●
논문

신경회로망을 이용한 옥내배선의 트랙킹 검지 기법

Detection Technique of Tracking at Indoor Wiring using Neural Network

최 태 원* 이 오 걸** 김 석 순***
Choi, Tai-Weon Lee, Oh-Geul Kim, Seok-Soon
이 수 흠**** 정 원 용****
Lee, Soo-Heum Jung, Won-Yong

Abstract

This paper is a study to dectect the tracking owing to deterioration of indoor wiring, and to prevent the electrical fire.

After analysing the harmonics of waveshapes in load current and tracking current by FFT, a method of identifying the tracking was developed by using neural network.

Fluoscent lamp, witch was mostly used in indoor, was chosen as the load used in this study.

When the learning mumber in neural network was more then 30,000 times, an excellent neural network which could correctly identify the tracking was established.

Therefore, the result of this study can be utilized as a basic material in various measuring instruments, sush as an hotline inslation tester, earth tester in vehicles, and tracking fire alarm device, witch can detect the tracking under the condition of hotline.

1. 서 론

옥내 배선에 사용하는 전선은 유기절연재료인 천연수지류 및 합성수지류로 절연되어 있다. 이러한 전선피복이 자연열화 하거나, 주위의 영향을 받아서 전선 상호간 또는 전선과 대지 사이에 전선피복재를 통하여 누설전류가 흐르는 경우가 있다.

전선피복재를 통해서 도체 상호간에 누설전류가 흐르면 도체 사이의 절연층이 미소방전(Scintillation)에 의하여 탄화되어 탄화도전로(Track)가 형성되고, 이 탄화도전로를 따라서 누설전류가 점차 증가하여 드디어는 도체 사이에 트랙킹 파괴와 함께 전선피복재가 착화하게 된다. 트랙킹 파괴에 의하여 착화하는 전류의 크기는 수십 mA에서 수 A에 불과하나 배선용차단기나 퓨우즈의 정격전류는 20A(퓨우즈는 15A) 이상이므로 트랙킹에 의한 발화전류는 검출할 수 없고, 누전차단기

1994년 12월 20일 接受 1995년 2월 17일 受理
* 동의공업전문대학 전기과 교수
** 동의공업전문대학 전기과 전임강사(공박)
*** 경남대학교 전기공학과 석사과정
**** 경남대학교 전기공학과 교수(공박)

는 5[mA] 이상에서 전로를 차단하기 때문에 누전(지락)에 의한 발화현상은 거의 없으나 전선 상호간의 누설전류는 검출하지 못하는 실정이다.[1-5]

유기절연재료 표면 및 옥내 배선에서 발생하는 트랙킹 현상에 의한 발화 과정에 관한 연구는 많이 있으나 트랙킹의 검지 및 방지장치의 개발에 관한 연구는 미약한 실정이다.[6-7]

본 연구에서는 옥내 배선의 선간 절연불량으로 발생하는 트랙킹 현상을 검지하기 위해서 부하전류 파형과 트랙킹 전류 파형의 고조파 성분을 FFT 분석하여 이들 데이터를 컴퓨터에 입력시켜서 최근 부하 인식에 많이 사용되고 있는 신경회로망을 이용하여 입력내용을 학습시켜서 부하의 종류와 트랙킹 발생 유무를 식별 할 수 있는 방법을 개발하였다.

특히, 옥내에 시설된 전선을 비롯한 수 많은 전기설비 중에서 사용 빈도가 가장 높은 형광등을 실험 대상으로 하고자 한다.

본 연구 결과의 기대효과와 활용방안은 부하시 트랙킹 인식이 완벽한 장점을 이용하여 현재 옥내 전기설비의 과부하 및 단락 보호장치인 배선용차단기나 퓨우즈가 검출하지 못하는 트랙킹 현상을 활선 상태에서 검출 할 수 있는 트랙킹 화재 경보기, 활선 절연측정기 및 차량의 활선 누전 측정기 등 각종 활선 측정장치 개발의 기초 연구자료로 활용하는데 도움이 될것으로 사료된다.

2. 신경 회로망의 학습 이론

본 연구에서 사용한 신경회로망은 각 입력신호를 받는 입력층과 이 입력층 신호를 비선형 변환하는 중간층 및 출력을 내는 출력층으로 이루어져 있다.[11-12]

세개의 층으로 된 역전파 신경회로망에서, m번째 층의 입출력 관계는 식 (2-1) 및 (2-2)와 같다.

$$net_i^m = \Sigma\, w_{ij}^m\, out_j^{m-1} \qquad (2\text{-}1)$$

$$out_j^m = f(net_j^m) \qquad (2\text{-}2)$$

(단, i, j, k, m=1, 2, 3, …)

여기서, net_i^m는 m층의 i번째 뉴런의 전체입력, w_{ij}^m은 m층 i번째 뉴런과 m−1층 j번째 뉴런간의 가중치, out_j^{m-1}은 m−1층의 j번째 뉴런의 출력을 각각 나타낸다. out_j^m는 m층의 j번째 뉴런의 전체 입력 net_j^m에 대한 Sigmoid함수 $f_j(net_j^m)$의 출력치이다.

