

퍼지 RBF 뉴럴 네트워크를 이용한 트래킹 검출

최정내*, 김영일*, 권영복**, 김홍길**, 오성권***
 대림대학*, (주)케이디티**, 수원대학교***

Tracking Detection using Fuzzy Radial Basis Neural Networks

Jeoung-Nae Choi*, Young-ill Kim*, Young-Bok Kweon**, Hong-gil Kim**, Sung-Kwun Oh***
 Daelim College*, KDT**, The University of Suwon***

Abstract - 본 논문은 퍼지 RBF 뉴럴네트워크를 이용한 트래킹 검출 방법을 제시한다. IEC 60112에서 규정한 실험 장치와 방법에 따라 실험을 수행하였다. NI 장비를 사용하여 전류 파형을 측정하고, 측정된 전류 파형으로부터 FFT, 웨이블릿등의 신호처리 기법을 사용하여 12개의 특징점을 추출한다. 추출된 특징점들을 퍼지 RBF 뉴럴네트워크의 입력으로 사용하여 트래킹 발생 유무를 검출한다. 퍼지 RBF 뉴럴네트워크는 WLSE를 사용하여 학습하고, HFC-PGA를 이용하여 특징점들의 선택, 퍼지 규칙의 수, 후반부 다항식 차수, 퍼지화 계수등을 최적화 하였다.

1. 서 론

빌딩 및 공장에서 전기를 각 부하까지 분배해주는 분전반에서 전기화재의 주요 원인은 단락에 의해 출화된 것으로 알려져 있다. 이러한 단락은 통상적으로 탄화(흑연화)가 발생할 수 있는 피복류에서 일어날 위험이 큰 것으로 알려져 있다[1-5]. 과전류 및 누전은 과전류 차단기 또는 누전 차단기 설치 등으로 예방할 수 있지만 전기화재의 30% 이상을 차지하는 트래킹에 의한 화재 예방은 기술적 어려움 때문에 아직까지 실용화되지 않고 있다.

트래킹(Tracking)이란 절연물, 전선, 케이블 등의 표면에 부착된 먼지, 습기 등의 오염물질이나 또는 과열에 의한 절연물의 열화 등으로 인해 표면 누설 전류가 서서히 증가하고, 절연물이 분해하여 탄화 도전로가 생기는 방전현상을 말한다.

분전반 인출구나 옥내의 전선 및 케이블의 경우, 주변에 먼지나 습기가 차있을 때 전선 및 케이블 피복체를 통해서 도체 사이의 절연 층이 미소방전(Scintillation)에 의하여 탄화되고, 이 탄화도전로를 따라서 누설 전류가 점차 증가하여 드디어는 도체 사이에 절연 파괴와 함께 전선피복체가 발화하는 트래킹화재가 발생하게 된다. 이러한 트래킹의 징후를 나타내는 전류의 크기는 수십 mA에서 수 A에 불과하나 배선용차단기나 퓨즈의 정격전류는 20A 이상이므로 트래킹에 의한 발화전류는 검출할 수 없고, 누전 차단기는 5mA 이상에서 전로를 차단하지만 전선 상호간의 누설전류는 검출하지 못하는 실정이다.

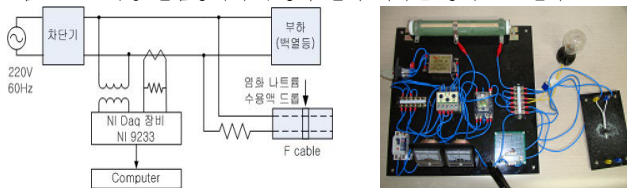
유기절연재료 표면 및 옥내 배선에서 발생하는 트래킹 현상에 의한 발화 과정에 관한 연구는 많이 있으나 트래킹의 검지 및 방지장치의 개발에 관한 연구는 미약한 실정이다.

본 연구에서는 부하의 전류파형을 이용한 옥내 배선의 선간 절연불량으로 발생하는 트래킹 검출방법을 제안한다. 부하전류 파형을 측정하여 트래킹 발생시 파형의 특성을 분석하고 실효값, 첨도, 비대칭도 등의 특징 데이터를 추출하고 퍼지 RBF 뉴럴네트워크(FRBFNN)를 이용하여 트래킹 발생 유무를 판단한다. FRBFNN은 계층적 공정경쟁 유전자 알고리즘(HFC-PGA)을 이용하여 최적화 하였다.

2. 트래킹 장치 및 특징 추출

2.1 트래킹 장비

트래킹 실험은 IEC 60112 "Method for determining the comparative and the proof tracking indices of solid insulation materials under moist condition"에서 규정한 실험 장치와 방법에 따라 설계하였다[8]. 그림 1은 트래킹 실험장치의 구성과 실제 제작된 장치를 보인다.

