

## 방사전자파를 이용한 고분자애자의 오손량 분류기법

# Classification Technique of Kaolin Contaminants Degree for Polymer Insulator using Electromagnetic Wave

박재준<sup>1,a</sup>  
(Jae-Jun Park<sup>1,a</sup>)

### Abstract

Recently, diagnosis techniques have been investigated to detect a Partial Discharge associated with a dielectric material defect in a high voltage electrical apparatus. However, the properties of detection technique of Partial Discharge aren't completely understood because the physical process of Partial Discharge. Therefore, this paper analyzes the process on surface discharge of polymer insulator using wavelet transform. Wavelet transform provides a direct quantitative measure of spectral content in the time-frequency domain. As it is important to develop a non-contact method for detecting the kaolin contamination degree, this research analyzes the electromagnetic waves emitted from Partial Discharge using wavelet transform. This result experimentally shows the process of Partial Discharge as a two-dimensional distribution in the time-frequency domain. Feature extraction parameter namely, maximum and average of wavelet coefficients values, wavelet coefficients value at the point of 95 % in a histogram and number of maximum wavelet coefficient have used electromagnetic wave signals as input signals in the preprocessing process of neural networks in order to identify kaolin contamination rates. As result, root sum square error was produced by the test with a learning of neural networks obtained 0.00828.

**Key Words** : Electromagnetic wave, Kaolin contamination degree, Partial discharge, Wavelet transform, Polymer insulator, Neural network, Signal classification

### 1. 서 론

옥외용 고분자애자에 대한 새로운 모니터링 기법이 오손이 심한 지역의 변전소나 송배전선 애자에 필요 되어지고 있다. 종래의 모니터링 기법으로서는 많은 시간과 인력이 투입되는 경우가 보편적이었다. 그리고 섬락예지를 위하여 누설전류의 피크값이 어느 설정된 이상 값보다 크게 되면 섬락이 발생될 것으로 예지하였다[1]. 다른 기법으로, 장기간동안 누설전류의 피크값을 기록하여 오손의

심각정도나 섬락 접근정도를 결정하기 위하여 피크의 통계적인 분포를 사용하였다. 그러나 오늘날에서는 다양한 표면열화 및 섬락에 대한 예지 및 진단기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1,4].

그러나 본 연구에서는 기존의 누설전류기법에서 한층 진일보된 비접촉식 수신용 안테나를 이용하여 복잡한 지역과 광범위한 지역에서 효율적인 고분자 애자의 오손정도를 진단하기 위하여 본 연구를 착수하였다. 연구에 필요한 챔버는 자체 제작하였고, 고분자애자에 인위적으로 카울린과 소금 그리고 증류수와 혼합된 오손 물을 인공 오손실시 후 연구된 결과로서 방사전자파의 스펙트럼과 방사전자파의 진폭펄스 그리고 표면방전 시 부분방전 전하량을 동시에 측정하여 카울린의 오손정도와 전자파의 진폭과 부분방전전하량과의 관계를

1. 중부대학교 전기전자공학과

(충남 금산군 추부면 대학로 101)

a. Corresponding Author : jipark@joongbu.ac.kr

접수일자 : 2005. 12. 14

1차 심사 : 2005. 12. 26

심사완료 : 2005. 12. 30

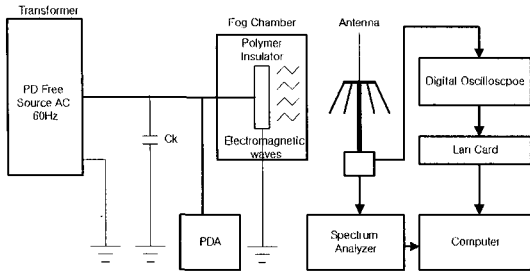


그림 1. 전체 시스템 구성도.  
Fig. 1. The whole system diagram.

