

신경회로망 및 ΔF를 이용한 부분방전 패턴인식에 관한 연구

임장섭*, 김덕근**, 김진국*, 노성호*, 김현종*
 * : 목포해양대학교, ** : 한국전기안전공사연구소

A Study on the Pattern Recognition Using of HFPD the Neural Networks and ΔF

Lim Jang-Seob*, Kim Duck-Keun**, Kim Jin-Gook*, Noh Sung-Ho*, Kim Hyun-Jong*
 * : Mokpo National Maritime University ** : Korea Electrical Safety Corporation

Abstract - The aging diagnosis technique using partial discharge detection method detects partial discharge signals cause of power equipment failurer and able to forecast the aging state of insulation system through analysis algorithm. in this paper accumulates HFPD signal during constant scheduled cycles to build HFPD pattern and then analyzes HFPD pattern using statistical parameters and ΔF pattern. The 3D pattern is composed of detected signal frequency, amplitude and repeated number and the FRPDA(frequency resolved partial discharge analysis) technique is used in 3D pattern construction. The ΔF pattern shows variation characteristics of amplitude gradient of consecutive HFPD signal Pulses and able to classify discharge types-internal discharge, surface discharge and coronal discharge etc. Fractal mathematics applied to ΔF pattern quantification and neural networks is used in aging diagnostic algorithm.

1. 서 론

최근 고전압 설비의 유지관리 방법은 진단기술의 발달에 따라 예방보전(preventive maintenance)에 의한 "시간기준 유지보수(time based maintenance)" 개념에서 예측보전(predictive maintenance)에 의한 "상태기준 유지보수(condition based maintenance)"의 개념으로 전환되고 있다.[1]. 절연열화 진단법은 고전압 설비의 수명을 결정하는 절연상태를 진단하고 잔존수명을 분석·추정하여 설비의 적절한 보수 및 개·대체시기를 결정하는 상태기준 진단기법으로서 변압기, 발전기, 전동기, GIS(gas insulated switchgear) 등의 고전압 설비에 대한 상태를 분석·평가하고 보수함으로써 적절한 유지보수에 의한 수명연장, 상태평가에 의한 설비운영의 신뢰성 확보에 목적이 있다[2]. 기존의 부분방전 측정법인 IEC-60270법은 활성상태 진단을 할 수 없는 단점을 가지고 있으며, 대용량 설비 부분방전 시험은 측정감도 향상을 위해 커플링 콘덴서의 용량을 증가시켜야 하므로 계측 시스템 자체 규모가 커지게 되며, 접지가 불완전한 경우에는 외부 노이즈의 영향을 많이 받게 된다. 또한 실제 부분방전 펄스에 대한 주파수 스펙트럼을 분석해 보면, 수백~수천 개까지의 정보를 갖고 있는데 IEC 60270법은 수백 개 내역의 신호를 검출하기 때문에 고주파 영역의 데이터 손실이 발생한다[3]. 따라서 본 연구에서는 절연체의 열화상태 진단을 목적으로 부분방전 펄스를 동일 위상구간에 누적하여 분석하는 PRPDA(phase resolved partial discharge analysis)기법을 응용한 FRPDA(frequency resolve partial discharge analysis)를 이용해 측정된

HFPD 신호를 동일한 주파수 구간에 누적하여 처리하는 방법을 도입[4] 하였으며, 통계적 처리를 통해 측정데이터의 HFPD 신호에 함께 나타나는 공주파 노이즈를 제거하고, HFPD 신호를 3D (frequency-amplitude-number) 패턴과 ΔF($\Delta g_i, \Delta g_{i+1}$) 패턴으로 패턴화한 후, 방전형태 구분 및 열화정도 판정에 신경회로망을 적용하였다

