

# 인공신경망을 이용한 전기배선의 트래킹 식별에 관한 연구 Identification of Tracking Conduct Wiring Using Neural Networks

최 태 원\* · 이 오 겘\* · 김 이 곤\*\*

Tai Weon Choi\*, Oh Keol Lee\*, Yi Gon Kim\*\*

\* 동의공업전문대학 전기과 \*\* 여수수산대학교 전기공학과

## ABSTRACT

In this paper, a method which can detect tracking caused by the insulation deterioration of conduct wiring, is proposed. To investigate it, we analyzed the harmonics of each load current waveform and those of tracking current waveform with FFT. The computer which take experiment data is learned by neural network algorithm, which has recently been used for the load recognition. The proposed method in our study can be applied to the development of several measuring equipments such as hot-line insulation tester, car earth tester for the detection of tracking under hot-line state. Furthermore, it can substitute molded case circuit breaker, fuse, and so on.

## 1. 서 론

옥내배선에 사용하는 전선의 피복은 유기절연재료인 합성수지류로 제작되어있는데, 전선피복이 주위 환경의 영향을 받아서 자연열화하거나, 먼지 등 오염물질이 부착 또는 축적되어서 재질이 변하여, 습기의 영향을 받으면 절연성이 떨어져 전선도체 상호간 또는 전선도체와 대지 사이에 전선피복재를 통하여 누설전류가 흐르는 경우가 있다(1-4)

전선피복재를 통해서 도체 상호간에 누설전류가 흐르면 도체 사이의 절연층이 미소방전(scintillation)에 의해 탄화되어 탄화도전로(track)가 형성되고, 이 탄화도전로를 따라 누설전류가 점차 증가하여 수백 [mA]에서도 도체 사이에 트래킹 파괴와 함께 전선피복재가 착화하게 되어 중대한 전기사고를 유발하게 된다. 배선용차단기 및 퓨우즈가 이러한 사고를 방지하기 위해정격전류는 15 [A]이상이므로 트래킹에 의한 사고를 사전에 예방할 수 없는 문제점이 발생한다(5~9).

유기 절연재료 표면 및 옥내 배선에서 발생하는

트래킹 현상과 발화 과정에 관한 연구는 다소 있으나 트래킹의 검지 및 방지장치의 개발에 관한 연구는 미약한 실정이다(10~12).

따라서, 본 연구에서는 옥내 배선의 선간 절연불량으로 발생하는 트래킹 현상을 검지하기 위해서 각 부하전류 파형과 트래킹 전류 파형의 고조파 성분을 FFT 분석하고, 이들 데이터를 DB화 한다. 그리고, 최근 부하 인식에 많이 사용되고 있는 신경회로망을 이용하여 이들 데이터를 학습시킨후, 트래킹 발생의 유무를 식별 할 수 있도록 한다. 옥내에 시설된 전선을 비롯한 수많은 전기설비 중에서 특히 사용 빈도가 높은 무부하 및 형광등과 냉장고의 복합부하를 대상으로 한다. 학습용 소프트웨어는 Neuralware사에서 개발한 Neuralworks Professional II and Neuralworks Explorer를 이용한다(13).

## 2. 트래킹 현상.

트래킹이란 유기절연재료의 표면이 자연열화하거나 먼지 및 습기등의 원인에 의하여 누설전류가

※ 본 논문은 학술진흥재단 지방대육성과제에 의해 수행되었음

흐르는 상태로 되어서 그 때 발생하는 미소한 아아크 방전(scintillation)에 의하여 재질의 표면이 열화됨에 따라 탄화되어 결국에는 탄화도전로가 형성되는 것을 의미하고, 탄화 도전로를 따라서 표면 절연파괴를 일으키게 되며 화재발생의 요인이 된다1). 전압이 인가된 상태하의 유기절연재료의 트래킹 파괴는 인가전압, 전극, 전해질, 방전의 위치, 방전에너지, 재료의 분자 구조등 복잡한 인자의 영향을 받으며, 그 과정은 아래와 같다9).