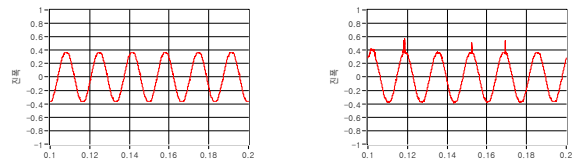


(a) 실험 장치 구성도 (b) 제작된 실험 장치
 <그림 1> 트래킹 실험장치의 구성과 제작된 장치

2.2 특징 추출

NI사의 NI 9233 DAQ 장비를 사용하여 전류와 전압파형을 측정하였으며, Labview를 사용하여 신호처리를 수행하였다. 신호는 50kHz/s의 샘플링 주기로 1초 동안 50000개의 샘플 데이터를 입력받아 트래킹 발생 유무를 판단하기 위한 특징점을 추출하였다.

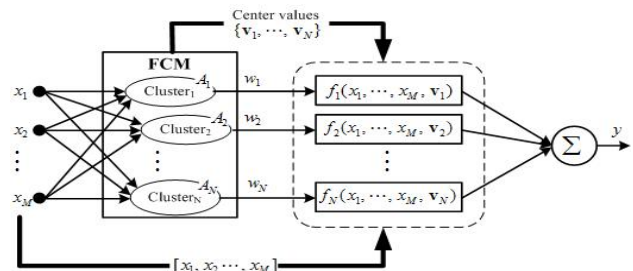
그림 2는 트래킹 발생시와 정상상태에서의 전류 파형을 보인다. 트래킹 발생시 일반적으로 파형의 피크 부분에서 펄스 형태의 신호가 감지되지만 트래킹 진화 단계에 따라 다양한 형태의 파형이 형성된다. 본 논문에서는 입력된 전류파형에 대하여 FFT, Wavelet등의 신호처리 기술을 이용하여 트래킹 발생유무를 판단하기 위한 12개의 특징값을 추출하였다. 특징을 추출하기 위해 실제 전류파형과 1kHz의 대역폭으로 지역통과된 전류신호를 사용하였다. 실제 전류파형에 대하여 실효값, 최대값, 최소값, 첨도, 비대칭도를 구하였고, FFT 변환을 이용하여 스펙트럼 크기의 평균과 분산, Wavelet 기법을 이용하여 각 주기에서의 상위와 하위 피크의 크기를 구하여, 각각에 대한 평균과 표준편차를 추출하였다.



(a) 정상상태 전류 파형 (b) 트래킹 발생시 전류 파형
 <그림 2> 트래킹 전류파형

3. 퍼지 RBF 뉴럴네트워크 및 최적화

FRBFNN은 Fuzzy 클러스터링 알고리즘과 RBF 뉴럴네트워크의 합성된 구조이다[6, 7]. FRBFNN의 구조는 그림 3과 같다. 이 구조는 RBFNN의 변형 및 확장된 구조로써 가우시안이나 타원형등의 특정 RBF 커널을 사용하지 않고 FCM을 사용한다. FCM은 입력공간을 분할하고, 소속값을 계산한다.



<그림 3> FRBFNN의 구조

FRBFNN은 전반부와 후반부로 구성이 되어 있다. FCM은 전반부에 해당한다. 클러스터의 수는 퍼지규칙의 수가 되며 각 데이터의 소속정도는 각 규칙에 대한 적합도로서 사용된다. 후반부는 각 퍼지공간에서의 로컬모델을 의미하며 다항식 구조를 갖는다. FRBFNN은 식(1)처럼 표현되며 후반부 다항식으로써 식(2)~(5)처럼 4가지 형태를 고려한다. RBFNN은 후반부가 식(2)처럼 상수값을 갖는 형태이다.

$$R^j: IF x_1, \dots, x_n \text{ is } A_j \text{ THEN } y_j = f_j(x_1, \dots, x_n) \quad (1)$$

Type 1 : 간략식(상수형)

$$f_j(x_1, x_2, \dots, x_n) = a_{j0} \quad (2)$$

Type 2 : 선형식

$$f_j(x_1, \dots, x_n) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jn}x_n \quad (3)$$

Type 3 : 2차식

$$f_j(x_1, \dots, x_n) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jn}x_n + a_{j(n+1)}x_1^2 + \dots + a_{j(2n)}x_n^2 + a_{j(2n+1)}x_1x_2 + \dots + a_{j(n+2)(n+1)/2}x_{n-1}x_n \quad (4)$$

Type 4 : 변형된 2차식

$$f_j(x_1, \dots, x_n) = a_{j0} + a_{j1}x_1 + \dots + a_{jn}x_n + a_{j(2n+1)}x_1x_2 + \dots + a_{j(n+2)(n+1)/2}x_{n-1}x_n \quad (5)$$

FRBFNN의 학습은 크게 전반부 멤버십함수의 학습과 후반부 다항식의 학습부분으로 구성된다. 전반부 멤버십 함수는 삼각형이나 가우시안 형태 등의 특정 형태를 사용하지 않고 FCM 알고리즘을 통하여 멤버십 값이 결정된다.