2. 본 론

2.1 신경회로망

신경회로망은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 신경세포(Neuron)를 모델화하여 인공적으로 지능을 만드는 것이다. 신경회로망의 구성요소는 처리기(Processing element)와 이들 상호간의 연결이다. 하나의 처리기가 다른 처리기의 출력을 그 입력 Xi로 받아 해당하는 연결강도 Wi에 대한 각 입력의 가중치 합을 전이 함수에 적용시켜 얻은 결과를 처리기의 출력으로 하여 이와 연결되어 있는 다른 처리기로 보낸다. 입력패턴이 신경회로망에 주어지면 신경회로망의 출력패턴이 구해지고, 여기에 목적패턴이 간섭하여 출력패턴과 목적패턴이 같아지도록 연결가중치를 조절한다. 이런 과정을 반복하여 신경망은 주어진 입력패턴에 대해 그것과 쌍을 이루는 목적패턴을 출력한다. 이 경우에 신경망은 자신의 출력이 올바른지를 결정할 수 있기 때문에 자신의 연결 강도를 조정하는데 특정 학습 법칙을 어떻게 적용해야 할지를 결정하기가 쉽다. 반면에 무감독 학습은 주어진 입력에 대하여 올바른 출력이 무엇인지가 제공되지 않으므로 어떠한 출력을 내야 할지가 정확하지 않다. 그림1은 신경망의 계층구조를 도시한 그림이다. 이때 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층이라 부른다. 네트워크는 입력층-은닉층-출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층내의 연결과 출력층에서 입력층으로 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향(Feedforward)의 네트워크이다.

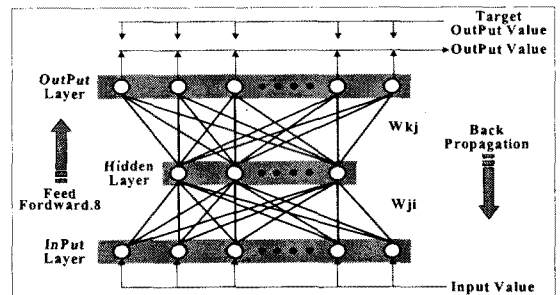


그림 1. 다중 퍼셉트론의 계략도

다중 퍼셉트론은 층의 개수를 증가 할수록 퍼셉트론이 형성하는 결정구역의 특성은 더욱 고급화 된다. 입력층-은닉층-출력층간이 전이함수로는 계단형의 비선형 활성화 함수를 사용하는 경우도 있지만 일반적으로 시그모이드(Sigmoid) 비선형 활성화 함수를 적용하고 있다.

시그모이드 함수는 다음과 같은 장점으로 인해 신경세포의 활성화 함수로 사용하기에 좋은 함수이다. 첫째는 역치 함수와 선형 함수의 특성을 모두 가지고 있다는 점이다. 시그모이드 함수가 비선형 함수라는 점이며, 셋째는 시그모이드 함수가 미분 가능한 함수라는 점이다. 넷째는 시그모이드 함수가 S 형태를 갖는다는 점이다. 그림 2는 시그모이드 함수를 나타냈다.