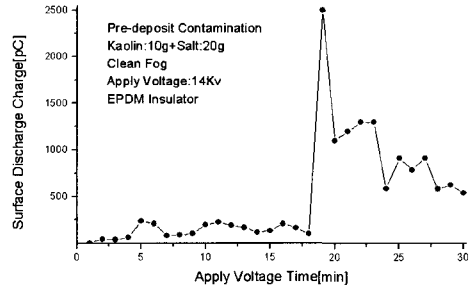
언을 수 있었다. 카울린 오손정도를 식별하기 위하여 카울린 오손량에 대한 방사전자파의 진폭펄스를 이용하여 특징추출을 행하였다. 웨이블렛 변환을 이용한 전자파신호의 신경망 입력을 위한 전처리 과정을 통하여 전자파 특징추출기법으로서 웨이블렛 변환적용 후 최대값 과 평균값 그리고 히스토그램의 95 %되는 지점에서 웨이블렛 계수 값 과 최대 웨이블렛 계수의 수를 신경망입력의 전처리로 하였다. 애자의 오손도 식별을 위한 신경회로망 학습과정과 테스트를 통하여 오손 량에 대한 오손정도를 전자파를 이용하여 식별이 가능함을 알 수 있었다.

## 2. 실험

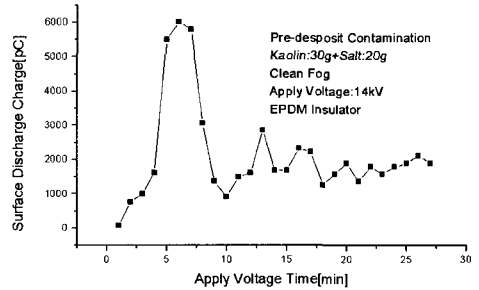
### 2.1 실험장치

고분자애자의 표면오손정도를 달리하여 애자의 표면 및 아크방전 시 발생된 방사 전자파를 측정하기 위한 측정시스템은 그림 1에서 나타내었다. 오손량의 모의는 카울린 양의 변화 10 g, 30 g, 50 g 으로 변화하였고, 소금의 양은 20 g으로 일정하게 하였으며, 1000 ml 증류수에 혼합하였다. 지름이 100 mm인 배전용 EPDM고분자 현수애자를 사용하였으며, 이미 오염지역에서 서비스되어 열화가 진행된 애자(포항, 1997년~2001년)를 사용하였다.

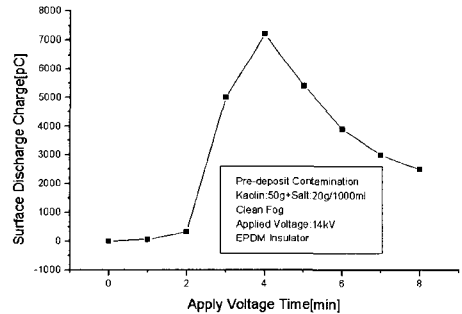
안개는 초음파가습기(Ultra Sonic Humidifier, 400 cc/hr, 연속연무)를 이용하였고 14 kV까지 단계적으로 승압 후 일정하게 인가하였다. 안개를 적용한 시간은 약 10분에서 15분 내외 동안 적용하였다. 적용방법은 전압을 일정하게 인가한 후 안개를 적용 후, 동시에 송/수신용 100~1600 MHz 광대역 무지향성 안테나를 이용, 애자표면에서 발생된 방사전자파를 포착하게 된다. 방사된 전자파는 RG400 으로 이중절연된(double insulated)동축케이블을 통하여 SMA와 N타입의 코넥터로 전송되어



(a) 10 g



(b) 30 g



(c) 50 g

그림 2. 카울린 함량변화에 따른 부분방전전하량.  
Fig. 2. Partial discharge charge magnitude according to kaolin contents. (a) 10 g, (b) 30 g, (c) 50 g.

각각 디지털오실로스코프(waverunner 6050A, Lecroy)와 스펙트럼 분석기(Agilent, E7402A.30 HZ~3 GHz)로 입력되게 된다. 동시에 표면방전 시 발생된 방전전하량과 위상을 파악하기 위하여 IEC 60270에 따른 HAFLEY TE571시스템의 PDA를 이용하여 부분방전 방전전하량과 위상을 동시에 측정하였다. 디지털 오실로스코프로 방사전자파가 입력되어 측정된 전자파신호는 컴퓨터로 입력되어 데이터를 저장하게 된다.

동시에 방사전자파의 스펙트럼의 변화를 분석하기 위하여 스펙트럼 분석기를 통하여 측정하였다.