식(1)에서 A_j 는 j 번째 클러스터(규칙)를 의미하며, 이때 소속정도는 FCM에서 소속정도를 결정해주는 식(6)으로 부터 구해진다.

$$\mu(A_j) = w_j = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x - v_j\|}{\|x - v_k\|} \right)^{\frac{2}{p-1}}} \quad (6)$$

여기에서 $j=1, \dots, c$ c 는 규칙수이며, $x = [x_1 \dots x_n]$, n 은 입력 변수의 수, v_j 는 j 번째 클러스터의 중심벡터, p 는 퍼지화 계수이다.

FRBFNN 모델은 출력은 식(7)처럼 구해진다.

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^c w_j f_j(x_1, \dots, x_n) \quad (7)$$

후반부 다항식의 계수는 WLSE에 의하여 결정된다. WLSE는 로컬모델의 학습을 수행하기 위한 방법으로써 식(8)처럼 정의되는 성능평가함수가 최소가 되도록 각각의 로컬모델인 다항식의 계수를 추정하는 방법으로써 각각의 로컬모델을 독립적으로 추정할 수 있다는 장점이 있다. 이 방법은 컴퓨터의 계산부하를 줄일 수 있고, 각각의 로컬모델로써 서로 다른 차수의 다항식들을 사용할 수 있다는 장점이 있다.

$$J_L = \sum_{j=1}^R (Y - X_j a_j)^T W_j (Y - X_j a_j) \quad (8)$$

여기서, W_j 는 j 입력공간에 대한 입력데이터의 활성레벨(소속값)을 의미하고, X_j 는 로컬모델의 계수를 추정하기 위한 입력데이터 행렬을 의미하며 로컬모델이 선형일 경우 다음처럼 정의된다.

$$W_j = \begin{bmatrix} w_{j1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_{j2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_{jm} \end{bmatrix}, \quad X_j = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1n} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{m1} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

여기서, m 은 데이터의 수이다.

j 번째 규칙에 대한 로컬모델인 다항식의 계수는 식(9)에 의해서 구해진다.

$$\hat{a}_j = (X_j^T W_j X_j)^{-1} X_j^T W_j Y \quad (9)$$

4. HFC-PGA를 이용한 퍼지 RBF 뉴럴네트워크의 최적화

FRBFNN의 전반부 학습은 FCM, 후반부 학습은 WLSE를 사용하여 수행되지만, 사용된 입력변수, 퍼지규칙의 수, 후반부다항식의 차수, 퍼지화 계수를 결정해야 한다. 본 논문에서는 계층적공정 경쟁 유전자 알고리즘(HFC-PGA)를 사용하여 위의 4가지 파라미터를 최적화 하였다.

HFC-PGA는 집단의 다중화 및 계층화를 통하여 개체들의 다양성을 유지함으로써 GA에서 발생하는 조기수렴 문제를 개선하기 위한 방법으로써 기존의 GA보다 탐색능력이 우수하다.

5. 시뮬레이션 및 실험

제작된 트래킹 실험장비에서 인가전압은 220V, 60Hz로 하였으며, 부하로는 5, 40, 60W의 백열등의 부하용량을 변화시켜 실험을 수행하였다.. 시료는 폴리에틸렌 비닐 케이블(F cable)을 사용하였고 피복에 3mm 정도로 절연하여 심선을 노출시켜서 심선간에 전압을 인가한 상태에서 피복재의 손상부에 0.1%의 염화암모늄(NH₄Cl) 수용액을 30초 간격으로 떨어뜨리면서 심선간의 피복재를 통해서 흐르는 누설전류와 부하 전류를 측정한다. 그림 4은 제작된 트래킹 실험장치를 보인다.

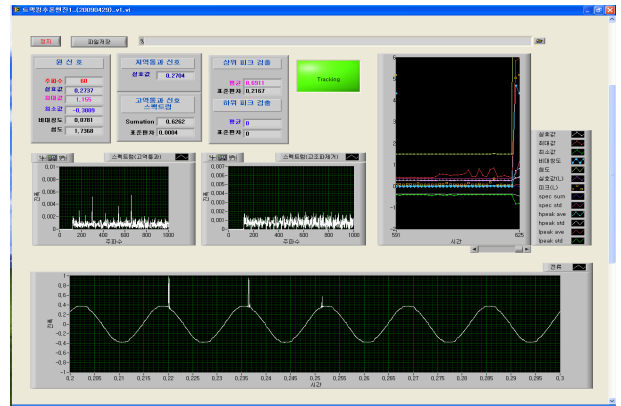
트래킹 실험을 통하여 트래킹 발생시와 정상인 경우에 대하여 620개의 전류파형을 측정하고 각각의 전류 파형에 대하여 2.2절에서 설명한 12개의 특징을 추출하였다. 특징 데이터를 추출하여 60%를 학습데이터, 40%를 평가데이터로 사용하였다. HFC-PGA에서 집단수는 5개, 각 집단에 대하여 50개의 개체를 사용하였고, 반복수는 100회를 사용하였다. 성