식 (2-2)의 출력은 다음 (m+1)층으로 전파될 것이며, 중간층 뉴런의 활성함수에 의한 비선형 변환으로 임의의 입출력에 대한 비선형 맵핑(Mapping)이 가능한 특징을 가진다.

역전파 알고리즘에서 오차 J는 그 값의 최소화를 위해 식 (2-3)와 같이 표현되어질 수 있다.

$$J = \frac{1}{2}\sum_k (tr_k - out_k)^2 \qquad (2\text{-}3)$$

여기서, tr_k와 out_k는 출력층 k번째 뉴런에서의 교사신호 및 출력치이다. 한편, 가중치 갱신은 델타법에 의해 이루어지는데 델타법은 입력과 출력 패턴 사이의 차이를 줄여 가는 방향으로 결합가중치를 수정하는 방법으로 가중치 갱신은 다음과 같다.

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta\frac{\partial J}{\partial w_{ij}} + \alpha\Delta w_{ij}(n-1) \qquad (2\text{-}4)$$

단, $\begin{cases}\eta : \text{학습률 } \eta > 0 \\ \alpha : \text{모멘트계수 } \alpha \geq 0\end{cases}$ 이다

여기서, $\Delta w_{ij}(n)$는 시점 n에서의 가중치 수정량, $-\eta\frac{\partial J}{\partial w_{ij}}$는 델타법에 의한 항이며, $\alpha\Delta w_{ij}(n-1)$는 (n−1)회 수정량을 고려한 수정 모멘트 항이다.

또, 출력층의 $\frac{\partial J}{\partial w_{kj}}$는 Chain-Rule에 의해 식 (2-5)와 같이 쓸 수 있다.

$$\frac{\partial J}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial J}{\partial out_k}\,\frac{\partial out_k}{\partial net_k}\,\frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \qquad (2\text{-}5)$$

3. 실험 장치 및 방법

옥내배선의 습윤 및 노후에 의해서 전선 상호간

에 트랙킹 현상이 발생하므로서 화재의 중요 원인이 된다.

트랙킹에 의한 누설 전류는 부하에 따라 전류의 파형이 제각기 다르게 나타 난다.

이러한 트랙킹 파형의 특징을 이용하여 간편한 방법으로 트랙킹 현상을 식별하는 방법을 개발하므로써 트랙킹에 의한 화재를 예방하고자 하는것이 본 연구의 주 목적이다.

이를 위하여 부하 전류파형의 고조파 성분을 FFT 분석한 데이타를 신경 회로망에 인식 시킨후 이를 원칩화 한 메모리에 저장해서 옥내배선의 트랙킹 현상을 검지하므로서 간단한 시스템으로 트랙킹에 의한 화재를 사전에 예방 하고자 한다.

3-1. 파형 측정 장치 구성

일반 저전압 옥내배선이나 전기기기용 배선의 피복재 손상부가 습윤 및 오손되어 표면 누설전류의 쥬울열에 의한 건조대의 형성, 건조대에서의 방전개시, 탄화개시, 탄화 도전로의 진전, 트랙킹 파괴, 피복재의 착화로 이어진다.[8-10]

이러한 트랙킹의 검지를 위해서 본 장에서는 가정에서 주로 많이 사용하는 형광등을 부하로 선택하여, 옥내배선에 트랙킹 현상이 발생하였을 때의 파형을 측정하고자 한다.

F형 비닐케이블의 트랙킹 발생시 부하의 전류파형을 측정하는 시스템은 그림 3-1과 같다.

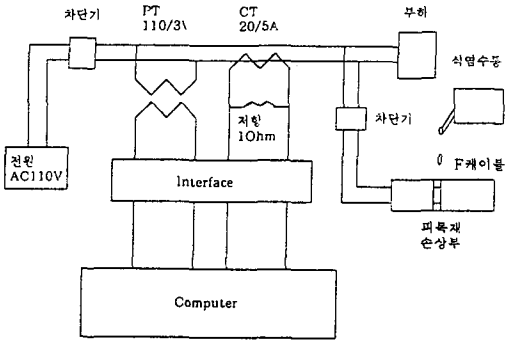

그림 3-1. 시스템 구성도
Fig. 3-1. Configuration System

여기서, F케이블 2.0mmϕ*2심을 시료로 하여 피복재의 외장(Seath)층과 절연층 한쪽을 폭 3mm로 절취하고 심선을 노출시켜서 심선간에 교류 110V를 인가한 상태에서 피복재의 손상부에 5[%] 농도의 식염수를 30초 간격으로 떨어뜨리면서 심선간의 피복재를 통해서 흐르는 누설전류를 측정한다.

각 파형측정은 마이크로 프로세서와 DT-2820 보드로 구성하였다. 옥내배선의 전류를 A/D Converter의 입력 Level(±5V)내의 값으로 낮추어 측정하기 위여 CT의 출력 전류를 전압형태로 변환하여 출력하였다.