### 3. 실험결과 및 검토고찰

#### 3.1 Kaolin 오손정도의 변화에 따른 부분방전 전하량

그림 2의 경우 카올린 양 10 g, 30 g, 50 g의 변화에 따라 고분자애자 표면에 오손을 실시 후 건조시켰다. 카올린의 효과를 알기위하여 안개를 챔버에 적용 후 계측을 실시하였다. 그 결과 그림 2(a)는 10 g 카올린 함량에 대한 표면방전 시 부분방전 전하량의 변화를 나타내고 있다. 안개적용 후 16분에 이르러 부분방전 전하량의 크기가 급증하였다. 그림 2(b) 카올린 함량이 30 g 될 때 즉, 오손의 정도가 크면 클수록 부분방전 전하량의 크기가 전반적으로 크게 나타내었다. 그림 2(c)의 경우 카올린 50 g 경우 역시 전반적으로 부분방전 전하량이 가장 크게 나타내었다. 역시 오손정도가 클수록 방전전하량의 크기도 크게 나타남을 알 수 있었다.

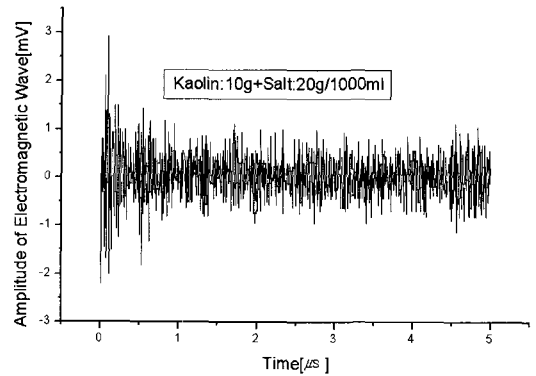
#### 3.2 표면방전시 방사전자파

부분방전시 발생된 방사전자파를 검출하기 위한 안테나는 Diamond 제품인 송/수신용 100~1600 MHz 광대역 무지향성 안테나에 의해 그림3과 그림 4의 방사전자파의 스펙트럼과 전자파방사파형을 수신하였다. 그림 3(a)의 경우는 카올린 10 g으로 오손된 애자에 안개를 직접적으로 적용하여 그때 발생된 방사전자파의 수신파형을 나타낸 것이다. 또한 그림 3(b)의 경우는 스펙트럼의 변화를 나타낸 것이다. 그림 3(a)의 경우 방전전하량이 적을 때 방사전자파의 주성분으로 검출되고 있으며, 방전량이 증가되어 7000 pC으로 증가되면 아크를 동반한 표면방전으로서 저주파인 100 MHz이하의 주파수는 크게 증가되었고, 또한 100 MHz~400 MHz의 주파수는 다소 증가되었다.

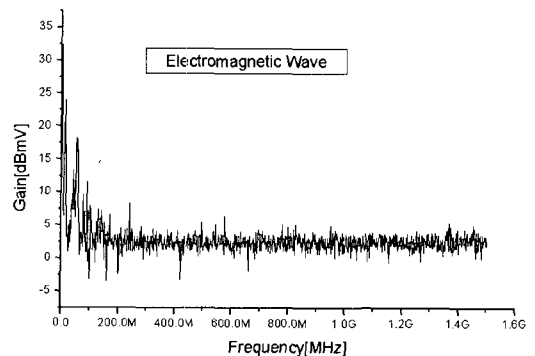
#### 3.3 특징추출 및 신경망의 신호분류

##### 3.3.1 웨이블릿 변환을 이용한 전자파신호의 신경망 입력을 위한 전처리 과정

원신호를 고분자애자 표면에 카올린 오손(카올린 중량을 10 g, 30 g, 50 g 각각에 20 g의 소금을 증류수와 함께 혼합하여 표면을 자연 건조 후 실험에 사용하였다. 디지털오실로스코프의 샘플링주기는 5 ns/s로서 데이터를 획득하게 된다. 획득된 자료는 DC 오프셋과정과 필터링 과정을 걸쳐 이산웨이블릿 변환 레벨-2의 적용을 위해,  $2^n$ 으로 맞추기 위하여 원신호 맨 뒤에 zero를 삽입하여 1024



