

트래킹에 의한 전기화재 가능성 예측

지승욱

영남대학교 대학원

Prediction for Possibility of the Electric Fire by Tracking Breakdown

Seung-Wook Jee

Graduate School, Yeungnam University

(Received September 15, 2014; Revised February 16, 2015; Accepted April 28, 2015)

요 약

전기화재의 주요 원인 중 하나인 트래킹은 서서히 진전하는 특징을 가지기 때문에 진전단계를 분석함으로써 화재가능성을 예측할 수 있다. 본 논문은 부하가 연결된 모의 전기설비에서 트래킹에 의한 전기화재 가능성을 예측하고자 시도하였다. 부하는 무유도 저항을 사용하였고, 트래킹은 모의 전기설비의 일부인 비닐캡타이어 타원형코드에 전해액을 적하하여 발생시켰다. 트래킹에 의한 전기화재 가능성을 예측하기 위해 모의 전기설비의 전체 전류파형을 검출하였다. 전류파형으로부터 트래킹 진전을 분석하기 위해 시간-에너지 변환과 확률분포를 이용하였고, 이를 신경망에 입력함으로써 전기설비 내에서 전기화재의 발생가능성을 4단계로 예측할 수 있게 하였다.

ABSTRACT

Tracking, which is one of main reasons of the electric fire, progresses gradually, and therefore, the possibility of fire caused by tracking can be predicted by analyzing the stage of its progress. This paper is conducted in order to predict possibility of the electric fire caused by the tracking in the simulated electric equipment with load. Non-inductive resistance is used as the load. The tracking is happened in a Polyvinyl-chloride-sheathed flat cord, which is a part of the simulated electric equipment by means of dropping of electrolyte droplet. In order to predict the possibility of electric fire caused by tracking, we detect the whole current waveforms of the simulated electric equipment. The time-energy analysis and probability distribution are used for analysis of the tracking progress from the whole current waveforms. In accordance with the results is used for input date of Neural networks, the neural networks can be predict possibility of the electric fire in the electric equipment by 4 stages.

Keywords : Tracking progress, Time-energy analysis, Neural networks

1. 서 론

한국전기안전공사의 전기안전포털시스템에 따르면 우리나라에서 발생하는 전기화재의 30% 이상이 전기배선이나 배선기구에서 발화하는 것으로 알려져 있다. 특히 옥내배선, 전기기기용 코드, 콘센트 등의 순으로 발생이 많이 되고 있다. 또한, 전기 배선에서 발생하는 화재의 70% 이상이 단락이며, 트래킹은 단락의 주요 원인 중 하나이다. 트래킹은 점차 진전하는 특성을 가지고 있기 때문에 트래킹 파괴로 이르기 전에 감지할 수 있다면 전기화재를 미연에 방지하는 것이 가능하다^(1,2).

전기사고의 주요 원인중 하나인 트래킹은 그 진전과정 이 비교적 잘 알려져 있다^(2,4). 하지만 대부분의 트래킹 실

험이 International Electrotechnical Commission (IEC)나 American Society for Testing and Materials (ASTM)에서 정한 실험장치에서, 정해진 규격의 시료(test sample)를 대상으로 연구되고 있다. 실제 전기설비인 코드나 케이블처럼 전기재료에서 다른 부하가 함께 연결된 상태로 트래킹 검출이 시도된 연구는 매우 적다⁽²⁻⁶⁾.

트래킹 진전상태를 분석하기 위해 시료표면과 방전상태 관찰, 광센서, 열화상 등이 활용되고 있다. 하지만, 주변 환경이나 전기설비에 따라 이러한 방법으로 트래킹 검출이 곤란하거나 불가능한 경우도 많다⁽⁷⁻¹⁰⁾.

이에 본 연구는 옥외 및 이동용 전선으로 많이 쓰이고 있는 비닐캡타이어 타원형코드(PolyVinyl-Chloride-Sheathed Flat Cord, PVCSEFC)를 시료로 사용하고, 부하를 연결한

상태에서 PVCSCFC의 끝부분에 전해액을 적하하여 트래킹을 진전시킨 후, 측정된 부하전류로부터 신경망을 이용하여 트래킹 진전상태를 파악함으로써 트래킹에 의한 전기화재 가능성을 예측하고자 시도하였다.

