

웨이블렛-신경망을 이용한 부분방전 종류의 진단에 관한연구

(A Study on Diagnosis of Partial Discharge Type Using Wavelet Transform–Neural Network)

박재준*, 전현구, 전병훈, 김성홍, 권동진

(Jae-Jun Park, , Hyun-Gu Jeon, Byung-Hoon Jeon, Sung-Hong Kim, Dong-Jin Kwon)

Abstract

In this papers, we proposed the new method in order to diagnosis partial discharge type of transformers. For wavelet transform, Daubechies filter is used, we can obtain wavelet coefficients which is used to extract feature of statistical parameters (maximum value, average value, dispersion, skewness, kurtosis) about high frequency current signal per 3-electrode type (needle-plane electrode, IEC electrode and Void electrode). Also, these coefficients are used to identify signal of internal partial discharge in transformer. As a result, from compare of high frequency current signal amplitude and average value, we are obtained results of IEC electrode > Void electrode > Needle-Plane electrode. otherwise, In case of skewness and kurtosis, we are obtained results of Void electrode > IEC electrode > Needle-Plane electrode . As Improved method in order to diagnosis partial discharge type of transformers, we use neural network .

Key Words : Acoustic Emission Signals, Discrete Wavelet Transform, Wavelet coefficient, Feature Extraction, Multi-Decomposition, Neural-Network

1. 서론¹⁾

전력설비에 대한 열화상태의 계측과 진단은 전체 시스템의 신뢰성을 높일 수 있는 하나의 방법이 될 것이다. 전력분배 시스템에서 가장 중요한 전력기기 중 하나로서 변압기가 치명적인 고장, 사고를 초래하면 그에 대한 엄청난 피해와 보상이 뒷 따르게 될 것이다.

이런 사고를 미연에 방지하여 엄청난 정전사고를 예방하기 위해서는 변압기의 결합부위 및 변압기 열화의 원인이 될 수 있는 부분에서 발생된 신호를

계측하여 중요한 특징을 추출함으로서 변압기 열화 상태를 진단할 수 있는⁽¹⁰⁻¹⁵⁾ 많은 연구가 절실히 필요한 것이다. 이런 사고를 미연에 방지하여 엄청난 정전사고를 예방하기 위해서는 변압기의 결합부위 및 변압기 열화의 원인이 될 수 있는 부분에서 발생된 신호를 계측하여 특징추출을 통한 변압기 결합부위를 진단할 수 있는 많은 연구가 절실히 필요한 것이다.

이런 변압기의 결합부위를 진단하기 위해서 부분방전의 종류에 따른 초음파신호의 주파수 특성 등을 검토하여 왔었다.⁽⁹⁾ 이런 문제점을 검토하기 위해서 일반적으로 부분방전에 의한 초음파신호의 측정은 변압기내에서 가장 발생빈도가 높고 위험한 결합인 돌출부를 침-평판 전극으로만 모의하여 실험하여 왔었다.

종래에는 변압기 열화상태를 진단하기 위해서 신호 해석 및 분석을 통한 진단 방법으로서 부분방전 시

* 중부대학교 정보공학부 전기·전자공학 전공
(충남 금산군 추부면 마전리 산 2-25)
Phone:041-750-6751
H.P:011-207-2381
E-mail:jjpark@joongbu.ac.kr

발생된 방전 전하량과 음향방출 펄스에 대한 새로운 정보로서 인가전압 위상 각의 정보를 도입하였다 (. 절연열화과정 및 절연파괴와의 관계, 즉 전극형상에 의한 사이클 평균 Φ -q분포를 도입하여 보이드 결합 추정 및 위상각 특성을 고려한 절연재료의 수명 예측 등 인가전압 위상각에 따른 Φ -q-n 분포 패턴을 이용하여 수 많은 연구가 진행되었고 현재 실용화를 하고 있는 실정이다.⁽¹²⁻¹⁵⁾

최근에서는 음향방출신호(Acoustic Emission Signals) 가지고 시간의 흐름에 따른 주파수 분석기법으로 탁월한 성능을 가진 웨이블렛 변환기법(wavelet Transform)을 적용하여 연구되어지고 있다.^(1,2,3,6,7,9,10) 결합신호를 통한 진단분석기법으로서는 웨이블렛-신경망^(7,10,16,17) 그리고 웨이블렛-퍼지뉴로, 웨이블렛-뉴로퍼지^(18,19) 등과 같은 기법을 이용한 연구가 진행 중에 있다.

