

신경회로망을 이용한 절연 결함의 판별

Discrimination of insulation defects using a neural network

최재관* 광운대학교 공대 전기공학과
김재환 광운대학교 공대 전기공학과
김성홍 광운대학교 공대 전기공학과
윤현주 광운대학교 공대 전기공학과
박재준 중부대학교 공대 컴퓨터 과학부

Jae-Kwan Choi* Dept. of Electrical Eng., Kwangwoon University
Jae-Hwan Kim Dept. of Electrical Eng., Kwangwoon University
Sung-Hong Kim Dept. of Electrical Eng., Kwangwoon University
Hun-Ju Yun Dept. of Electrical Eng., Kwangwoon University
Jae-Jun Park Dept. of Computer Sci., Joong - Bu University

Abstract

This paper describes the method of diagnosing the degradation by void defects of insulator inside in operation. Needle-shape void specimens, made from LDPE, were used to generate an electrical tree under ac voltage. The method uses a neural network system with input signal of AE patterns. AE pattern consists of the pulse count and average amplitude according to the phase angle. After the learning process was over, unknown emission patterns were put into the network. It was shown that the network discriminates the void defects well. The effectiveness of the neural network system for partial discharge recognition was shown.

1. 서 론

최근 급속히 증가하는 전력 수요에 대응하고자 전력계통의 송압화가 이루어지고 있으며, 또한 송압된 송·배전 계통에서 사용되는 전력기기들의 절연재료로서, 우수한 제반 특성을 보유하고 있는 고분자 절연재료가 사용되고 있다.

이러한 고분자 절연재료를 사용하여 절연 제품을 만드는 공정 중에 발생한 결함이나 열악한 사용 환경에 의하여 발생하는 결함들은 절연 성능을 저하시키는 원인으로 작용하는데, 보이드(void)나 공동(cavity)은 그 대표적인 결함으로서 전로파괴를 일으킬 수 있는 부분방전 열화를 일으킨다[1][2].

이와 같은 기기에서의 열화는 비가역적 반응으로서 절연 성능을 계속 저하시키므로 열화가 발생

한 기기는 반드시 보수를 하거나 교체해주어야 한다. 현재 이러한 기기의 성능을 감시하기 위하여 여러 열화진단 법들이 사용되고 있다[3].

따라서, 본 논문에서는 효율적인 열화진단을 위한 기초연구로서 신경 회로망을 이용하여 전력기기용 절연재료내의 보이드 결함에 의한 열화를 온라인(on-line)으로 진단하기 위한 방안을 제안하고자 한다. 제안된 방법은 신경 회로망을 이용하여 열화시의 음향방출 패턴을 학습시키고, 열화가 진행되는 과정에서 취득된 데이터를 이 패턴과 대응시켜 진단을 수행하도록 하였다. 또한, 본 논문에서는 활선상에서 상시 열화 진단 측정에 효과적 방법인 초음파 검출법을 적용하여 신경망 학습과 진단에 필요한 데이터를 취득하였다.

2. 본 론

2-1. 시편제작 및 실험방법

시편의 전극 구성은 그림 1에서 나타낸 바와 같다. 실험에 사용된 시편은 밀도 $0.92[g/cm^3]$ 인 저밀도 폴리에틸렌(이하 LDPE)으로, 시편의 종류는 무보이드 시편과 보이드 시편(0.2, 1[mm])이다.

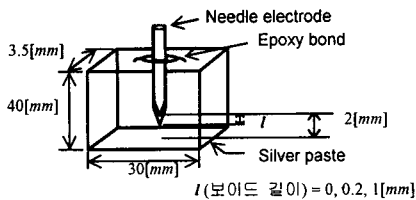


그림 1. 시편의 전극구성

실험은 자체 제작한 음향방출 감지 시스템으로 행하였다. 전압 인가방식은 승압속도 $1[kV/s]$ 로 음향방출 개시의 1.5 배 까지 승압한 후 일정하게 유지하였다. 고전압 회로는 설계시 최대한의 노이즈를 제거하였고 음향방출 검출회로의 잡음을 일으킬 수 있는 코로나 방전을 억제하기 위해 실리콘 오일에 함침 하였다.

음향검출 과정을 그림 2에 도시하였다. 음향의 원 신호 자체는 너무 미약하여 $40[dB]$ 의 차동 증폭기로 증폭하고 $80[kHz]$ 의 High Pass Filter를 사용하였다. 문턱 준위는 증폭된 신호를 $3[mV]$ 로하여 확실한 음향 신호를 얻을 수 있었다.

위상각 특성을 보기 위해 증폭기를 통과한 음향방출 펄스는 인가전압과 동기화를 거쳐 인가전압 한 주기 동안의 펄스를 디지털 .오실로스코프에 입력하여 인터페이스(GPIB Card)를 통해 PC로 전송하고 각 펄스의 위상정보와 펄스 크기 정보를 얻는다.