2. 관련이론 및 이론적 고찰

2.1 PVCSCFC에서 탄화과정과 도전경로

PVCSCFC에서 두 도체 사이에 전해액이 유입되면 두 도체 사이에 브리지가 형성된다. 이 브리지를 통해 전류가 흐르고, 줄열이 발생되며, 그 결과 강한 전계강도를 가지는 건조대가 두 도체 사이에 형성된다. 건조대에서 발생하는 방전에 의해 PVCSCFC의 절연체 표면에 탄화가 나타나기 시작한다. 탄화는 Insulation 층에서 시작하여 sheath 층으로 번져 가며, 점차 탄화물이 적층되고 두 도체 사이를 완전히 연결하게 되면 트래킹 파괴로 이어진다⁽⁶⁾.

두 도체 사이에 흐르는 전류는 도전경로에 따라 세 종류로 나눌 수 있다. 전해액만으로 구성된 도전경로, 전해액과 탄화물로 구성된 도전경로, 전해액의 기화로 인해 도전경로에 공간(void)을 가지는 도전경로가 그것이다. 트래킹으로 진전되어 갈수록 공간을 가지는 도전경로가 늘어나게 되고 따라서, 방전이 더욱 활발하게 나타나게 된다⁽⁶⁾.

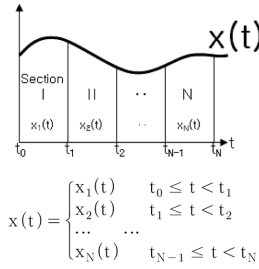
2.2 시간-에너지 변환

시간-에너지 분석의 개략도인 Figure 1에서 원래의 파형 $x(t)$ 를 동일한 크기(Section I은 $x_1(t)$, Section II는 $x_2(t)$, ..., Section N은 $x_N(t)$)로 나누고, 각 구간별로 푸리에 변환을 수행한 결과가 Result I, Result II, ..., Result N이다. 구간별로 샘플링 타임이 동일하기 때문에 각 변환마다 주파수 값들은 동일하다. 또한 파서발(Parseval)의 정리에 의해 시간 영역과 주파수 영역에서 에너지가 동일하기 때문에 $x(t)$ 는 식(1)과 식(2)의 두 가지로 표현이 모두 가능하다⁽¹¹⁾.

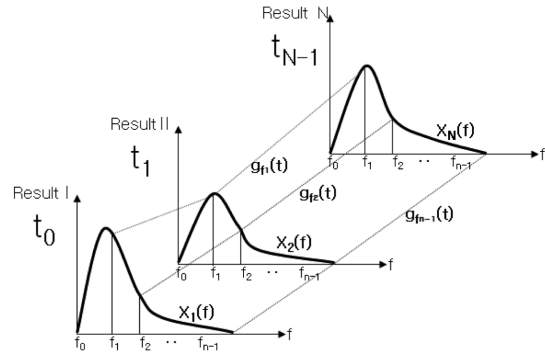
$$x(t) = \begin{cases} x_1(t) & (\text{단, } t_0 \leq t < t_1) \\ x_2(t) & (\text{단, } t_1 \leq t < t_2) \\ \dots & \dots \\ x_N(t) & (\text{단, } t_{N-1} \leq t < t_N) \end{cases} \quad (1)$$

$$|x(t)| = \sum_{k=1}^N X_k(f) = \sum_{k=0}^{n-1} g_k(f) \quad (2)$$

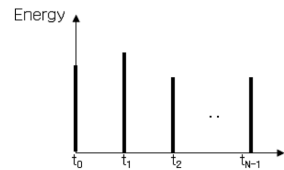
Figure 1에서 각 구간들의 시작점 $t_0, t_1, t_2, \dots, t_{N-1}$ 을 가로축으로 하고, 식(2)로 구한 에너지값($\Sigma X_1(f), \Sigma X_2(f), \Sigma X_3(f), \dots, \Sigma X_N(f)$)들을 세로축으로 하여 그래프로 그리게 되면 Figure 1의 (c)와 같이 다시 시간영역으로 변환이 가능하다. 이때, 식(3)과 같이 식(2)에서 필요한 주파수 성분들만의 크기를 합하여 시간영역으로 변환함으로써 필요한 고주파 성분들에 대하여 시간에 따른 변화를 관찰할 수 있



(a) $x(t)$ in time domain



(b) The results of Fourier transform for each $x_k(t)$



(c) Energy of $x(t)$

Figure 1. Schematic diagram of time-energy analysis.