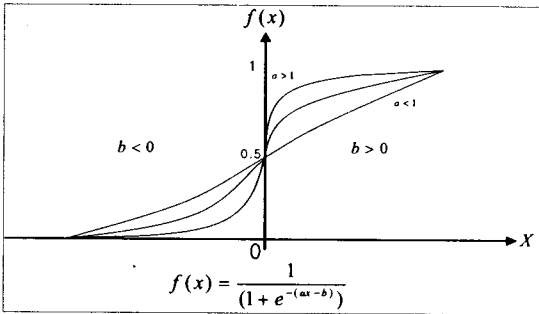


그림 2. 시그모이드 함수

2.2 신경회로망 응용

부분방전의 신호추정을 위한 신경회로망의 응용은 구성 및 파라미터의 결정에서부터 시작한다. 최초로 가중치를 초기화하고 전방향의 계산을 수행하며, 목적하는 출력값과 계산된 출력값의 오차를 역전파 학습을 통하여 가중치와 바이어스를 최소오차로 근사시키는 학습을 한다. 학습율 α 는 가중치의 변화도를 조절하여 빠르게 수렴하고, 모멘텀항 δ 는 전향의 변화를 학습중인 방향에 변환시켜주는 작용을 하며, 상수 β 는 바이어스의 조정정도를 조절하는 작용을 한다. 따라서 열화분석을 위한 알고리즘의 적절한 파라미터를 결정하기 위해 신경회로망의 구조는 입력층, 은닉층과 출력층으로 120, 30, 2로 선정하였다. 신경회로망 파라미터는 학습율 α 는 0.9, β 와 δ 는 각각 0.5로 이는 β 와 δ 가 α 보다 작을수록 지역 최소값에 도달할 가능성이 적어진다는 이론에 의해서 선정한다. 이때 가중치 바이어스를 -0.5부터 0.5사이의 값을 랜덤하게 선택하며, $\alpha - \beta - \delta$ 값의 선택에 있어서 수렴속도가 빠르며 지역최소값에 빠져 에러값이 수렴하지 못하는 경우가 발생하지 않는 범위에서 선택하게 된다. 그림 3은 부분방전 신호추정에 이용한 신경회로망의 학습 패턴 에러값을 도시한 그림이다.

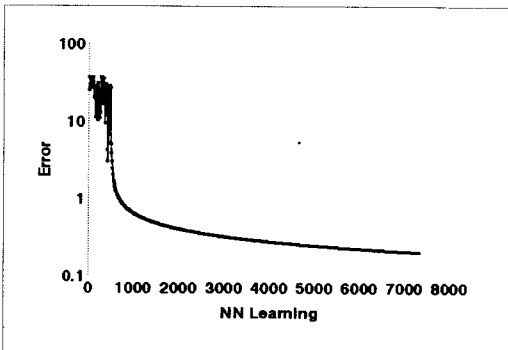


그림 3. 신경회로망의 학습 패턴의 에러값

3. 실험 및 방법

3.1 ΔF 패턴분석

부분방전 펄스는 매우 랜덤하게 나타나며 방전량 또한 방전 특성에 따라 차이가 매우 크다. 즉, 절연체 내부방전으로 인한 펄스는 방전량의 크기가 작은 신호들의 빈도수가 높게 나타나지만 표면방전이나 코로나 방전은 내부방전에 비해 큰 방전량을 갖는 펄스들이 많이 나타난다. 방사도는 전자파의 세기는 방전펄스의 크기와 비례하며 주파수는 방전펄스의 발생시간에 반비례한다. 따라서 방전 특성에 따라 검출되는 전자파 신호의 주파수 분포 및 크기가 변하게 된다.

부분방전에 의해 발생하는 신호와 외부 노이즈 신호를 안테나로 측정하여 연속성과 크기를 비교해 보면 방전에 의한 신호는 발생주파수가 비교적 연속적인 특성을 갖고 기본 크기값이 전체 주파수 대역에서 높지만 노이즈 신호는 방전에 의한 신호보다 이산적인 특성을 갖고 노이즈 주파수에서 피크치는 크지만 노이즈 이외의 주파수 대역에서는 기본 크기 값이 방전신호에 비해 낮게 나타난다. 그림 4는 3회 측정된 부분방전 신호를 동일한 주파수 구간에 누적하여 분석하는 FRPDA 과정을 예로 도시한 그림이다.