- 1) 절연재료 표면의 습윤 및 오손
- 2) 표면 누설전류의 주열에 의한 건조대의 형성
- 3) 건조대에서의 방전개시
- 4) 탄화개시
- 5) 탄화로의 진전
- 6) 트래킹 파괴

일반적으로 저전압 배선이나 전기기기용 배선등의 절연재료로서 종래에는 목면, 견, 주트 및 천연 고무 등 천연 절연 재료를 사용해 왔으나 최근에는 염화비닐(PVC) 수지가 널리 사용되고 있다.

염화 비닐 수지를 기재로 하여 가소제, 안정화제 및 각종의 충전제를 배합한 옥내배선용 케이블을 비닐 절연 비닐 외장(seath) 평형(VVF) 케이블이라고 하고 이를 간단히 F케이블이라 부른다. F케이블은 절연성이 높고 벽 및 천정 등에 직접 취부해서 시설할 수 있는 등 배선 공사가 간편하고 경제적인 장점 때문에 옥내 배선이나 전기기기의 전원용 전선으로 가장 많이 사용되고 있다. F케이블의 보급 이용에 수반해서 배선공사의 시공불량이나 쥐의 교상등에 의해서 피복재에 손상부가 형성된다. 이러한 피복재의 손상부에 부착하는 오염물이나 전해액 등에 의한 절연열화현상 및 절연열화에 의하여 유발되는 발화현상을 볼 수 있다.

F케이블의 피복재의 손상부에 오염물이나 전해액등이 부착하면 심선간의 누설전류에 의해서 트래킹파괴에 이르게 되며, 트래킹파괴는 인가전압, 전해액의 농도, 피복재의 성분, 피복재 손상부의 크기, 심선의 종류, 심선의 굵기, 케이블의 길이 등 여러가지 값의 영향을 받는다.

그림 1은 피복재의 손상부에 5[%] 농도의 식염수를 30초 간격으로 적하 할 경우 F케이블의 절연 열화에 의한 발화과정을 나타내며, 식염수 적하 초

기의 시점에서 300~400[mA]의 누설전류가 흐르고 이 전류에 의한 주열 열에 의해서 식염수가 증발하여 증발이 종료될때 미소방전(scintillation)이 발생해서 이 방전열에 의하여 피복재의 일부가 탄화되어 심선간에 발생하는 미소방전이 활발하여 아아크상의 방전으로 이행하게 된다. 아아크에 의한 발화과정을 그림1에 나타내었다.

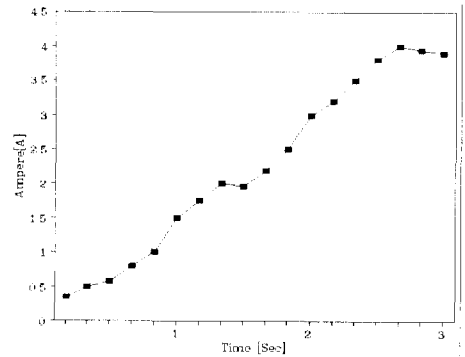


그림 1. F-케이블의 절연 열화에 의한 발화과정

Fig. 1. Ignition process by insulation deterioration of F-cable

### 3. 파형 측정장치 구성 및 실험

전기배선의 노후 및 열화에 의해서 전선 상호간에 트래킹 현상이 발생하고 있을 때에는 누설전류가 적기 때문에 트래킹 현상으로 전선 피복재가 발화해도 배선용차단기 및 퓨즈가 동작하지 못할 뿐만 아니라 차단기가 차단되지 않는 상태에서 화재가 발생한 사례도 있다. 트래킹에 의한 누설전류는 부하에 따라 전류의 파형이 제각기 다르게 나타난다.

이러한 트래킹 파형의 특징을 이용하여 간편한 방법으로 트래킹 현상을 식별하는 방법을 개발함으로써 트래킹에 의한 화재를 예방하고자 하는 것이 본 연구의 목적이다. 이를 위하여 각 부하에 대한 전류파형을 신경 회로망에 인식시킨 후 이를 원칩화 한 메모리에 저장하여 트래킹 현상을 감지하므로써 간단한 시스템으로 트래킹에 의한 화재를 사전에 예방 할 것으로 본다.