본 연구에서는 크게 3가지 부분방전결합을 모의한 전극인 침-평판전극, 유증연면 방전(IEC전극), 보이드 방전을 모의하여 각각에 대한 고주파 전류센서를 이용하여 계측하였다. 이산웨이블렛 변환기법을 적용하여 레벨-3으로 계수를 구한 후 5가지 통계적인 파라미터(최대값, 평균값, 분산, 왜도 첨쇄도)를 이용하여 특징을 추출하였다.

특징 추출된 자료가 신경 회로망을 이용하여 전력변압기의 결합의 종류를 진단하기 위해서 신경망(Neural Network) 입력의 전처리(Preprocessing)과정으로 이용하게 된다. 특징추출을 위해 3-레벨으로 웨이블렛 변환을 결과를 이용하여 특징을 추출하기 위한 통계적 파라메터인 웨이블렛 계수의 최대값(WCM), 평균값(AVR), 분산(DIS), 왜도(Skewness=SKE), 첨쇄도(Kurtosis=KUR)의 정보를 얻을 수가 있다. 교차확인은 신경망의 적절한 구조를 선택하기위해서 사용하였으며 즉, 히든 층의 최적개수를 얻을 수가 있었고 그리고 출력결과는 열화상태의 판정결과로서 침대평판전극: 0, IEC전극: 0.5, 보이드전극: 1을 얻게 된다.

2. 실험장치 및 디지털 신호처리 과정

2.1 실험장치

2.1.1 전극구성 및 실험방법⁽⁹⁾

전극의 구성은 그림 1에서 보여준 바대로 3가지 종류의 전극으로 구성하였다. 1-(a) 침대평판 전극, 1-(b) 유증 연면방전을 일으키기 위한 IEC전극, 1-(c) 보이드방전을 위한 전극으로 구성하였다.

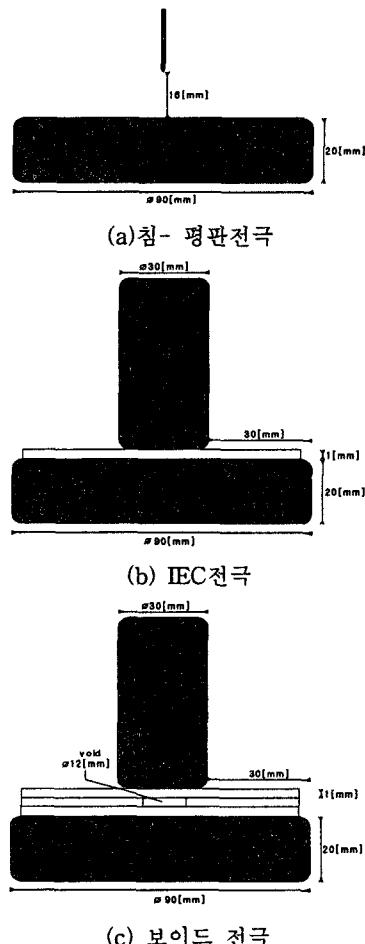


그림 1. 부분방전 결합부위를 모의하기 위한 전극

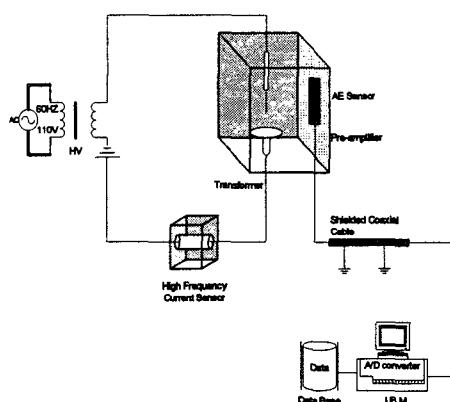


그림 2. 실험장치 구성

Fig. 2. Data Acquisition system set up

2.2 신경망 입력을 위한 전처리 과정

(Pre-Processing procedure)

2.2.1 다중해상도 웨이블렛 변환

(multi-resolution Wavelet Transform)

(1,2,3,7,10,16,17)

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 이산웨이블렛을 만들어서 적용하는 과정을 거치게 된다. 다시 말해 2^j 만큼 확장된 식 (1)에서