(a) Electromagnetic wave in case of Kaolin 10 g



(b) Spectrum analysis for Kaolin 10 g

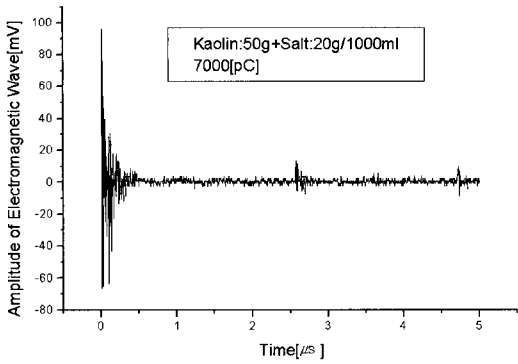
그림 3. 카올린 10 g의 방사전자파 및 스펙트럼.

Fig. 3. Electromagnetic wave and spectrum analysis for kaolin 10 g.

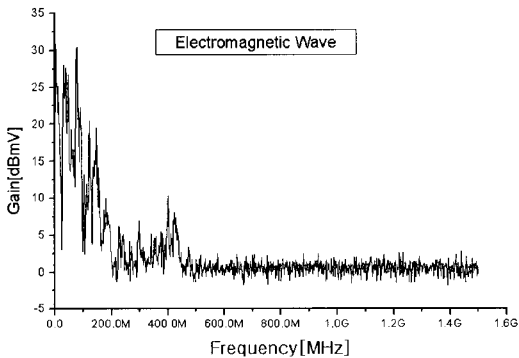
point를 만든 후 웨이블릿을 적용하였다.

그림 5(a)는 방사전자파의 원형신호, (b)의 경우는 웨이블릿 변환레벨-1을 취한 경우로서 1024포인트가 주파수의 분리가 이루어져, 0~512포인트까지는 저주파 성분(Approximations Component), 513~1024포인트까지는 고주파 성분(Details Component)으로 분리된다. (c)의 경우는 고주파성분, 그림 5(d)의 경우는 저주파 성분으로 분리된다. 레벨을 점차로 높이면 저주파 에너지 성분이 집중되어가는 과정을 나타낸 것이다. 이러한 전처리 과정을 통하여 3가지의 특징을 추출 할 수 있었다.

즉, 가장 기본 통계량으로서 최대값과 평균값을 이용하였고, 히스토그램 90 % 지점에서 웨이블릿 계수값 과 최대 웨이블릿 계수의 수에 대한 관계를 구할 수 있었다.



(a) Electromagnetic wave for Kaolin 50 g



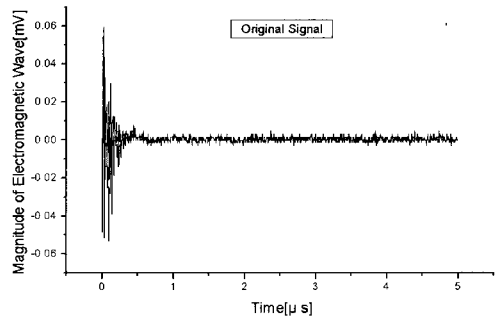
(b) Spectrum analysis for Kaolin 50 g

그림 4. 카올린 50 g의 방사전자파 및 스펙트럼.  
Fig. 4. Electromagnetic wave and spectrum analysis for kaolin 50 g.

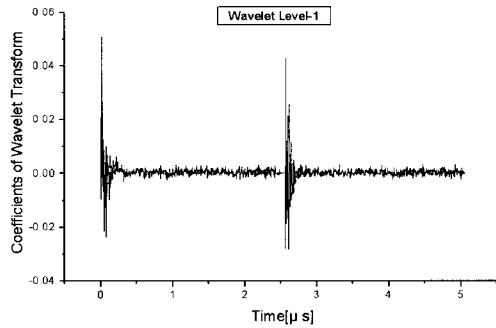
3.3.2 신경망의 적용을 위한 전자파 신호 특징추출

신경망의 적용을 위한 전처리 과정에서 특징추출된 3가지 입력자료는 다음과 같다. 웨이블릿 변환 적용 후 최대값 과 평균값 그리고 히스토그램의 90 %되는 지점에서의 웨이블릿 계수 값과 최대의 웨이블릿 계수의 수를 신경망 입력으로 한다. 특징추출된 결과에 대해서 표 1에 나타내었다.