### 3-1 파형 측정 장치 구성

가정에서 주로 많이 사용하는 백열전구, 형광등, 텔레비전, 냉장고를 부하로 선택하여 옥내배선에 트래킹 현상이 발생하였을 때의 파형을 측정하고자 한다. 각 부하 전류 파형을 측정하는 시스템은 그림 2와 같다.

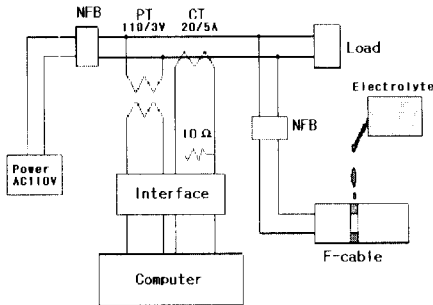


그림 2. 시스템 구성도  
Fig. 2. Configuration of system

옥내배선의 전류를 A/D converter의 입력 level(5V)내의 값으로 낮추어 측정하기 위하여 CT의 출력 전류를 전압형태로 변환하여 출력하였다. 신경

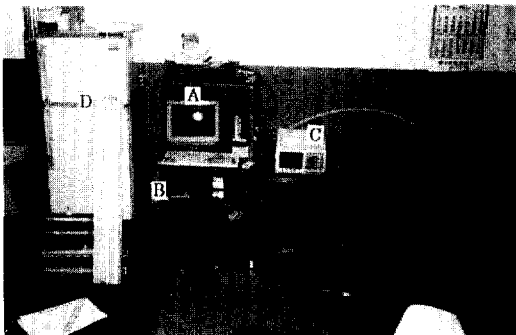


그림 3. 실험 장치  
Fig. 3. Experimental apparatus.

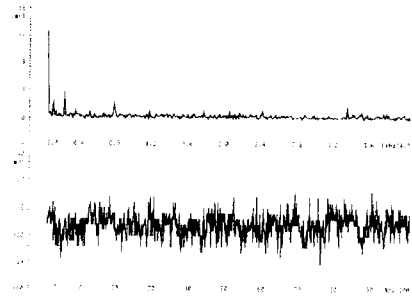
- A : Computer ( DT-2820 내장)
- B : Input/Output Board
- C : 파형 측정기 및 분석기
- D : Fluorescent lamp and Refrigerator

회로망에 각 부하의 특성을 인식시키기 위해, 전류

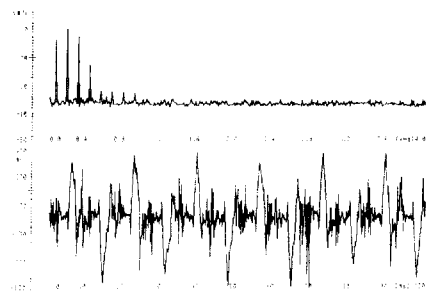
파형을 컴퓨터에 장착된 A/D, D/A 콘버터의 데이터 획득 보드인 DT-2820 보드에 입력하고, A/D 콘버터에 의해 디지털량으로 변환한 후 컴퓨터의 memory에 읽어 들여, FFT분석을 행한다. 이때 기본파의 9배 초과와 고조파는 아주 미소할 뿐만 아니라 부하에 따라 거의 비슷하기 때문에 신경회로망에서는 가치가 없는 데이터므로 무시하였다. 이렇게 얻어진 데이터를 신경회로망의 학습 data로 구성하였다. 실험장치는 그림 3과 같다.

### 3-2 파형 측정

부하는 여러 가지 가전 기기중에서 계절에 관계없이 가장 많이 사용하고 있는 부하중에서 대표되는 무부하 누설전류와 형광등과 냉장고의 복합부하를 선택하였다.