다⁽¹¹⁾.

$$|x'(t)| = \sum_{k=1,2,9,\dots,m} g_k(f) \quad (3)$$

3. 실험장치 및 방법

Figure 2(a)는 전기설비에서 트래킹에 의한 전기화재 발생 가능성을 예측하기 위한 실험 배치도이다. Figure 2(a)에서 전원은 교류 220 V, 60 Hz, 부하(Load)는 200 Ω 의 무유도저항을 사용하여 구성하였다. 트래킹을 발생시키기 위해 시료 PVCSCFC (1.25 mm² × 2C)를 Figure 2(b)와 같이 잘라서 사용하였으며, 전해액(0.2% NaCl 용액)을 Figure 2(a)의 ⊗지점에 2분 간격으로 20 μ l씩 적하하였다. 또한, 사고로 인한 단락 전극 간 전류가 KS C IEC 60112의 권고안인 1.0 ± 0.1 A를 넘지 않도록 하기 위해 220 Ω 의 무유도 저항 R을 트래킹 시료에 직렬로 연결하였고, 트래킹 파괴를 알기 위해 0.5 A 정격의 퓨즈를 연결하였다.

전류파형으로 전기화재 발생 가능성을 예측하기 위해 전류프로브(Tektronix, TCPA300 Amplifiers & TCP300)와 오실로스코프를 사용하였다.

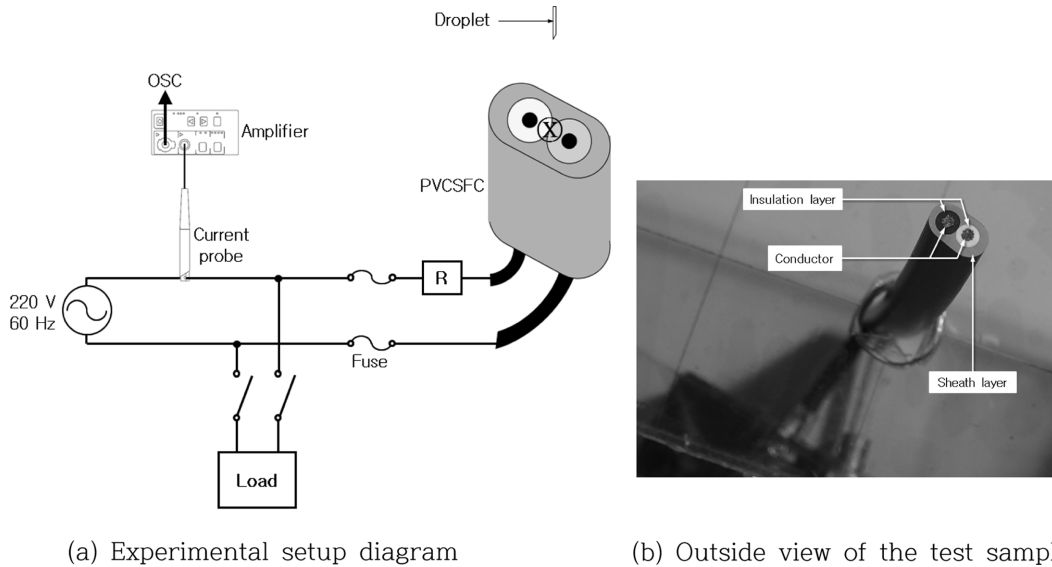


Figure 2. Experimental setup diagram.

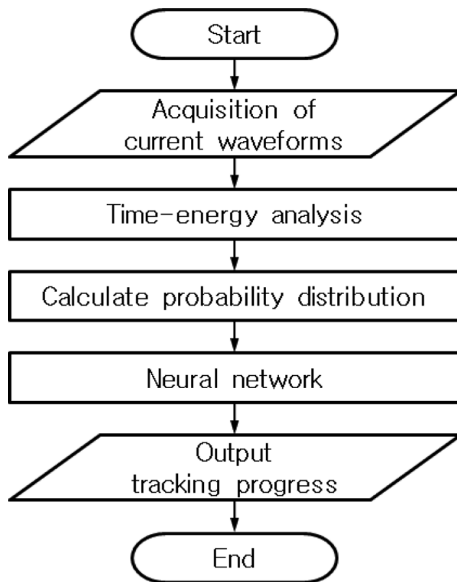


Figure 3. Flowchart of signal processing for prediction for possibility of the electric fire.

전기화재 가능성 예측을 위해 측정된 전류파형은 Figure 3과 같은 과정을 거쳐 처리된다. 측정된 전류파형에서 미세한 방전전류를 검출하고, 데이터 처리를 용이하게 하기 위해 시간-에너지 변환을 수행한다. 다음으로 정상상태를 기준으로 만들어진 몇 개의 구간에 대한 확률분포를 구한다. 끝으로 이 확률분포를, 트래킹 진전단계별 확률분포의 패턴을 미리 교육받은, 신경망에 입력함으로써 전기화재 가능성을 예측하게 된다.