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

이산 웨이블렛 함수 $\Psi_2^j(t)$ 를 시간 축에 대해 $2^{-j}n$ 천이시키고, 로 정규화 함으로써, 함수를 $\Psi_2^j(t)$ 를 시간 축에 대해 $2^{-j}n$ 천이시키고, $\sqrt{2^{-j}}$ 로 정규화 함으로써,

$$\sqrt{2^{-j}} \Psi_2^j(t - 2^{-j}n) \dots\dots\dots(2)$$

이산웨이블렛이 구성된다. 다중 해상도 웨이블렛 변환(Multi Resolution 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-2……level-n로 분해하여간다. 그 역의 과정을 합성 즉, 역 이산웨이블렛(IDWT)이라고 한다. 이산웨이블렛의 과정 및 그 역의 과정을 그림 2에서 나타내고 있다.

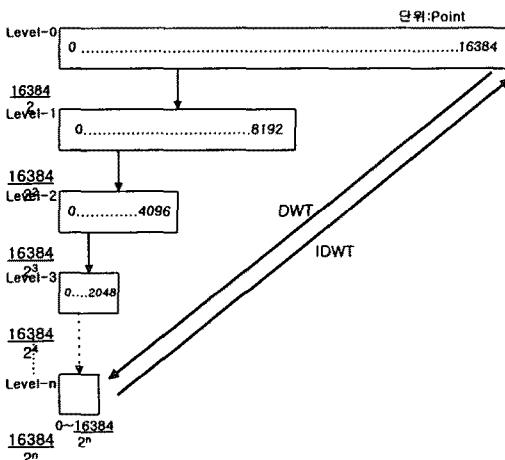


그림 3. 본 연구에 적용된 신호의 이산웨이블렛의 분해 및 합성과정

Fig. 3. Discrete Wavelet Decomposition and Composition Procedure

그림3에서 볼 수 있듯이 고주파성분과 저주파성분이 적절히 분해되고 있음을 볼 수 있으며, 분리된 에너지는 웨이블렛 변환레벨을 증가시킴에 따라 저주파 쪽으로 에너지가 집중 되어가는 과정을 볼 수가 있다. 일반적으로 웨이블렛 변환을 적용했을 때 90[%]이상의 에너지성분이 저주파 쪽으로 집중된다.

2.2.2 변압기 결합부위를 모의한 3종류 전극의 열화상태 분류를 위한 신경 회로망 학습 과정^(7,10,16,17)

본 논문에서 사용한 신경 회로망은 다층구조로서 하나의 입력층과 하나의 히든층 그리고 또 하나의 출력층으로 구성하였다.

입력층은 5개의 뉴런으로 구성하였고, 히든층과 출력층은 각각 5개와 1개로 구성하였다. 제안된 시스템의 학습방법은 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)을 이용한 교사 학습법(supervised learning)을 사용하였으며, 초기 연결강도는 0과 1사이의 난수를 발생시키는 난수 발생기를 사용하여 지정하였다. 그림4에 3층 역전파 신경망 구조를 나타내었고,

본 논문에서는 변압기내 결합부위를 모의한 부분 방전 시 발생된 고주파전류 신호를 제측하여 침대평판전극, IEC전극, 보이드전극에서 발생된 신호를 이산웨이블렛 변환을 이용한 전처리 과정에서 특징을 추출한 5가지 통계적 파라메터를 입력폐면으로 하여 학습시켰다. 교사 학습을 위한 출력 값은 침대평판전극인 경우 "0", IEC전극인 경우 "0.5", 그리고 보이드전극인 경우 "1"로 설정하였다.. 최소 오차를 허용함으로써 특이한 패턴에 의하여 연결강도가 크게 영향을 받지 않도록 하였으며 오차에 대한 의존성을 줄이면서 전체적인 성능 향상을 모색하였다.