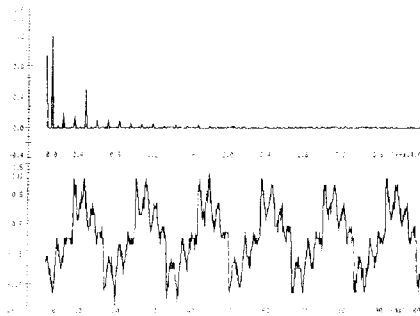
(a) 정상부하 (a) Normal load



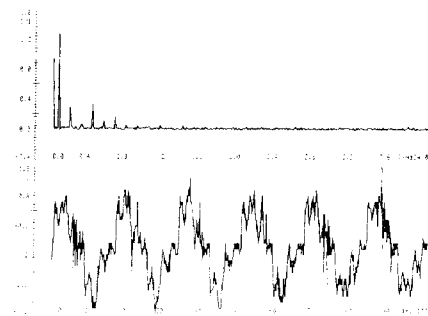
(b) 트래킹 부하 (b) Tracking load

그림 4. 무부하의 누설전류 파형 및 고조파 스펙트럼 진폭  
Fig. 4. Leakage current waveform and harmonic spectrum amplitude of no load

그림 4~5에는 그림 2에 의하여 구성된 측정 장치로써 측정한 각 전류파형과 고조파 FFT시킨 파형을 나타내었다. 이때 파형의 샘플링 시간은 0.8333[ms]로 1초동안 1200개의 데이터를 취하여, FFT 분석 주파수를 4[KHz]까지 분석하여 1~9차 고조파 분을 학습 데이터로 취하였다. 매 부하별로 100개씩의 실험 데이터를 취하여 이를 학습 데이터로 사용하였다.



(a) 정상부하 (a) Normal load



(b) 트래킹 부하 (b) Tracking load  
그림 5. 냉장고와 형광등의 복합 전류 파형 및 고조파 스펙트럼 진폭

Fig. 5. Compound current waveform and harmonic spectrum amplitude of refrigerator and fluorescent.

### 3-3. 학습데이터 및 실험 데이터 구성

각 부하의 무부하 및 부하시 트래킹 전류 파형의 고조파 분석된 데이터를 기본으로 신경회로망

의 구성은 Neuralware사에서 개발한 Neuralworks Professional II and Neuralworks Explorer 소프트웨어를 이용하였다<sup>(13)</sup>.

각 부하별 고조파 크기의 백분율로 계산된 학습 데이터는 표 1과 같으며, 학습한 결과를 가지고 트래킹의 유무를 식별하는데 사용한 테스트 데이터는 표 2와 같다. 표 1과 표 2에서 각 차수의 값(1차, 3차, 5차, 7차, 9차)은 무부하인 경우 각 고조파의 크기가 미소하면서도 차수별로 차이가 많이 나지 않기 때문에 이를 신경회로망에서 인식율을 높이기 위해서 각차수의 고조파 크기를 전부 합산한 값에 대한 각 차수의 크기 비율을 나타낸 것으로, 표1의 학습데이터는 부하별로 100개씩 취하였으나 대표적으로 1개의 값만 나타내었으며, 표 2의 테스트 데이터는 각 부하별로 1개만 취하여 트래킹 상태를 테스트하는데 이용하였다.

출력의 데이터 bit는 실험하는 부하의 종류가 10개 이상 여러개 있을 경우 이를 2진수로 표시하기 위해서는 4bit가 되어야 하므로 bit수를 4비트로 출력을 표시하였다.

표 1. 정상부하와 트래킹시 고조파 진폭의 비율

Table 1. Percentage of harmonic amplitude at load and tracking.

부 하	INPUT HARMONIC(입력)					출력
	1	3	5	7	9	
NO RE+FL	0.331321	0.428697	0.156988	0.066967	0.016028	0000
	0.549908	0.094780	0.077381	0.229853	0.048077	1000
NOT RET+FLT	0.244996	0.282709	0.257680	0.154996	0.059620	0001
	0.636905	0.095238	0.039187	0.166667	0.062004	1001

표 2. 테스트 데이터

Table 2. Test data

부 하	INPUT HARMONIC(입력)					출력
	1	3	5	7	9	
NO RE+FL	0.342209	0.443551	0.162923	0.068631	0.016207	0000
	0.662931	0.096058	0.040010	0.171956	0.064915	1000
NOT RET+FLT	0.251216	0.288796	0.259580	0.160364	0.061100	0001
	0.665466	0.034654	0.073586	0.202902	0.051257	1001

여기서 사용된 기호는 다음과 같다.