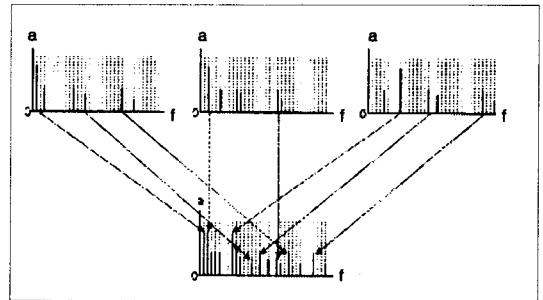


그림 4. 부분방전 신호의 누적분석

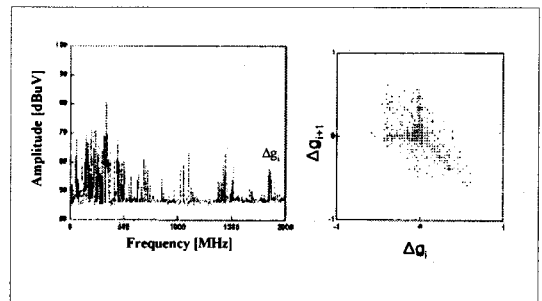


그림 5. 부분방전 파형 및 ΔF 패턴

방전신호와 노이즈의 구별은 가능하지만 방전신호와 함께 노이즈 신호가 섞여 있는 경우에는 신호 구분이 어렵고, 특히 측정된 전자파 파형만으로 방전현상을 예측하기는 힘들다. 따라서 본 연구에서는 새롭게 제안한 ΔF 패턴을 이용하여 전자파 파형을 간단히 표현하였다.

$$g_i = \frac{\Delta a(f)}{\Delta f} \Big|_i = \frac{a(f_i) - a(f_{i-1})}{f_i - f_{i-1}} \quad \text{식1)}$$

$$\Delta F \text{ Pattern} = (\Delta g_i, \Delta g_{i+1}) = [(g_i - g_{i-1}), (g_{i+1} - g_i)] \quad \text{식2)}$$

주파수가 $f_{i-1}, f_i, f_{i+1}, \dots, f_n$ 일 때 각각 전자파의 크기는 $a(f_{i-1}), a(f_i), a(f_{i+1}), \dots, a(f_n)$ 이 된다. 여기서 n 은 펄스의 주파수 값이다. 이런 값들은 부분방전 펄스

개개의 정보를 포함하고 있기 때문에 식1)에서 연속되는 전자파 펄스의 주파수 변화에 대한 크기값의 변화율 g (gradient)을 구하고, 전체 데이터에 전체 데이터에 대해 각 주파수별 Δg_i 값과 Δg_{i-1} 값의 상호관계 식2)에 의해 누적하여 나타내면 부분방전으로 발생한 전자파 신호의 패턴 구분이 가능한 ΔF 패턴을 구할 수 있다. 그림 5은 부분방전신호와 ΔF 패턴을 도시한 그림이다.

3.2 신경회로망 입력패턴

패턴인식의 중요성 측면에서는 부분 방전량의 크기에 대한 비교 보다는 위상 분포 특성을 통한 추정을 하고 있기 때문에 위상각 분할은 40개 구간으로 구분하고, 6개 이상의 입력셀이 패턴인식을 위해 적절한 크기로 데이터 분포를 이루는 것으로 제안되고 있다. 따라서 신경회로망 입력 패턴을 크기로 400개로 선정하였으며, 신호의 복잡성에 따라서 더 큰 크기의 패턴도 고려할 수 있지만 학습속도의 증대 및 학습 데이터 그룹의 증가를 고려하여 신경회로망 입력 매트릭스가 적절한 크기를 선정하였다. EUT(Equipment Under Testing)에서 발생하는 방전신호를 100회 반복하여 얻은 100,000개의 데이터를 신경회로망에 입력하여 방전패턴을 구분 하였다. 100,000개의 누적정보를 갖고 있는 데이터는 신경회로망의 입력으로 너무 크기 때문에 데이터 축소 작업이 필요하다.

그림 6은 부분방전 신호를 100회 측정된 주파수 구간에 누적하여 나타낸 패턴으로 100,000개의 데이터 값을 가지고 있다.

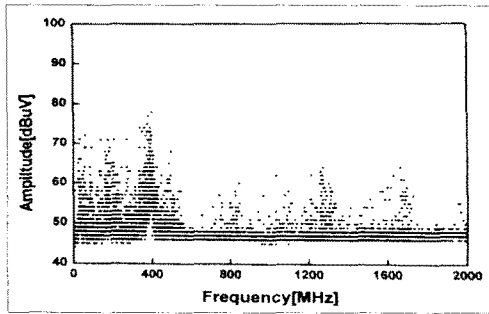
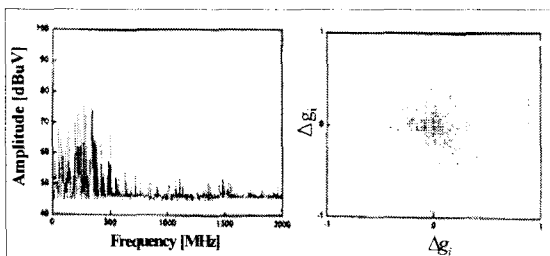