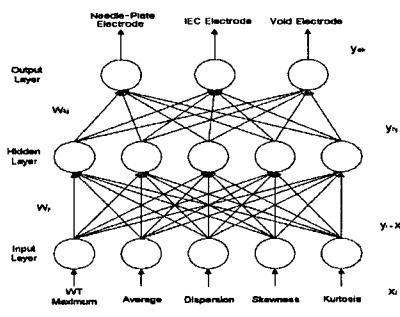


그림 4. 3층 역전파 신경망의 구조

Fig. 4. Structure of a three-layer back propagation neural network

3.1.2 IEC전극

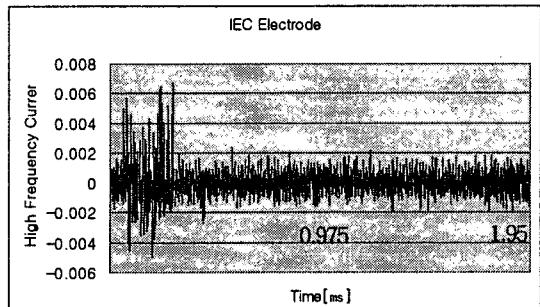


그림 7. IEC전극의 고주파전류신호의 대표적인 신호 패턴

3. 결과 및 검토 고찰

3.1 각 전극의 고주파전류 신호의 패턴

3.1.1 침대평판전극

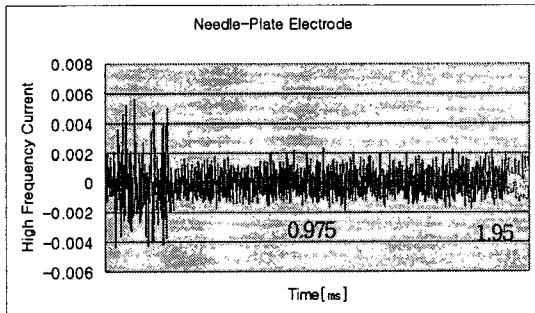


그림 5. 침대평판전극의 고주파전류신호의 대표적인 신호 패턴

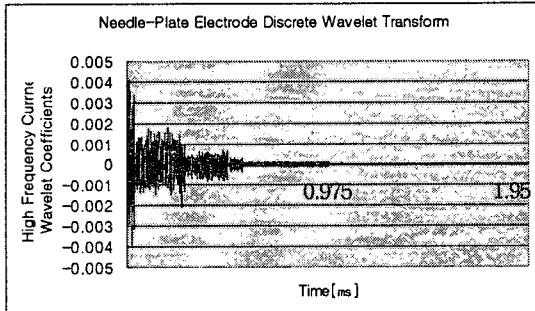


그림 6. 이산웨이블렛 변환의 Level-3

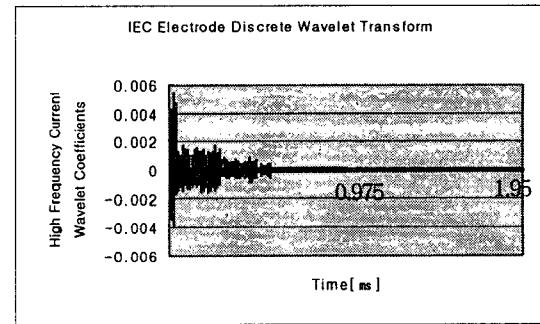


그림 8. 이산웨이블렛 변환의 Level-3

3.1.3 보이드 전극

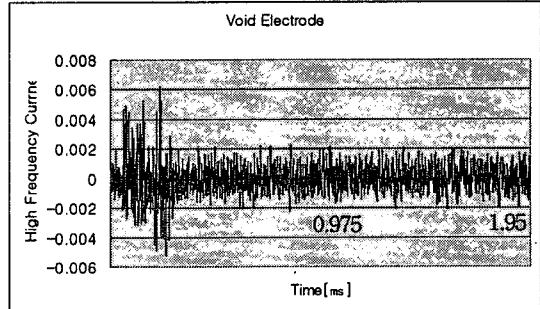


그림 9. 보이드전극의 고주파전류신호의 대표적인 신호 패턴

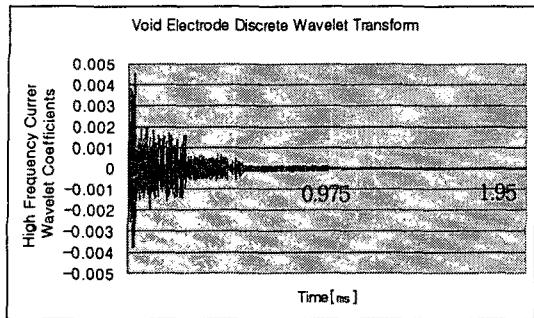


그림 10. 이산웨이블렛 변환의 Level-3

그림5~6는 유중상태에서 침대평판전극으로 구성하여 교류 15[Kv]을 인가하였다. 그림7~8는 연면방전의 전극을 모의하여 교류 30[Kv]을 인가하였다. 그리고 그림9~10는 보이드 전극을 구성하여 교류 30[Kv]을 인가하였다. 모두가 절연지 보드판이 관통시까지 계속하여 인가 후 고주파 전류센서로부터 고주파 전류를 계측하였다. 그 결과 대표적인 신호의 경우는 수천에서 수만의 자료를 전체 산술 평균한 값이 5가지 통계적인 파라메터(이산웨이블렛 계수의 최대값, 평균값, 분산값, 왜도값, 첨쇄도값)를 가지게 되므로 그 신호에 가장 근사한 신호를 선택하여 침대평판전극의 대표신호 및 IEC전극의 대표신호, 그리고 보이드 전극의 대표신호로 나타내었다. 그림6, 그림8 그리고 그림10에서는 이산웨이블렛의 레벨을 Level-3 이상 높이게 되면 원형신호의 패턴을 잃게 되므로, 즉 에너지가 새어버리게 되므로써 최적의 이산 웨이블렛 레벨-3으로 하는 것이 바람직하였다. 특징추출 시 하나의 파일에서 나타낸 신호 패턴이 16384포인트로 구성되어 있지만, 이산웨이블렛 변환의 Level-3을 취하게 되면 2048 포인트의 웨이블렛 계수로서 16384포인트와 유사한 신호패턴을 그대로 유지하게 된다.