- NO : No Load
- RE+FL :Refrigerator and Fluorescent load
- NOT: No Load Tracking
- RET+FLT : Refrigerator and Fluorescent Tracking

## 4. 신경회로망 학습 및 결과고찰

### 4-1. 신경회로망 학습

신경회로망의 뉴런 입력은 기본파와 제 3고조파, 제 5고조파, 제 7고조파, 제 9고조파의 전류 진폭크기를 전부 합한 값에 대한 백분율을 데이터로 하여 다섯개의 입력층을 구성하였다. 본 시뮬레이션에서 사용한 오차 역전파 신경회로망의 학습 알고리즘은 그림 6과 같다<sup>(14)</sup>.

임의 부하의 파형의 학습 제한횟수를 30000회로 하여 학습을 한후 학습한 오차 J가 1[%] 이하일 때 종료한다.

학습한 신경회로망의 성능을 평가한 인식의 정확도 A는 다음과 같이 정의한다.

$$A = \frac{\sum_{j=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} (\varphi_{ji} - \phi_{ji})}{\sum_{j=1}^{n_1} \sum_{n=1}^{n_1} \varphi} \cdot 100(\%) \quad (9)$$

여기서

- $\varphi_{ji}$  : 추정치
- $\phi_{ji}$  : 실제치
- $n_1$  : Data의 샘플수
- $n_2$  : 부하의 수

정확도 A가 0에 가까울수록 상대적으로 우수한 구조이고 1[%]이내에 포함된다면 만족스러운 구조이다. 뉴런간의 Weight 초기값은 -1~+1 사이의 난수를 이용한다. 그 중에서 가장 적절한 -0.1 ~ +0.1을 선택하였다. 학습률과 모멘트 계수는  $\eta = 0.5$   $a = 0.9$ 로 선택하였다.