그림 6. 측정된 부분 방전 패턴

4. 결과 및 고찰

4.1 ΔF 패턴을 이용한 부분방전 패턴 분류

그림 7은 측정된 신호를 ΔF 패턴에 적용한 결과로서 (a)는 부분방전에 의해 발생한 전자파 파형으로서, VHF(very high frequency) 대역에서 큰 신호들이 검출되고 있으며, UHF(ultra high frequency) 대역에서는 작은 신호들이 검출되고 있다. (b)는 (a)의 ΔF 패턴으로서 노이즈 신호들의 ΔF 패턴과 다르게 밀집되어 나타나는 면적이 증가한 것을 알 수 있다. 이처럼 ΔF 패턴을 이용해 노이즈 신호와 부분방전 신호 패턴의 구분이 가능하다.

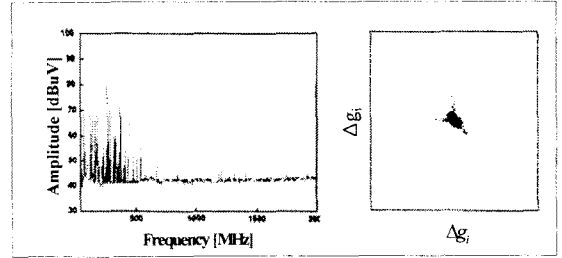


a) 부분방전 펄스 b) ΔF 패턴

그림 7. 부분방전 ΔF 패턴화

4.2 ΔF 패턴을 이용한 부분방전 형태 구분

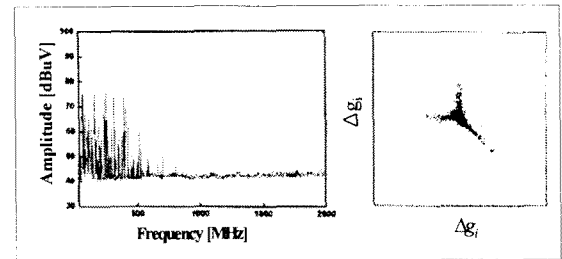
내부방전으로 발생하는 신호를 측정하여 각 주파수에서 최대값을 갖는 전자파 파형과 ΔF 패턴화는 다음 그림과 같다. a)는 AC 10[kV]를 인가한 결과이다. 부분방전 발생 주파수 영역은 인가전압이 낮은 내부방전의 경우와 차이가 거의 없지만 인가스트레스 높아져서 발생하는 전자파의 크기가 증가하였으며, 이것은 인가스트레스의 상승에 따른 내부방전의 가속으로 방전 신호의 크기 및 빈도가 증가하여 패턴의 변화가 발생하였다는 것으로 판단되며, ΔF 패턴은 주로 영점 근처에 분포되어 나타나지만 밀집된 패턴 주위에 흩어져 나타나는 점들이 관찰되는데 이것은 인가된 스트레스가 높기 때문에 내부방전에 표면방전이 섞여 나타나는 결과로 해석된다.



a) 내부방전 펄스 b) ΔF 패턴

그림 8. 내부방전 ΔF 패턴화

표면방전을 모델링한 시료에 전압을 인가하여 발생하는 전자파 신호를 패턴화 한 결과는 그림 9와 같다. a)는 AC 10[kV]를 인가한 경우에 발생하는 표면방전의 펄스를 측정된 파형으로 표면방전이 발생하는 주파수 영역은 내부방전에 의해 발생하는 주파수 영역과 차이가 거의 없으며 전자파 파형을 이용해서는 내부방전과의 구별이 어렵다. 그러나 ΔF 패턴을 적용하면 내부방전과 표면방전을 구별할 수 있는데 b)는 a)의 ΔF 패턴화로 내부방전은 영점 근처에 분포가 밀집되어 나타나는 반면 표면방전은 각 축상과 4사분면에서 패턴 분포가 증가하는 특성을 보인다.