Figure 4는 4개의 입력값으로 전기설비로부터 전기화재 가능성을 분석하기 위해 사용된 신경망을 보여준다. 입력층 뉴런 4개, 은닉층 뉴런 12개, 출력층 뉴런 3개를 갖는 다층 신경회로망(multi-layer neural network)이다. 활성화 함수

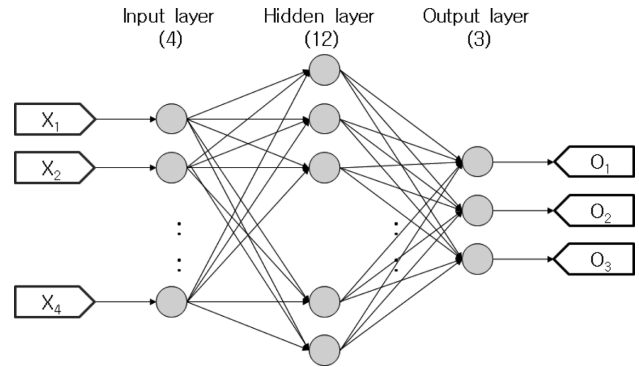


Figure 4. Neural networks used for prediction for possibility of the electric fire.

(transfer function)는 식(4)의 시그모이드 함수(sigmoidal function)를 사용하였고, 목표치와 실제 결과값(actual output)의 차이를 줄이기 위해 백 프로퍼게이션(back propagation training) 알고리즘을 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (0 < f(x) < 1) \quad (4)$$

4. 실험결과 및 분석

4.1 시간-에너지 분석 결과

트래킹 진전과정은 Static states (SS, 정상상태), Carbonization at Insulation layer (CI, 절연층 탄화), Carbonization at Sheath layer (CS, 시스층 탄화) 및 Accumulation of Carbonized materials (AC, 탄화물 적층) 등 4개의 단계로 나누어 관찰하였다. Figure 5는 각각의 경우에 대한 전류 파형을 나타낸 것이다. 샘플링 타임은