### 4-2. 결과 고찰

입력층의 5개 뉴런에 각 고조파의 진폭을 입력하고, 정확성이 가장 좋은 중간층을 찾기 위하여 중간층을 5개에서 20개까지 가변하면서 학습하였

다. 학습률  $\eta$ 와 모멘트 계수 a를 각각 0.1에서 0.9

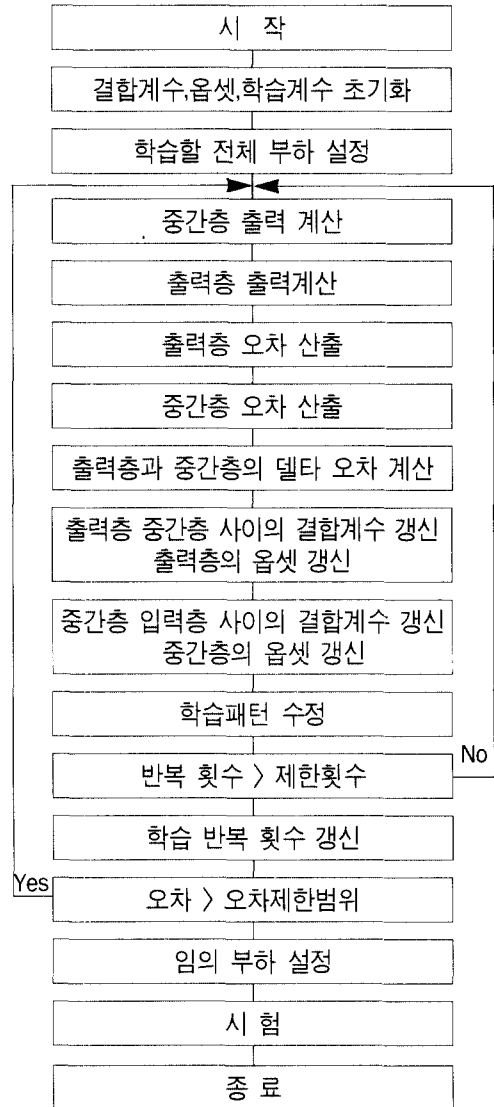


그림 6. 역전파 학습법의 학습 흐름도

Fig 6. Flow Chart of back-propagation learning Algorithm

로 가변시키면서 학습해본 결과 학습계수가 0.45이고 모멘텀항이 0.9일 때 가장 빨리 학습하면서도 정확성이 가장 양호하였다. 학습결과 중간층의 수가 많을수록 적을 때 보다 수렴속도가 빠르게 되었지만 너무 많아도 오히려 수렴속도가 떨어졌다. 그리고, 학습의 정확도는 중간층의 수가 입력층의 수보다 약 3배일 때 가장 학습 정확도가 양호했으며, 중간층의 수가 많을수록 정확도가 더 양호하게

되나 너무 많으면 정확도가 오히려 떨어짐을 알 수 있었다. 무부하인 경우는 트래킹 현상이 발생했을 때 보다는 수렴속도도 빠르고 정확성도 좋게 나타났다. 학습 횟수를 약 30,000회이상 많이 하였을 때는 무부하나 트래킹 현상이 있는 부하에 관계없이 거의 같은 학습 특성을 보였다. 각각 중간층을 5개에서 20개까지 가변시키면서 학습회수가 5,000회, 15,000회, 30,000회의 경우 출력층의 오차가 1[%] 이내에 까지 수렴 할 때의 정확도를 그림 7에서 그림 10에 나타냈다.

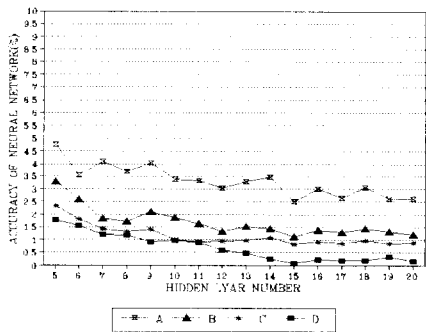


그림 7. 트래킹이 없는 경우의 정확도(%) (무부하 누설전류)  
(학습횟수 A=5,000회, B=15,000회, C=30,000회)  
Fig. 7. Accuracy of neural network without tracking (No load leakage current)  
(learning number of iterations A=5000, B=15,000, C=30,000)

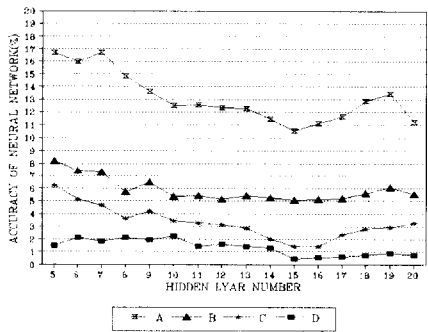


그림 8. 트래킹이 있는 경우의 정확도(%) (무부하 누설전류)  
(학습횟수 A=5,000회, B=15,000회, C=30,000회)  
Fig. 8. Accuracy of neural network with tracking (No load leakage current)  
(learning number of iterations A=5000, B=15,000, C=30,000)

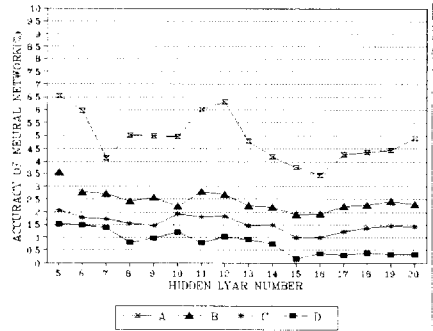


그림 9. 트래킹이 없는 경우의 정확도(%) (냉장고와 형광등의 복합부하)  
(학습횟수 A=5,000회, B=15,000회, C=30,000회)  
Fig. 9. Accuracy of neural network without tracking.  
(Refrigerator both fluorescent lamp Load)  
(learning number of iterations A=5000, B=15,000, C=30,000)