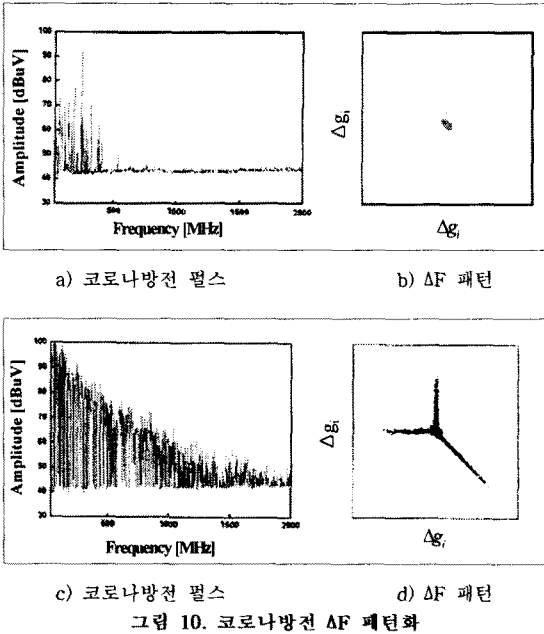
c) 표면방전 펄스 d) ΔF 패턴

그림 9. 표면방전 ΔF 패턴화

그림 10의 코로나 방전은 인가전압 7[kV]에서 a)와 같은 파형을 보이고 있으며, 방전펄스는 미약하게 발생하고 있고, 이때 b) ΔF 패턴은 표면방전 특성과 유사하게 나타난다. c)는 코로나 방전으로 인한 flash-over가 발생할 때의 결과로서 전체 주파수 영역에서 부분방전 펄스가 검출되고 있으며, 크기가 매우 크게 나타나고 있다. d) ΔF 패턴을 보면 각 축 방향과 4사분면에서 매우 높은 분포를 보인다. 표면방전의 경우처럼 각 축상 및 4사분면에서 매우 높은 분포를 나타내지만 각 방향으로 분포가지의 길이가 표면방전에 비해 매우 크게 나타나고 있음을 확인할 수 있다.

이상의 결과에서 내부방전과 표면방전 및 코로나 방전은 부분방전 신호의 발생주파수 영역을 통한 특성구분

이 명확하지 않았으며, 코로나 방전으로 flash-over가 발생한 경우에만 주파수 영역의 명확한 구분이 가능하였다. 따라서 부분방전 신호의 발생 주파수 특성을 이용한 열화상태 분석이나 방전특성 구분은 매우 접근하기 힘들기 때문에 새로운 구분법이 필요하다. 본 연구에서 제안한 ΔF 패턴 분류법은 내부방전, 표면방전 및 코로나 방전이 명확히 구분되며, 그림 8~10에서 보이듯 방전 특성 구분이 가능한 것을 확인할 수 있다.



4.3 신경회로망을 이용한 부분방전 패턴인식

그림 11은 13kV의 전압을 인가했을 때 발생한 부분방전 신호의 패턴인식 결과이다. 인가직후부터 8시간의 구간에서는 안정영역으로 인식하고 있으며, 8시간 경과 후부터 열화가 진행되고 있는 것으로 인식하고 있지만, 가끔씩 위험단계로 인식하는 경우가 발생하고 있는데 이것은 열화가 진행되는 동안에 위험 영역의 패턴에 근접한 HFPD 신호가 검출되기 때문이며 짧은 시간동안에 나타나고 있기 때문에 열화진단의 결과에 크게 영향을 미치지 못한다. 60시간이 지나면서 위험영역으로 인식하고 있는데 이때도 열화진행 영역에서와 마찬가지로 다른 영역으로 인식하는 부분이 발생하고 있다. 인가전압이 비교적 낮은 경우에는 패턴의 변화가 뚜렷하게 구분되지 않는 구간이 많이 발생하는데 이런 경우에는 인식율이 저하한다. 이런 문제점을 해결하기 위해서는 많은 데이터의 축적이 필요하다.