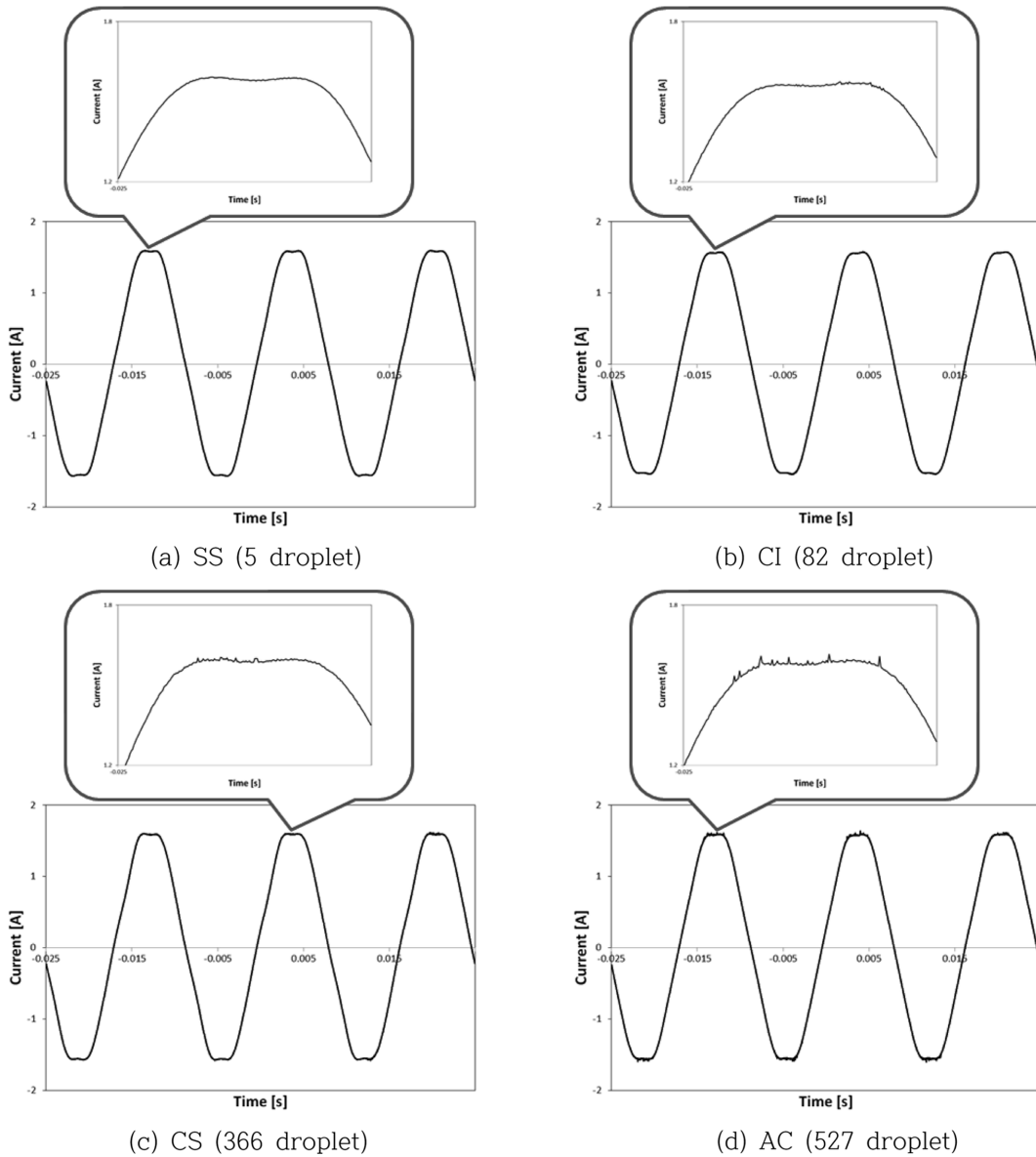


Figure 5. Current waveforms for each stage of tracking progress.

0.00002 s이고, 데이터 수는 2,500개이다. (a)는 SS 단계, (b)는 CI 단계, (c)는 CS 단계, (d)는 AC 단계일 때 측정된 전류파형들이다. 전류파형의 일부분을 확대함으로써 최대 전류값 부근에서 방전으로 인한 펄스를 확인할 수 있다. 하지만 부하전류로 인해 전류파형을 관측하는 것만으로는 트래킹의 진전정도를 파악하는 것이 매우 힘들다.

Figure 6(a)는 Figure 5(a)의 전류파형에 대한 시간-에너지 변환의 결과를 보여준다. 한 섹션의 크기를 256개로 하였으며, 센션 간 간격을 18 (0.00036 s)로 하여 데이터를 중복 사용하였다. 기본 주파수가 약 195 Hz ($1/(0.00002 \text{ s} * 256) \approx 195$)이고, 식(3)에서 k의 값을 10에서 36으로 설정함으로써, 1,950 Hz에서 7,020 Hz 성분들을 관찰할 수 있게 하였다. Figure 6의 (b), (c), (d)도 각각 Figure 5의 (b), (c), (d)의 전류파형에 대하여 동일한 조건으로 시

간-에너지 변환결과를 수행한 결과들이다. 트래킹으로 진전되어 갈수록 방전의 크기가 커지고, 빈도도 증가하는 것을 분명히 보여주고 있다.

SS 단계인 Figure 5(a)에서 평균은 0.00021, 표준편차는 0.00015였다.

4.2 신경망을 이용한 트래킹 진전과정 분석 결과

SS 단계일 때 구한 평균(m)과 표준편차(s)를 이용하여 4개의 구간, 즉 $[-\infty, m + 3\sigma)$, $[m + 3\sigma, m + 6\sigma)$, $[m + 6\sigma, m + 9\sigma)$, $[m + 9\sigma, \infty]$ 을 만들고, Figure 6의 결과에 대하여 각 구간에 속하는 확률(이하 확률분포)을 구하여 Table 1에 나타냈다. Table 1에서 각각 SS는 Figure 6의 (a), CI는 (b), CS는 (c), AC는 (d)의 확률분포이다. 또한, $X_1 = P(-\infty \leq x < m + 3\sigma)$, $X_2 = P(m + 3\sigma \leq x < m + 6\sigma)$, $X_3 = P(m +$