3.2 각 전극에서 고주파전류신호의 통계적인 특징추출

표1에서 결과는 음향방출의 신호의 특징추출의 경우와 유사함을 알 수가 있었다. 웨이블렛 계수의 최대값을 비교하여볼 때 연면방전>보이드방전>침대평판전극 순으로 나타내었다. 그리고 왜도와 첨쇄도의 경우 보이드 방전시가 가장 크게 나타내었다. 신호의 파형을 고려할 때 보이드방전시 방전의 집중도가 크다는 것으로 사료된다.

이는 절연지 보드를 인공적으로 구성하여 최소한 절연판내의 인공적인 보이드에 절연유가 침투되지

않을 시간으로 3분정도의 계측된 결과를 나타낸 것이다.

표 1. 방전의 종류에 따른 고주파전류신호의 통계적인 특징추출

Electrode Feature	Needle-Plate	IEC	Void
Max	0.0363	0.0464	0.041
Average	0.00414	0.0052	0.0048
Dispersion	0.00131	0.00168	0.0015
Skewness	2.029	2.04	2.47
Kurtosis	5.31	4.54	7.24

3.3 신경 회로망을 이용한 방전종류의 진단

전처리시 이산웨이블렛 변환레벨-3으로 적용하여 특징추출을 행하였다. 여기서 레벨 3으로 적용하게 된이유는, 원 신호들의 에너지 집중도가 그 경우에 제일 높다고 판단하였기 때문입니다. 일반적으로 에너지의 집중도가 작거나 크게 되면 에너지의 집중도가 떨어지는 결과를 초래하기 때문입니다. 특징추출된 5가지의 통계적인 파라메터를 입력패턴으로 하여 학습을 하게 됩니다. 교사학습을 위한 출력 값은 침대평판전극의 경우 “0”으로, IEC 전극의 경우 0.5로, 보이드 전극의 경우 1로 설정하게 된다.

4. 결 론

부분방전의 종류에 따른 전극을 모의하여 실험한 결과 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

- 부분방전 종류의 고주파 신호의 패턴은 유사한 양상을 볼 수 있었다. 그러나 통계적인 특징추출의 결과를 볼 때 웨이블렛 계수의 최대값은 IEC전극에서 발생된 신호가 가장 크고, 왜도 및 첨쇄도의 경우 보이드방전 시가 가장 크게됨을 알 수가 있었다.
- 신경망에 적용하여 방전의 종류를 진단하기위해서는 이산웨이블렛 변환기법을 도입한 특징추출된 결과를 이용함이 용이할 것으로 사료된다. 이로서 변압기의 열화상태를 알아내는데 유익한 정보를 제공할 수가 있다고 사료됩니다.

감사의 글

이 연구는 중부대학교 교내연구비로 수행되었으므로 이에 감사를 드립니다.