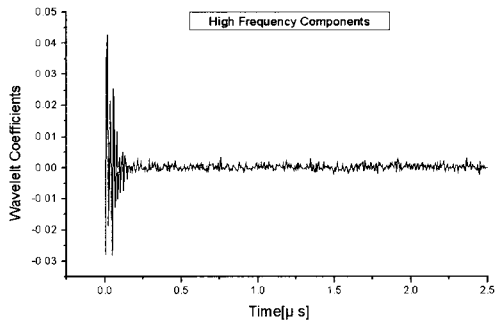
그림 6는 히스토그램 95 %에서의 카올린 함량의 변화에 의한 웨이블릿 계수값 과 최대의 웨이블릿 계수의 수를 나타내낸 것이다. 그림 7에서는 그래프에서 나타난 것과 달리 50 g의 경우에는 반복된 실험을 통해 확인한 결과 웨이블릿 계수 값이  $50 \times 10^{-4}$  이상인 것도 많이 나타났다. 분석해보면 X축은 히스토그램 95 %에서의 웨이블릿 계수값을 나타내는데 3가지 경우가 서로서로 구분되게 나타



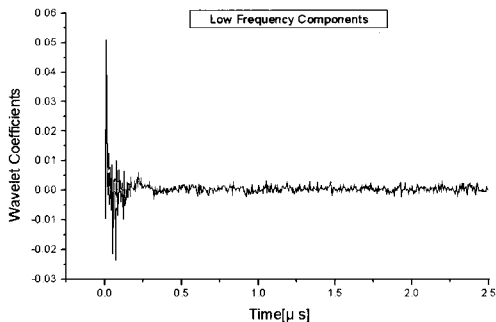
(a) Original signal



(b) Wavelet level-1



(c) Coefficients of high frequency components



(d) Coefficients of low frequency component

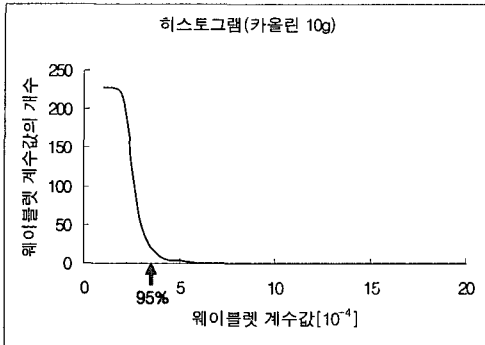
그림 5. 전자파 원형신호의 이산웨이블릿 변환에 적용.

Fig. 5. Application on wavelet transform of electromagnetic for original signals.

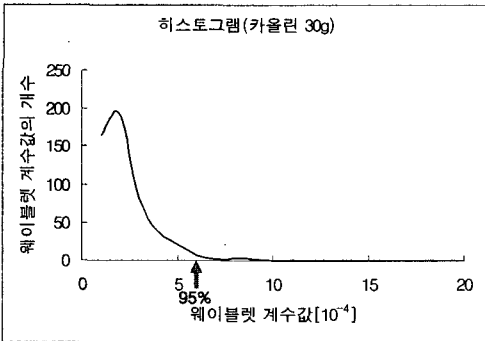
표 1. 특징추출 파라미터의 종류.

Table 1. Various type of feature extraction parameters.

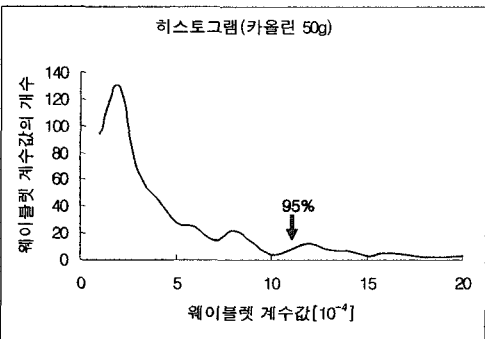
	최대값	평균값	히스토그램의 95 %되는 지점
Kaolin:10 g	0.4~1.2 mV	0.1~0.4~0.16 mV	그림 6(a)
Kaolin:30 g	1~8 mV	0.157~0.5 mV	그림 6(b)
Kaolin:50 g	9.7~100 mV	0.529~2 mV	그림 6(c)



(a) Kaolin: 10 g



(b) Kaolin: 30 g



(c) Kaolin: 50 g

그림 6. 히스토그램의 95 %되는 지점.