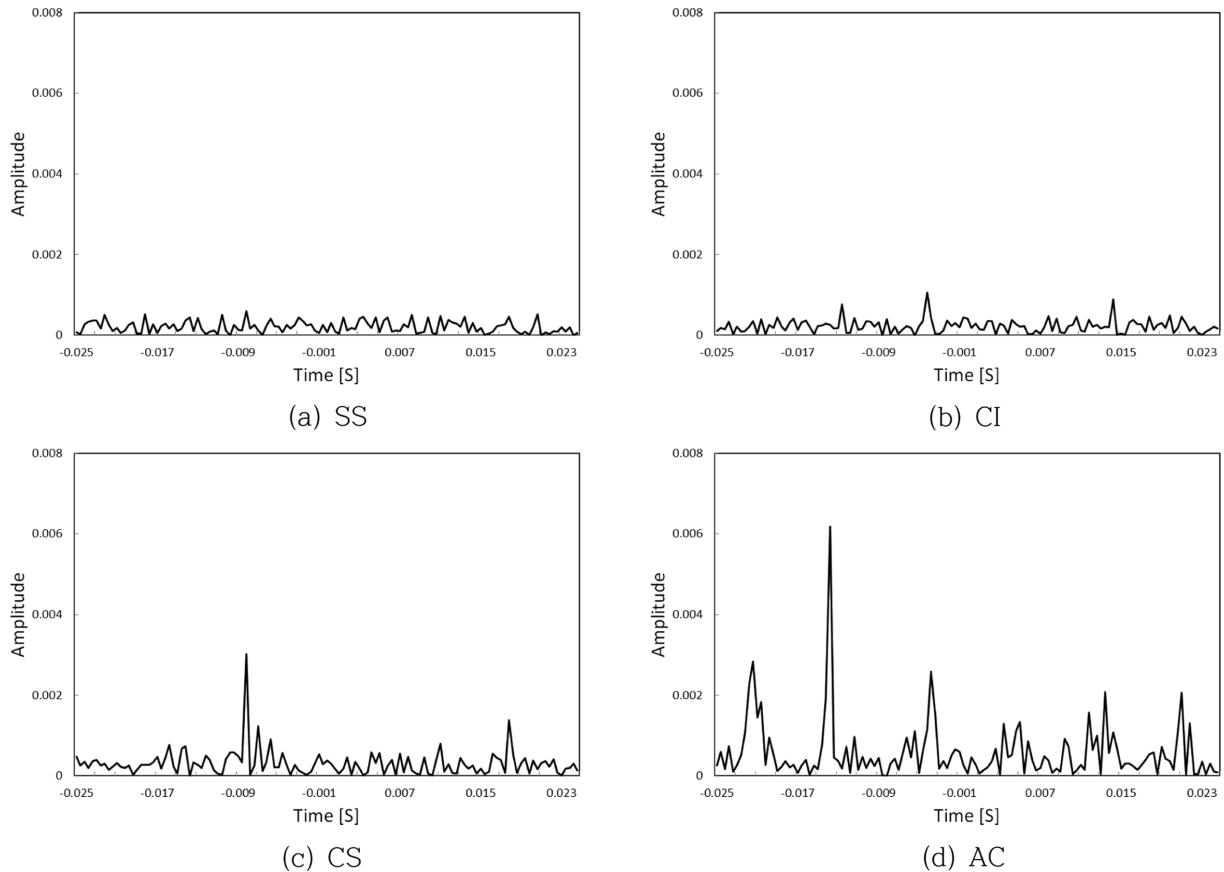


Figure 6. Results of the time-energy analysis.

Table 1. Learning Set of Neural Networks for Prediction for Possibility of the Electric Fire

| Tracking progress | Input signals | | | | Desired output | | |
|-------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|-------------------------------------|----------------|--------|--------|
| | X_1 | X_2 | X_3 | X_4 | O_1 | O_2 | O_3 |
| | $P(-\infty \leq x < m + 3\sigma)$ | $P(m + 3\sigma \leq x < m + 6\sigma)$ | $P(m + 6\sigma \leq x < m + 9\sigma)$ | $P(m + 9\sigma \leq x \leq \infty)$ | | | |
| SS | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| CI | 0.8320 | 0.1440 | 0.0240 | 0.0000 | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| CS | 0.7840 | 0.1760 | 0.0240 | 0.0160 | 1.0000 | 1.0000 | 0.0000 |
| AC | 0.6400 | 0.1920 | 0.0720 | 0.0960 | 1.0000 | 1.0000 | 1.0000 |

SS: Static states, CI: Carbonization at insulation layer, CS: Carbonization at sheath layer, AC: Accumulation of carbonized materials.

$6\sigma \leq x < m + 9\sigma$, $X_4 = P(m + 9\sigma \leq x \leq \infty)$ 이다. 트래킹으로 진전되어 갈수록 X_1 의 값은 작아지고, X_2 , X_3 및 X_4 의 값이 커지는 것을 볼 수 있다.

확률분포를 신경망의 입력으로 하고, 트래킹의 진전단계를 SS, CI, CS 및 AC의 4단계로 출력할 수 있도록 신경망을 교육시켰다. 특히 트래킹 파괴에 가까워질수록 출력층 뉴런들이 점진적으로 반응하도록, 출력은 SS일 때 $O_1 = 0, O_2 = 0, O_3 = 0$ 으로, CI일 때 $O_1 = 1, O_2 = 0, O_3 = 0$ 으로, CS일 때 $O_1 = 1, O_2 = 1, O_3 = 0$ 으로, AC일 때 $O_1 = 1, O_2 = 1, O_3 = 1$ 로 출력되게 하였다. 14,197회 교육시켜 오차율 1.0% 미만의 신경망을 얻었다.