참고 문헌

- [1] 박재준, 권동진, 송영철, 안창범 “이산웨이블렛 변환 기법을 이용한 변압기 열화신호의 특징추출에 관한 연구”, 대한전기학회 논문지(c), Vol.50, No3, pp121 - 129, 2001년3월
- [2] 박재준, 송영철, 전병훈 “이산웨이블렛 변환과 신경망을 이용한 변압기 열화상태 진단에 관한 연구”, 한국전기전자재료학회 논문지, Vol.14 ,No1, pp84 - 92, 2001년1월
- [3] 박재준, “변압기 부분방전 발생패턴 인식에 의한 열화진단”, 기초전력공동연구소, 99-지-02, 1999년
- [4] 박재준, 김성홍, 김재환, “The Diagnosis of Treeing Breakdown using Simultaneous Detection of Electrical Charge and Acoustic Emission Pulse of Partial Discharge”, Journal of the Korean Institute of Electrical and Electronic Material Engineer, Vol 10, No3, pp247-254, 1997
- [5] 박재준, 김상남, “Characteristics of Acoustic Emission according to Variation Gap Length on Artifical Needle Shape Void”, Journal of the Korean Institute of Electrical and Electronic Material Engineer, Vol.8, No.4, pp495~503, 1995
- [6] Santosh Kumar Pandey and L. Satish , “Multiresolution Signal Decomposition : A New Tool For Fault Detection in Power Transformers During Impulse Tests”, IEEE Transaction on Power Delivery ,Vol.13, No.4, pp1194-1200, 1998
- [7] Hang Wang ,Karen L.Butler, “Detection of Transformer Winding Faults Using Wavelet Analysis and Neural Network”, Intelligent System Application to Power Systems(ISAP'99)April 4 -8,pp 231~235, 1999
- [8] 박현수, 박재도, 정용기, 곽희로, “부분방전 종류에 따른 초음파의 신호특성”, 2000년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집“, pp1897-1899, 2000
- [9] Santosh Kumar Pandey and L. Satish , “Multiresolution Signal Decomposition : A New Tool For Fault Detection in Power Transformers During Impulse Tests”, IEEE Transaction on Power Delivery ,Vol.13, No.4, pp1194-1200, 1998
- [10] Hang Wang ,Karen L.Butler, “Detection of Transformer Winding Faults Using Wavelet Analysis and Neural Network”, Intelligent System Application to Power Systems(ISAP'99)April 4 -8,pp 231~235, 1999
- [11] T. Okamoto, T. Tanaka Change in Pulse-Mean Φ - q Distribution Patterns of Partial Discharge due to Treeing Propagation”, Trans. Inst. Elect. Eng. japan, vol. 102.A, No. 12, pp. 665-672, 1982
- [12] T. Okamoto and T. Tanaka, “ Cycle-mean Φ - q characteristic of partial discharges in six electrode system”, JIEE Vol. 102, No. 7, pp. 7-14, 1982
- [13] Xiaoli Li , Shen Dong, Zhejun Yuan, “Discrete Wavelet Transform for Tool Breakage Monitoring”, International Journal of Machine Tools & Manufacture 39(1999) 1935-1944 , 1999
- [14] Agostino Abbate, Jeff Koay, Julius Frankel, Stephan C. Schroeder, and Pankaj, “Signal Detection and Noise Suppression Using a Wavelet Transform Signal Processor : Application to Ultrasonic Flaw Detection” IEEE Transaction on Ultrasonic Flaw Detection” IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol 44, No.1, 1997
- [15] 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, pp83~88, 1999
- [16] Wei-Rong Chen, Qing-Qian, and Xiao-Ru Wang, “Wavelet Network Based Transient Fault Signal Detection and Identification” , International Conference on Information, Communication and Signal Proceeding ICICS '97” , No.3E1.2, PP1377-1381, 1997
- [17] E.M.Lalitha and L.Satish, “Wavelet Analysis for Classification of Multi-Source PD Patterns”, IEEE Transaction on Dielectric and Electrical Insulation ,Vol.7, No.1, pp40-47, 2000
- [18] Yingxue Yao,Xiaoli Li,Zhejun Yuan, “ Tool Wear with Fuzzy Classification and Wavelet Fuzzy Neural Network”, International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vo l39, pp1525-1538, 1999
- [19] O.Roizman ,V.Davydov, “ Neuro-Fuzzy Computing for Large Power Transformers Monitoring and Diagnostiss ”, IEEE proceeding ,pp 248-252 , 1999