
7	0.100943
9	0.095288
18	0.057987
19	0.099118
22	0.101507

중간층뉴런의 개수를 5,7,9,18,19,22등 변화한 결과, 우리는 평균에러 값이 5일 때 최소라는 사실을 확인할 수가 있었다.

각각의 경우에서 마지막 층에서 단지 하나의 출력 뉴런만이 존재한다.

(2). Training

역전파 신경망의 훈련(학습)에서 300개의 Training Vector가 이용되어졌다.

원하는 출력은 정상상태의 신호인 경우 출력은 0 이다. 그리고 결함 신호인 경우 초기상태인 경우 0.5 이고 그리고 말기상태인 경우 1 이다.

오차허용 범위는 0.0482이고, 모우먼텀 상수는 0.28로 하였다.

(3).Generalization

테스트 자료집합은 훈련에 포함되지 않는 신호들로서 각각의 상태에 따라 20개씩 테스트하였으며, 테스트된 자료는 표3에서 나타내었다.

그 결과에 대해서 역전파의 신경망이 매우 유용하게 변압기 열화상태를 탐지 하고있음을 보여주고 있다.

표3.테스트 결과

열화상태 / 테스트수	정상상태	열화 초기 상태	열화 말기 상태
1	0.00234	0.50020	1.00000
2	0.00000	0.50020	1.00000
3	0.00000	0.50020	1.00000
4	0.00000	0.50020	1.00000
5	0.00000	0.50020	1.00000
6	0.00000	0.50020	1.00000
7	0.00000	0.50020	1.00000
8	0.00000	0.50020	1.00000
9	0.00000	0.50020	1.00000
10	0.00000	0.50020	1.00000
11	0.00000	0.50020	1.00000
12	0.00000	0.50020	1.00000
13	0.00000	0.50120	1.00000
14	0.00000	0.50020	0.99989
15	0.00000	0.50042	1.00000
16	0.00000	0.50020	1.00000
17	0.00000	0.50020	1.00000
18	0.00000	0.50020	1.00000
19	0.00000	0.50020	1.00000
20	0.00000	0.50020	1.00000

Ⅳ.결 론

본 연구에서 다음 같은 결론을 얻을 수가 있었다.

1. 렌덤노이즈의 제거기법으로서 FIR Digital Filter의 알고리즘이 상당한 노이즈를 제거할 수가 있었다.

2. DWT의 Multi-Decomposition시 Level-3가 특징추출 위해서 사용되었다.

3. 열화초기-말기 신호패턴의 특징을 추출한 결과에 대해서

(1) 초기에서는 펄스의 진폭이 말기에 비하여 상대적으로 크지만 ,말기에서는 작았다.

(2) 초기상태에서는 펄스발생 duration time이 길고 말기에서는 단발성펄스로서 극히 짧았다.

(3) 왜도 및 첨쇄도의 경우도 초기와 말기에서 공통적으로 지수함수적인 펄스 즉, 신호전반부에서 높다가 급강하하는 형태를 이루고있었다.

그러나 말기에서는 급강하하는 정도가 더욱 커서 왜도 및 첨쇄도가 초기에 비하여 상대적으로 컸다.

4. 신경망을 이용한 변압기 열화상태의 진단에서 웨이블렛 변형이 신경망 전처리 과정으로 이용되었고, 입력된 자료는 웨이블렛 계수를 통한 통계적인 파라메터를 이용하였다. 교차확인은 신경망의 적절한 구조를 선택하기위해서 사용하였으며,신경망의 전처리로서 웨이블렛을 사용하게되면 신경망의 구조를 단순화 할 수가 있으며, 훈련속도도 가속할 수가 있다.

인식 후 테스트결과 인식율이 대단히 높게 나타난 결과를 볼 수가 있었다.

이로서 변압기의 열화상태를 알아내는데 유익한 정보를 제공할 수가 있다고 사료됩니다.

감사의 글

이 연구는 한국전력공사 지원에 의하여 기초전력 공동연구소 주관(관리번호 99-지-02호)으로 수행되었으며 이에 감사 드립니다.

참고 문헌

[1] Santosh Kumar Pandey and L. Satish, Multiresolution Signal Decomposition:A New Tool For Fault Dection in Power Transformers During Impulse Tests , IEEE Transaction on Power Delivery ,Vol.13, No.4,pp1194-1200, 1998

[2] Stefan Pittner and Sagar V.Kamarthi , Feature Extraction From Wavelet Coefficients for Pattern Recognition Tasks ,IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence,Vol.21, NO.1,pp 83-88,1999

[3] Xiaoli Li , Shen Dong, Zhejun Yuan, Discrete Wavelet Transform for Tool Breakage Monitoring , International Journal of Machine Tools & Manufacture 39(1999) 1935-1944

[4] E. Gulski and F. H. Kreuger, "Computer aided recognition of discharge sources", IEEE Trans. Elect. Insul. Vol. 27, 82-92, 1992.

[5]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.

[6] C. Sidney Burrus and Ramesh A. Gopinath and Haitao Guo, "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms : A Primer", Prentice-Hall, 1997.

[7]Gerald Kaiser, "A Friendly Guide to Wavelets", Springer-Verlag, 1994.

[9]Stephane G. Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing", Academic Pr., 1998.