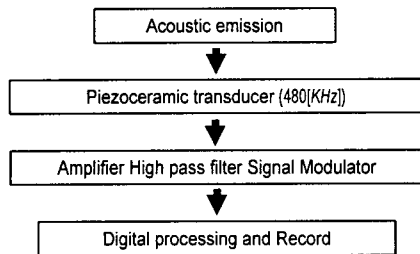


그림 2. 음향 검출 과정

음향방출의 평균 펄스는 인가 전압 1사이클을 정의 제로 크로스 점에서부터 40개의 위상각으로 구분하여 각 위상각 구간 마다 1분 동안의 펄스 값을 평균하여 사용하였다.

취득 분포 패턴은 위상각 함수로서 특정 위상각 범위(9°)마다 펄스 평균 진폭을 $H_m(\phi)$ 로, 평균 펄스 수를 $H_n(\phi)$ 로 나타내었다. 그림 3은 무보이드 시료의 열화 과정 중에 취득한 $H_m(\phi)$ 의 분포 패턴이다

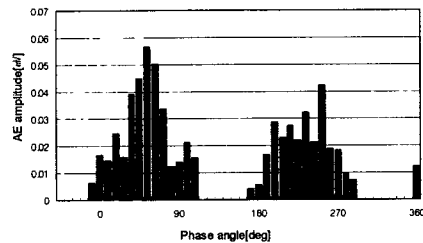


그림 3. 무보이드 시료에서의 위상에 따른 음향 방출 평균 진폭의 분포 패턴

2-2. 신경회로망의 구성

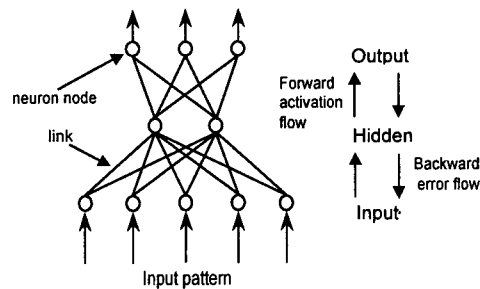


그림 4.3 층 역전파 신경망 구조

본 논문에 사용한 신경망은 그림 4와 같은 다층 구조로 한 개의 히든층과 입력, 출력층으로 구성하였다. 다층 구조의 신경망은 입력노드에 입력되는 열화 정보가 연결강도를 통하여 히든층으로 전달되며, sigmoid 함수를 거친 히든층의 결과가 또 다른 연결강도를 통하여 출력층으로 전달된다(전방향 전파). 그리고 출력과 목표치와의 오차를 역방향으로 전파시키면서 각 층간의 연결강도를 변경하게 되는(역방향 전파) 역전파 알고리즘을 사용한다[4][5].

본 논문에서는 입력층 13 개, 은닉층 30 개 그리고 출력층 1 개로 신경망을 구성하였다.

2.3. 분포의 특성추출

그림 3 과 같은 분포는 절연 열화 과정에서 취득한 패턴으로 열화에 대한 정보를 가지고 있다. 그렇지만, 이러한 분포들은 열화의 정보로 바로 이용하기가 힘들기 때문에 분포 형태를 정량화 하여 신경망의 입력정보로 사용하였다. 또한 입력데이터의 특성이 명확할 수록 신경망 학습의 효율이 향상된다는 점을 이용하였다. 여기서는 13 개의 통계적 연산자들을 사용하여 분포의 형태를 정량적으로 분석하여 신경망의 입력정보로 이용하였다[6][7][8]. 그림 5 는 그림 3 의 분포를 13 개의 통계연산자를 이용하여 분석한 결과이다.

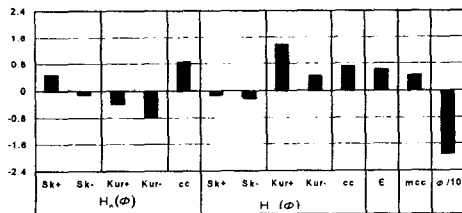


그림 5. 무보이드 시료에 대한 특성 분포

2.4. 신경회로망의 학습

그림 5 와 같은 추출된 데이터를 신경망의 입력으로 사용하였다. 이와 같은 과정에 의해 얻어진 패턴들은 표 1 과 같다. 신경망의 학습은 역전파 알고리즘을 이용한 교차 학습법을 사용하였으며, 초기 연결강도는 0 과 1 사이의 난수를 발생시키는 난수 발생기를 사용하여 지정하였다. 또한 본 논문에서는 두 종류의 보이드 패턴들을 학습시켰는데, 무보이드는 0 로, 1[mm]보이드는 1 로 설정하여 학습시켰다. 학습 과정에서 출력의 오차가 ± 0.02 이하의 값으로 되면 신경망 학습을 종료하도록 하였다.