트래킹 진전실험을 5회 반복수행하고, 각 단계별로 취득

한 전류파형에 대해 시간-에너지 변환을 수행하고, 확률분포를 구한 후 신경망에 입력하였다. 그 결과 Table 2와 같은 결과가 얻어졌다.

SS_1~SS_5의 경우 X_1 이 99% 이상을 차지하며, 건조대 형성 시 발생하는 방전에 의해 1% 정도가 X_1 을 벗어난 것으로 나타났다. 절연층에서 탄화가 발생되면 건조대에서 방전이 활발하게 일어나기 시작한다. CI_1~CI_5를 보면 약 15~20% 정도가 X_1 을 벗어나고 있다. 신경망 역시 이들 데이터에 대하여 CI 단계로 구별을 잘하고 있는 것을 볼 수 있다. CS_1~CS_5를 보면 X_1 의 값이 80% 미만이고, X_2 의 값이 15%를 훨씬 초과하는 특징을 보이고 있다. 신경망 분석 결과 역시 이 데이터들을 CS 단계로 잘 구별하

Table 2. Results for Prediction for Possibility of the Electric Fire Using Neural Networks

| Tracking progress | Input signals | | | | Actual output | | |
|-------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|-------------------------------------|---------------|--------|--------|
| | X_1 | X_2 | X_3 | X_4 | O_1 | O_2 | O_3 |
| | $P(-\infty \leq x < m + 3\sigma)$ | $P(m + 3\sigma \leq x < m + 6\sigma)$ | $P(m + 6\sigma \leq x < m + 9\sigma)$ | $P(m + 9\sigma \leq x \leq \infty)$ | | | |
| SS1 | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0109 | 0.0000 | 0.0000 |
| SS2 | 0.9920 | 0.0080 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0137 | 0.0000 | 0.0000 |
| SS3 | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0109 | 0.0000 | 0.0000 |
| SS4 | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0109 | 0.0000 | 0.0000 |
| SS5 | 0.9920 | 0.0080 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0137 | 0.0000 | 0.0000 |
| CI_1 | 0.8480 | 0.1360 | 0.0160 | 0.0000 | 0.9672 | 0.0032 | 0.0000 |
| CI_2 | 0.8320 | 0.1440 | 0.0240 | 0.0000 | 0.9885 | 0.0250 | 0.0001 |
| CI_3 | 0.8320 | 0.1440 | 0.0160 | 0.0080 | 0.9895 | 0.0300 | 0.0002 |
| CI_4 | 0.8560 | 0.1200 | 0.0160 | 0.0080 | 0.9304 | 0.0007 | 0.0000 |
| CI_5 | 0.8320 | 0.1440 | 0.0240 | 0.0000 | 0.9885 | 0.0250 | 0.0001 |
| CS_1 | 0.7920 | 0.2080 | 0.0000 | 0.0000 | 0.9998 | 0.9879 | 0.0202 |
| CS_2 | 0.7920 | 0.1920 | 0.0160 | 0.0000 | 0.9997 | 0.9691 | 0.0114 |
| CS_3 | 0.7920 | 0.1520 | 0.0320 | 0.0240 | 0.9992 | 0.8292 | 0.0038 |
| CS_4 | 0.7840 | 0.1760 | 0.0240 | 0.0160 | 0.9997 | 0.9754 | 0.0136 |
| CS_5 | 0.7600 | 0.1840 | 0.0400 | 0.0160 | 0.9999 | 0.9986 | 0.0786 |
| AC_1 | 0.5360 | 0.3280 | 0.0400 | 0.0960 | 1.0000 | 1.0000 | 0.9996 |
| AC_2 | 0.6400 | 0.1920 | 0.0720 | 0.0960 | 1.0000 | 1.0000 | 0.9866 |
| AC_3 | 0.7040 | 0.1760 | 0.0320 | 0.0880 | 1.0000 | 1.0000 | 0.7857 |
| AC_4 | 0.6720 | 0.2000 | 0.0480 | 0.0800 | 1.0000 | 1.0000 | 0.9609 |
| AC_5 | 0.6960 | 0.1840 | 0.0480 | 0.0720 | 1.0000 | 1.0000 | 0.8485 |

SS: Static states, CI: Carbonization at insulation layer, CS: Carbonization at sheath layer, AC: Accumulation of carbonized materials.