능지수는 RMSE를 사용하였다. 사용할 입력변수의 수를 2, 3, 4, 5, 6개인 경우에 대하여 사용할 입력변수, 퍼지 규칙, 후반부 다항식 차수, 퍼지화 계수를 최적화 하였다. 표 1은 시뮬레이션 결과를 보인다.

<표 1> FRBFNN의 최적화 파라미터와 성능분석

| 입력변수 수 | 규칙수 | 후반부 다항식 | 퍼지화 계수 | 학습데이터 인식률 | 평가데이터 인식률 |
|--------------------|-----|---------|--------|-----------|-----------|
| 2, 3 | 18 | 선형식 | 1.1703 | 93.28% | 95.56% |
| 2, 3, 6 | 17 | 선형식 | 1.2152 | 93.82% | 96.37% |
| 1, 2, 3, 10 | 19 | 선형식 | 1.1362 | 94.08% | 95.16% |
| 1, 2, 3, 7, 12 | 18 | 선형식 | 1.2268 | 93.01% | 94.76% |
| 1, 2, 3, 5, 10, 11 | 20 | 선형식 | 1.1295 | 93.55% | 93.95% |

시뮬레이션 결과 실제 측정 전류의 최대값과, 첩도, 그리고 지역통과 필터링된 전류의 실효값을 입력으로 사용할 경우 평가 데이터에 대한 인식률이 가장 높았으며, 이 경우의 FRBFNN 모델을 LabView에서 구현하여 적용하였다. 그림 4는 Labview를 이용하여 구현된 트래킹 검출 시스템의 동작화면을 보인다.



<그림 4> LabView로 구현된 트래킹 검출 시스템
3. 결 론

본 논문에서는 FRBFNN을 이용한 트래킹 검출 방법을 제안하였다. 트래킹 발생시와 정상상태에서의 파형을 비교분석하여 트래킹을 검출하기 위한 다양한 특징점을 추출하고, 추출된 특징점을 이용하여 FRBFNN의 학습을 수행하여 트래킹 발생 유무를 판단할 수 있는 지능형 패턴 분류기를 설계하였다. FRBFNN은 HFC-PGA를 이용하여 최적화함으로써 성능을 극대화 시켰으며, 설계된FRBFNN은 LabView로 구현하여 그 성능과 적용가능성을 검증하였다.

감사의 글

이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2008-314-D00376]. 그리고 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임[KRF-2009-0074928].

[참고 문헌]

- [1] 지승욱, 이춘하, 윤대회, 송현직, 심광열, 박원주, 이광식, "전압파형을 이용한 트래킹 진단과정 분석방법에 관한 연구", 조명·전기설비학회논문지, Vol. 20, No. 8, pp. 30-35, 2006
- [2] 최충석, 송길목, 김형래, 김향곤, 김동욱, 김동우, "트래킹에 의해 열화된 누전차단기 외함의 특성분석", 2002 한국화재 소방학회 추계학술논문, pp. 47-52
- [3] 최원은, 조기선, 이승우, "고분자 절연재료의 트래킹 현상에 관한 연구", 전기학회논문지, Vol. 34, No. 12, pp. 457-463, 1985
- [4] 지승욱, 이상훈, 김충년, 이춘하, 이광식, "트래킹 검출을 위한 주파수-시간 분석(분할-FFT)", 대한전기학회논문지, Vol. 53c, No. 10, pp. 530-538, 2004
- [5] 최대원, 이오걸, 김석순, "신경회로망을 이용한 옥내배선의 트래킹 검지 기법", 대한화재 소방학회지, Vol. 9, No. 1, pp. 3-9, 1995
- [6] 최정내, 오성권, 김현기, "FCM 기반 퍼지 뉴럴 네트워크의 진화론적 최적화", 대한전기학회지, Vol. 57, No. 3, pp. 466-472, 2008
- [7] 최정내, 김현기, 오성권, "PSO를 이용한 FCM 기반 RBF 뉴럴네트워크의 최적화", 대한전기학회지, Vol. 57, No. 1, pp. 2108-2116, 2008
- [8] IEC 60112, "Method for the determination of the proof and the comparative tracking indices of solid insulating materials", 2004