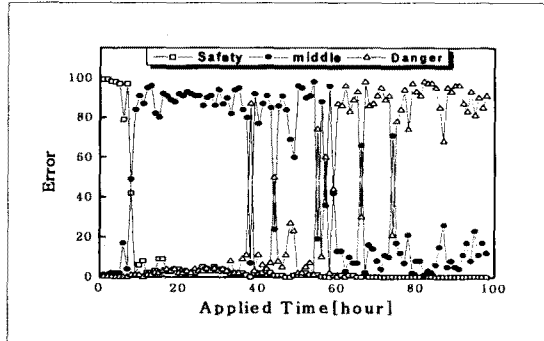
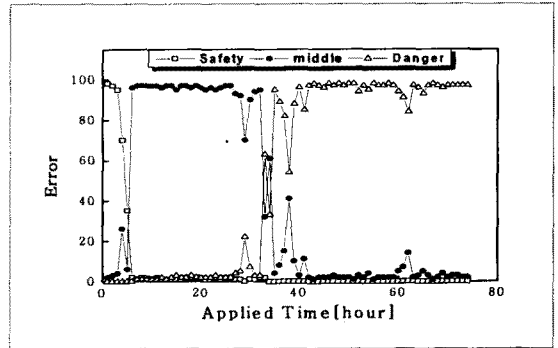


그림 12는 인가전압을 14kV로 승압하여 측정된 결과 데이터를 신경회로망을 이용해 열화 진단한 결과이다. 13kV를 인가했을 때 보다 안정영역으로 인식하는 구간이 짧아졌으며, 열화진행 영역과 위험영역의 중간 단계가 상당히 감소되는 것을 관찰할 수 있다. 이것은 인가전압이 상승하면 열화진행이 가속되며 패턴의 구분이 명확해지므로 인식률이 높아진다. 인가직후부터 5시간 사이의 구간은 안정영역으로 인식하고 있으며, 5~30시간은 열화진행 영역으로 40시간 후는 위험영역으로 인식하고 있다. 패턴이 섞여 나타나는 구간은 약 10시간 정도의 구간으로서 13kV를 인가했을 때 20시간보다 월등히 작아졌음을 알 수 있다. 또한 전체 패턴에 대한 인식율도 13kV를 인가한 경우에는 80%에서 89.7%로 높게 나타나고 있다.



5. 결 론

부분방전에 의해 발생하는 신호를 측정하고, 측정된 신호를 패턴화하여 정량화 하여 신경회로망을 이용해 패턴을 인식한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 방전패턴을 구분하기 위하여 제안한 ΔF 패턴법을 이용하여 부분방전신호의 패턴구분이 가능하였다.
2. 부분방전 신호를 ΔF 패턴화하여 방전패턴 및 방전형태의 정량적 표현이 가능 하였다.
3. 신경회로망을 이용한 부분방전신호의 패턴인식을 실시할 경우 방전형태에 따른 가중치를 다르게 적용해야 한다.

이상의 부분방전 신호를 측정하고 측정된 부분방전 신호를 신경회로망을 이용해 패턴을 인식한 경우 높은 전압에 따른 인식율이 변화를 가졌으나, 신경회로망의 인식률 개선을 위해 더욱 많은 데이터의 축적이 필요하다.

[참 고 문 헌]

[1] E. Wedenbrug, A. Ramme, E. Matheson, A. Jouanne, A. Wallace, "Modern On-line Testing of Induction Motors for Predictive Maintenance and Monitoring", IEE Turorial-AEA Capenhurst 99, pp. 1/14-1/19, 1999.

[2] A. Jouanne, "Voltage Unbalance : Power Quality Issues, Related Standards and Mitigation Techniques", EPRI Technical Report, 1998.

[3] J. Gorablenskow, T. Huecker, U. Schichler, "Application of UHF partial Discharge Monitoring and Expert System Diagnosis", IEEE International Symposium on Electrical Insulation, pp. 61-64, 1998.

[4] J. W. R. Smith, "Diagnostic Monitoring of HV Stator Winding Motors and Generators", IEE Colloquium-ERA Capenhurst 99, pp. 2/1 - 2/4, 1999.