고 있다. AC_1~AC_5는 탄화물이 적층되고, 방전 역시 매우 활발하게 발생될 때이다. X_1 이 70% 이하이고, 확률분포가 전범위에 걸쳐 존재한다. CS 단계에 비해 X_4 의 값이 매우 큰 것을 볼 수 있다. 신경망을 사용해 트래킹 진전 단계를 구분한 결과 각 단계별 차이를 뚜렷하게 구분하는 것을 볼 수 있었다.

5. 결 론

본 연구는 모의 전기설비 배선의 끝 부분에서 트래킹을 진행시켜 전기사고를 모의한 후, 전류를 측정하고 시간-에너지 변환과 신경망을 사용하여 트래킹 진전 단계를 구별함으로써 트래킹으로 인한 전기화재 가능성을 예측하고자 시도하였다. 그 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 부하가 연결된 모의 전기설비 중 한 부분인 배선의 끝부분에서 트래킹을 발생시키고, 부하 전류를 측정하였다. 이 전류 파형에 대해 시간-에너지 변환을 수행함으로써 트래킹이 진전될수록 방전의 발생 횟수가 많아지고, 그 크기가 커지는 것을 확인할 수 있었다.

둘째, 시간-에너지 변환의 결과로부터 확률분포를 구한

후, 이 값을 입력으로 하고, 트래킹 진전단계를 4단계로 구별할 수 있도록 신경망을 교육시켰다. 이 신경망을 통해, 동일조건으로 반복된 실험을 통해 취득한 전류파형에 대해 시간-에너지 변환과 확률변수를 신경망에 입력시킨 결과, 부하를 사용 중인 모의전기 설비에서도 트래킹의 발생 가능성을 4단계로 명확하게 구분하는 것을 확인하였다.

이상의 결과를 바탕으로 전기설비에서 트래킹으로 인한 전기화재 가능성을 예측함으로써 화재사고를 미연에 방지할 수 있는 전기화재진단 시스템 개발이 가능할 것이다. 현재는 보다 다양한 부하를 대상으로 트래킹 진전 단계를 구별하려는 연구를 진행하고 있다.

References

1. Korea Electrical Safety Corporation, "A Study on Hazard of Electrical Fire by Carbonization and Heating for a Wiring Apparatus" (1996).
2. S. W. Jee, K. G. Ok, S. K. Kim and C. H. Lee, "Detection of Indication of Electric Accident in Simulated Electric Equipments Using Standard Deviation and Probability Distribution", Journal of Korean Institute of Fire Science

- & Engineering, Vol. 23, No. 3, pp. 11-16 (2009).
3. T. Tanaka, K. Noto and J. Kitagawa, "A Basic Study on Outdoor Insulators of Organic Materials", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. EI-13, No. 3, pp. 184-193, (1978).
 4. N. Yoshimura, M. Nishida and F. Noto, "Influence of the Electrolyte on Tracking Breakdown of Organic Insulating Materials", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. EI-16, No. 6, pp. 510-520 (1981).
 5. F. Noto and K. Kawamura, "Tracking and Ignition Phenomena of Polyvinyl Chloride Resin under Wet Polluted Conditions", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. EI-13, No. 6, pp. 418-425 (1978).
 6. S. W. Jee, C. H. Lee and K. S. Lee, "Classification of Bridge Current and Analysis of Heat Transfer Characteristics in Polyvinyl-Chloride-Sheathed Flat Cord Under Tracking", Journal of Electrical Engineering & Technology, Vol. 8, No. 1, pp. 176-182 (2013).
 7. N. Yoshimura, M. Nishida and F. Noto, "Light Emission from Tracking Discharges on Organic Insulation", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. EI-19, No. 2, pp. 149-155 (1984).
 8. M. Nishida, N. Yoshimura and F. Noto, "Light Sensors as Detectors of Tracking Deterioration", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. EI-22, No. 4, pp. 509-516 (1987).
 9. S. Kumagai and N. Yoshimura, "Impacts of Thermal Aging and Water Absorption on the Surface Electrical and Chemical Properties of Cycloaliphatic Epoxy Resin", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 7, No. 3, pp. 424-431 (2000).
 10. M. Nishida, N. Yoshimura, F. Noto and M. S. A. A. Hammam, "Detection of Tracking Carbon Path Using Visual and Thermal Images", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 27, pp. 1050-1053 (1992).
 11. S. W. Jee, C. H. Lee and K. S. Lee, "Signal Analysis Methods to Distinguish Tracking Process Using Time-frequency Analysis", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 16, No. 1, pp. 99-106 (2009).