Fig. 6. Position in 95 % of Histogram.

히스토그램 95%에서의 웨이블릿 계수값 vs 웨이블릿 계수의 수

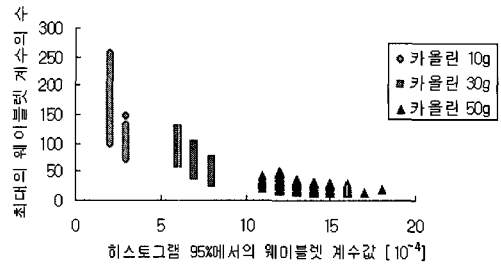


그림 7. 히스토그램 95 %에서의 웨이블릿 계수값과 최대의 웨이블릿 계수의 수.

Fig. 7. Wavelet coefficients value of histogram 95 % and number of maximum wavelet coefficients.

나므로 신경망의 입력으로 사용하였다. 수직축은 신호들에서 가장 많은 개수를 가지는 웨이블릿 계수들을 나타낸 것이다.

3.3.3 데이터 처리 및 신호분류의 흐름도

전처리과정에서 특징 추출된 3개의 특징을 신경망 입력으로 이용되었다. 신경회로망 구조의 효

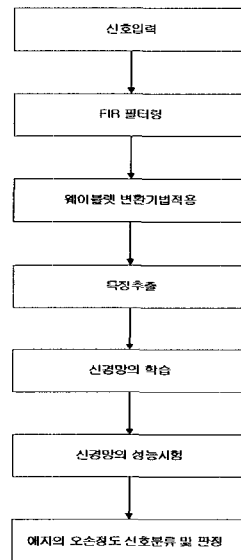


그림 8. 자료처리의 흐름도.

Fig. 8. Flow diagram of data process.

율을 높게 하기 위하여 중간층 뉴런인 히든 층의 수를 선택하기 위하여 교차확인 기법을 적용한 결과 히든 층에서 뉴런의 개수는 평균에러 값 뉴런의 개수가 5개일 때 최소라는 사실을 확인 할 수 있었다.

### 3.3.4 고분자애자의 오손도 식별을 위한 신경회로망 학습과정

본 연구에 사용된 신경망은 3층의 구조를 갖는 역전파 알고리즘으로서 입력층은 3개의 뉴런으로, 히든층은 5개의 뉴런으로 구성하였고, 또 하나의 출력층으로 구성하였다. 제안된 시스템의 학습방법은 교사학습법으로 초기의 연결강도는 0과 1사이의 난수를 발생시키는 난수발생기를 사용하여 지정하였다.

첫번째, 웨이블렛이 신경망의 전처리로서 이용되어졌고, 웨이블렛 레벨-2로 변환한 결과 최대값과 평균값 및 히스토그램의 90 %지점에서의 웨이블렛 계수값 과 최대 웨이블렛 계수의 수를 구하여 신경망의 입력으로서 평균값 벡터로 이용하게 된다.

두번째, 여러 입력된 정보에서 중간층 뉴런의 개수를 수 차례 변화를 통하여 고분자애자의 오손정도를 인공적으로 모의한 결과 발생된 전자파 신호를 분류하여 카울린 10 g, 카울린30 g, 카울린50 g으로 나타내게 된다.

세번째, 훈련학습과정으로 훈련에 참가할 입력 신호의 수는 126개 훈련벡터(Training Vector)가 이용되었다. 원하는 출력은 카울린 10 g인 상태는 "0", 카울린 30 g인 상태는 "0.5", 카울린 50 g 상태는 "1"로 한다. Root Sum Square Error(RSSE)의 목표는 최대의 인식률을 갖도록 하기 위함이다.