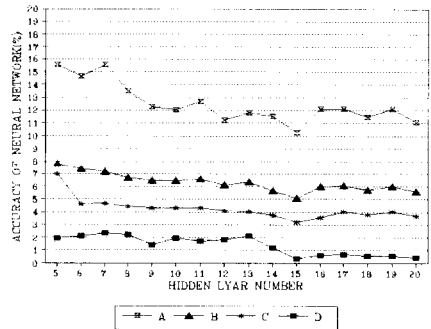


그림 10. 트래킹이 있는 경우의 정확도(%) (냉장고와 형광등의 복합부하)  
(학습횟수 A=5,000회, B=15,000회, C=30,000회)  
Fig. 10. Accuracy of neural network with tracking  
(Refrigerator and fluorescent lamp Load)  
(learning number of iterations A=5000, B=15,000, C=30,000)

학습횟수가 5000회 일 때 정상상태에서는 약 5~8[%]이었으나 트래킹이 있을 때는 6~9[%] 정도이었으며, 학습횟수가 15000회일 때의 오차는 약 3~7[%]이었다. 학습횟수가 약 30000회 정도일 때는 정상상태나 트래킹이 있을 때에 관계없이 약 1[%] 정도의 양호한 학습이 될 수 있었다.

학습회수가 30,000회 일 때 무부하 누설전류의

정상상태인 경우 중간층이 13개일 때가 1.06[%]로 최소치를 나타내었으며, 중간층이 20개일 때가 1.90[%]로 최대치를 나타내었다. 그리고, 트랙킹이 발생한 경우 중간층이 13개일 때에 0.45[%]로 최소치를 나타내었으며, 중간층이 5개일 때가 1.22[%]로 최대치를 나타내었다. 학습회수가 30,000회 일 때 냉장고와 형광등의 복합부하의 정상상태인 경우 중간층이 14개일 때가 0.83[%]로 최소치를 나타내었으며, 중간층이 5개일 때 1.93[%]로 최대치를 나타내었다. 그리고, 트랙킹이 발생한 경우 중간층이 14개일 때에 1.02[%]로 최소치를 나타내었으며, 중간층이 5개일 때에 2.40[%]로 최대치를 나타내어, 중간층의 수가 너무 작거나 많아도 오차가 크게 됨을 알 수 있었다.

## 5. 결론

본 연구는 옥내 배선의 선간 절연불량으로 발생하는 트랙킹 현상을 검지하기 위해서 각 부하전류 파형의 고조파 성분과 무부하 및 부하시 트랙킹 전류 파형의 고조파 성분을 FFT 분석한 후, 신경회로망을 이용하여 입력내용을 학습시켜서 부하의 종류와 트랙킹 발생 유무를 식별 할 수 있는 방법을 개발하였다.

실험에 사용한 부하는 옥내에 시설된 전선을 비롯한 수많은 전기설비 중에서 특히 사용 빈도가 높은 무부하시 누설전류와, 냉장고와 형광등의 복합부하를 대상으로 실험하였다. 실험 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 학습계수와 모멘텀항을 각각 0.1에서 0.9로 가변시키면서 학습해본 결과 학습계수가 0.45이고 모멘텀항이 0.9일 때 가장 빨리 학습하면서도 정확성이 가장 양호하였다.
2. 학습결과 중간층의 수가 많을 수록 적을 때보다 빠르게 되었지만 너무 많아도 오히려 수렴속도가 떨어졌다.
3. 학습의 정확도는 중간층의 수가 입력층의 수보다 약 3배일 때 가장 학습 정확도가 좋았으며, 중간층의 수가 너무 작으면 학습시간은 적게 걸리나 오차가 크게되고, 또한 너무 많으면 학습시간이 많이 걸리고 정확도도 오히려 떨어짐을 알 수 있었다.

4. 학습 횟수를 약 30,000회 이상 많이 하였을 때는 무부하나 트랙킹 현상이 있는 부하나 관계없이 거의 같은 학습 특성을 보였으며, 오차가 0.83[%]이하로 정확한 인식을 할 수 있는 아주 우수한 신경회로망이 구축되었음을 알 수 있었다.