구분	학습 패턴 수	시험 패턴 수
No void	340	90
0.2[mm] void		70
1[mm] void	340	80

표 1. 임의 추출에 의한 학습 패턴과 시험 패턴의 수

2.5. 적용결과 및 고찰

신경망의 성능은 초기 연결강도, 전처리 과정에서의 명확한 특성추출, 학습과정의 오차 허용 범위, 히든층의 뉴런수 등 여러 요인에 의하여 영향을 받는데, 최적의 신경망을 구성하기 위해서는 객관적인 성능평가가 필요하다. 여기서는 학습에 사용되지 않은 패턴들의 신경망 응답특성을 가지고 성능을 평가하였다.

그림 6 과 7 은 무보이드와 1[mm] 보이드 시료에서 얻은 패턴들 중 신경망 학습에 사용되지 않은 패턴들에 의한 응답 특성을 보여주고 있다. 무보이드 시료의 경우, 신경망의 인식율은 출력값을 0.02 이하로 하였을 때 98.9%의 인식율을 보였고, 1[mm] 보이드 시료의 경우는 출력값을 0.98 이상으로 하였을 때 92.5%의 인식율을 보였다.

그림 8 은 신경망 학습에 전혀 사용되지 않은 형태의 결함인 0.2[mm] 보이드 시료에서 얻은 ϕ -AE 패턴에 대한 분류 결과를 나타내고 있다. 기대 출력값을 0.2로 하였을 때, 신뢰도 90%의 출력 구간인 0.1 ~ 0.3 에서의 인식율이 64% 정도 보였다.

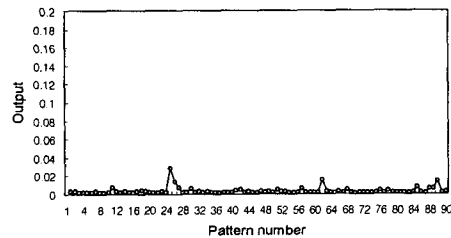


그림 6. 무보이드에 대한 신경망의 응답 특성

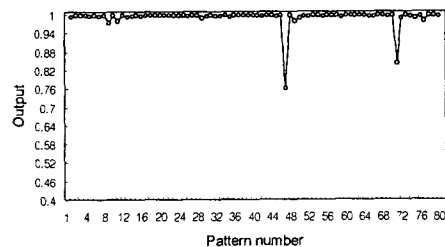


그림 7. 1[mm]보이드에 대한 신경망의 응답특성

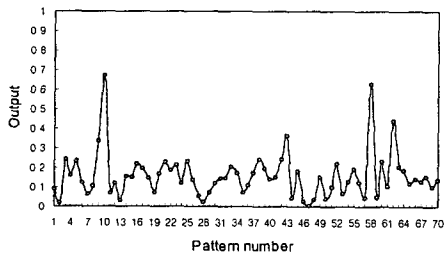


그림 8. 0.2[mm] 보이드에 대한 신경망의 응답특성

이는 직접 학습에 사용되지 않은 형태의 시료에 대한 신경망의 정응성을 나타내는 것으로서, 무보이드와 1[mm]보이드에 학습된 신경망이 학습되지 않은 다른 형태의 보이드 열화 판별에도 적용될 수 있음을 보이는 중요한 반응이다.

3. 결론

이상의 결과에 의하여, 신경망을 이용한 절연 열화의 요인이 되는 절연체 내의 보이드 판별에 적용이 가능함을 확인하였다. 무보이드와 1[mm] 보이드 시료에 대하여 학습된 신경망이 미학습 모델인 0.2[mm] 보이드에 대하여 판별한 결과, 64%의 인식율을 가짐을 확인하였고 이는 직접 학습에 사용되지 않은 다른 형태의 보이드 열화 판별에 신경망이 적용될 수 있음을 나타내는 것이다.

참고 문헌

1. L. A. Dissado and J. C. Fothergill, "Electrical Degradation and Breakdown in Polymers", Peter Peregrinus, London, 1992
2. 대한 전기 학회, "전기설비의 진단기술", 일본 전기 학회, pp.255~308, 1994
3. 강성화 외 3 인, "전기설비의 절연 열화 진단 기법", Proce. KIEE. Vol. 46, No. 8, pp.34~40, 1997
4. 박민용 외 1 인, "뉴로 컴퓨터", 대영사, pp.1~73, 1991
5. 오창석, "뉴로컴퓨터", 지성출판사, pp. 173~226, 1996
6. E. Gulski and F.H. Kreuger, "Diagnostics of Insulation

Systems using Statistical Tools", Conf. Rec. 1992 IEEE Inter. Symp. Elect. Insul. pp. 393~396, 1992

7. E. Gulski and A. Krivda, "Neural Networks as a Tool for Recognition of Partial Discharge", IEEE Trans. Elect. Insul., Vol. 28, No. 6, pp. 984~1001, 1993
8. N. Hozumi, T. Okamoto and T. Imajo, "Discrimination of Partial Discharge Patterns Using a Neural Network", IEEE Trans. Elect. Insul. Vol. 27, No. 3, pp. 550~556, 1992