### 3.3.5 신경회로망의 성능 평가

신경망의 학습에 참여한 데이터는 카울린 10 g이 42개, 카울린 30 g이 42개, 카울린 50 g이 42개를 사용하였다. Learning rate(인식률)는 0.2, Offse는 0.14로 하였으며, Momentum constant는 0.2로 하여 학습을 시켰다. 테스트에 사용된 데이터는 각 오손정도에 따른 전자파 신호를 각각 20개씩(총 60개)를 사용하였다. 테스트한 결과는 표 2에서 나타내었다.

## 4. 결론

고분자애자의 오손정도를 진단하기위하여 방사전자파의 계측기법으로서 환경오손의 모의를 통하

표 2. 신경망의 테스트한 결과.

Table 2. Test result of neural network.

Test Data	Target Values			Test Results		
	Kaoline (10g)	Kaoline (30g)	Kaoline (50g)	Kaoline (10g)	Kaoline (30g)	Kaoline (50g)
1	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49978	0.99776
2	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.50081	0.99947
3	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.50081	0.99945
4	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.49774	0.99946
5	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49978	0.99905
6	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.50081	0.99915
7	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49978	0.99946
8	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.50081	0.99947
9	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.49978	0.99905
10	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.49978	0.99923
11	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.50379	0.99946
12	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49978	0.99943
13	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49774	0.99869
14	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.50081	0.99946
15	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.50081	0.99911
16	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49752	0.99946
17	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.50081	0.99943
18	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.50081	0.99946
19	0.00000	0.50000	1.00000	0.00107	0.49774	0.99946
20	0.00000	0.50000	1.00000	0.00000	0.49978	0.99945
RSSE(Root Sum Square Error=0.00828)						

여 카울린 함량의 변화에 따른 전자파의 계측이 이루어졌다. 또한 스펙트럼 분석기를 통하여 주파수를 분석할 수 있었다. 우리는 다음과 같은 몇가지의 결론을 얻을 수 있었다.

첫째 : 오손도와 방사전자파 진폭의 크기와 부분방전전하량과는 밀접한 관계를 가지고 있음을 알 수있었다. 10 g의 경우 수 2-3 mV, 50 g의 경우 50 mV-100 mV이상의 방사전자파의 크기를 갖고 있었다.

둘째 : 스펙트럼 분석 시 오손도가 증가될수록 저주파의 성분이 크게 증가되었고(100 MHz이하), 한편으로 고조파의 성분도 증가되었다. 이는 표면의 아크방전의 영향에 기여됨으로 사료됨.

셋째 : 카울린 오손도 식별을 위하여 신경망 전처리과정에서 전자파신호의 특징추출을 위하여 웨이블렛 변환기법을 적용하여 평균값과 최대값 그리고 히스토그램의 95 %지점에서의 웨이블렛 계수값과 최대의 웨이블렛 계수의 수를 구하였다. 그 결과를 신경망의 전처리로 이용하였다. 신경망의 학습을 통하여 테스트한 결과에 의한 Root Sum Square Error값이 0.00828을 얻을 수 있었다.

향후 비접촉식인 전자기파의 계측을 통하여 애자의 오손도 판정을 위한 많은 연구가 기대된다.

### 감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원(02524)주관으로 수행된 과제임.

### 참고 문헌

- [1] F. Amarth, G. G. Karady, and R. Sundrarajan, "Linear stochastic analysis of polluted insulator leakage current", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 17, p. 1063, 2002.
- [2] J. J. Park, Y. C. Song, and D. H. Choi, "A flashover prediction method for contaminated insulators using a stochastic analysis of leakage current", Jpn. J. Appl. Phys., Vol. 43, No. 5A, p. 2693, 2004.
- [3] M. Sato, A. Nakajima, and T. Komukai, "Spectral analysis of leakage current on contaminated insulators by auto regressive method", IEEE, p. 64, 1998.
- [4] A. H. El-Hag, S. H. Jayaram, and E. A. Cherney, "Influence of shed parameters on the aging performance of silicone rubber insulators in salt-fog", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 10, p. 655, 2003.
- [5] M. Kawada, M. Wada, Z.-I. Kawasaki, and K. Matsu-ura, "Time-frequency analysis of partial discharge phenomena in SF6 gas using wavelet transform", T. IEEE Japan, Vol. 117-B, No. 3, p. 338, 1997.