이상의 결과에서 트랙킹 인식이 거의 완벽한 장점을 이용하여 옥내 전기설비의 트랙킹 현상을 확산 상태에서 검출할 수 있는 확산 절연측정기 및 차량 누전측정기 등 측정장치 개발의 기초 연구자료로 활용하는데 도움이 될 것이며, 배선용차단기와 퓨우즈의 대체품으로 사용할 수 있는 등 그 활용 범위가 넓은 것으로 사료된다.

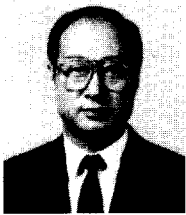
## 참고 문헌

- 1) 青池晃, "トラッキング現象とその問題点について," 火災, 30권 3호(126), pp.15-26, 昭和 55年.
- 2) 長田正義, 横井良秀, "ビニルコードの高温劣化による發火現象," 電氣學會論文誌A, 103卷, pp.51, 昭和58年 12月.
- 3) 松浦正博, "低壓用電線の火災時の被熱による絶縁破壊について," 生産と電氣, pp.16-19, 昭和 58年 10月.
- 4) 小林義和, "試験液の相違による有機絶縁材料のトラッキング破壊," T.IEE Japan, Vol. 107-A, No. 5, pp.270, 1987.
- 5) 西田眞, "有機絶縁材料表面のトラッキング劣化過程で發生する放電の光パルス計測," 電氣學會論文誌A, 104卷, 1號, pp.41-48, 昭和59, 1.
- 6) 西田眞, "トラッキング破壊における微小放電の分光特性と炭化進展過程," 電氣學會論文誌A, 102卷 4號, pp.17-24, 昭和57年 4月.
- 7) 萩原隆一, 萩本安昭, "F形ビニルケーブルの絶縁劣化による發火現象," 火災, 37卷 5號(170), pp. 46-50, 1987.
- 8) 河村鴻允, 能登文敏, "濕潤汚染下における鹽化ビニル樹脂の耐トラッキング性と着火現象," 電氣學會論文誌A, 98卷 11號, pp.37-43, 1978.11.
- 9) 金正達, "有機絶縁材料の Tracking破壊와 Cable의 着火現象," 慶南大學併設專門大學研究論文集, 6권, pp. 81-93, 1982.

- 10) 松本茂, "配線用遮斷器の種類, 構造, 選定と取扱い方."
- 11) Beland, B., "Examination of Electrical Conductors Following a Fire." Fire Technology, Vol.16, No.4, pp.252-258, November 1980.
- 12) Beland, B., "The Overloaded Circuit as a Fire Cause." The Fire and Arson Investigator, Vol.32, No.1, pp. 13-18.

July-September.

- 13) C. Klimasauskas, J. Guiver, G. Pelton, "Neural Works Professional and Neural Works Explorer, Vol. I . II , Neural Computing", Neural Ware, Inc., 1989.
- 14) Robert Hecht-Nielsen, "Theory of the Backpropagation Neural Network". IJCNN Conference No.1, pp.593-605, 1989. 6.



**최 태 원(Choi Tai-Weon) 일반회원**  
1969년 부산대학교 전기공학과 졸업  
1978년 동대학원 전기공학과 졸업  
(석사)  
1995년 경남대학교 전기공학과 졸업  
(공학박사)  
1998년 현재 동의공업대학 전기  
과 교수



**이 오 걸(Lee Oh-Keol) 종신회원**  
1984년 동아대학교 전기공학과 졸업  
1986년 동대학원 전기공학과 졸업  
(석사)  
1993년 동대학원 전기공학과 졸업  
(공학박사)  
1998년 현재 동의공업대학 전기  
과 교수



**김 이 곤(Kim Yi-Gon) 종신회원**  
1985년 동아대학교 전자공학과 졸업  
1988년 한국항공대학교 대학원 항공  
전자공학과 졸업(석사)  
1993년 전남대학교 대학원 전기공학  
과 졸업(공학박사)  
1992년 일본동경공대 객원연구원  
1998년 현재 여수수산대학교 전기공  
학과 교수