신경회로망에 부하 및 트랙킹의 특성을 인식시키기 위하여 CT를 사용하여 컴퓨터에 장착된 A/D, D/A 콘버터의 데이타 획득 보드인 DT-2820 보드에 파형을 입력하고, A/D 콘버터에 의해 디지탈량으로 변환한 후 컴퓨터의 Memory에 읽어 들여진다.

이를 소프터웨어에 의해 파형의 고조파 성분을 FFT 분석한다.

이때 기본파의 9배 이상의 고조파는 아주 미소할뿐만 아니라 부하에따라 거의 비슷하기 때문에 신경회로망에서는 가치가 없는 데이타이므로 무시하였다.

이렇게 얻어진 데이타를 신경 회로망의 학습 Data로 구성하였다.

3-2. 실험 방법

부하는 여러 가지 가전 기기중에서 계절에 관계없이 가장 많이 사용하고 있는 부하중에서 대표되는 형광등을 선택하였다.

그림 3-1에 의하여 구성된 측정 장치로써 정상부하와 트랙킹이 발생했을 때의 전류파형과 고조파 FFT시킨 파형을 그림 3-2와 그림 3-3에 나타내었다.

이때 파형의 샘플링 시간은 0.278[ms]로 1주기의 전류 파형을 600구간으로 샘플링 하였다.

컴퓨터에 읽어 들여진 데이타는 FFT 분석에 의해 전류의 스펙트럼을 1-9차 고조파까지 분석하였다.

각 파형별로 100회씩 실험을 반복하여 데이타를 구성하였다.

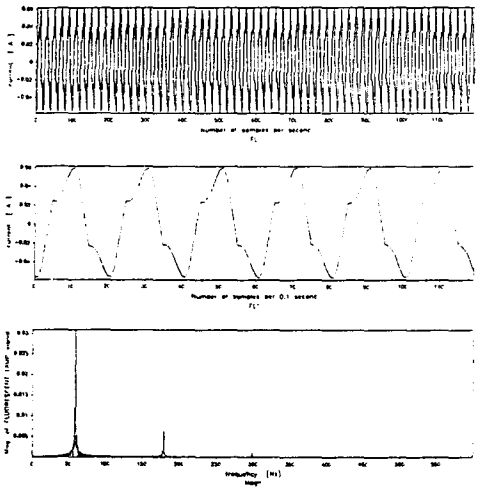

그림 3-2. 형광등 부하시의 전류 파형및 고조파 스텍트럼 진폭
Fig. 3-2. Current waveform and harmonics spectrum amplitude at fluorescent lamp

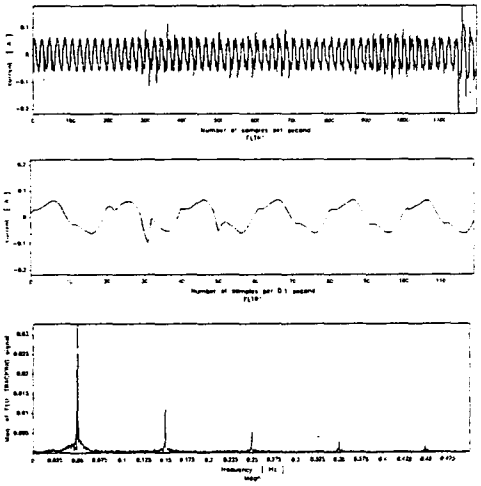

그림 3-3. 형광등 부하시 트랙킹 전류 파형 및 고조파 스펙트럼 진폭
Fig. 3-3. Tracking Current waveform and harmonics spectrum amplitude at fluorescent lamp

4. 시뮬레이션 및 결과고찰

본 논문에서 사용한 신경회로망은 NeuralWare 사에서 개발한 Neural Works Professional Ⅱ and Neural Works Explorer 소프트웨어를 이용하였다.[13-14]

4-1. 학습 데이타 구성 및 학습

전압과 전류 파형을 측정한 결과 전압 파형보다 전류의 파형은 일그러짐이 크고 각 부하마다 제각기 다른 특성을 갖고 있었기 때문에 전류 파형을 신경 회로망의 학습 데이타로 선택하였다.

본 시뮬레이션에서는 100회의 측정결과를 FFT에 의해서 고조파 분석을 하여, 기본파와 제 3고조파, 제 5고조파, 제 7고조파, 제 9고조파의 전류 진폭 크기를 학습 데이타로 구성하였다.

이렇게 하여 구성된 기본파의 진폭 및 제 3고조파에서 제 9고조파의 진폭을 모두 합한후 이 전체에 대한 각 기본파 및 고조파의 비율을 계산하였다.

전 고조파에 대한 백분률로 계산된 학습 데이타는 표 4-1 및 그림 4-1과 같다.

표 4-1. 고조파 크기의 비율
Table 4-1. Persentage of harmonic amplitude

부하	INPUT HARMONIC(%)					OUTPUT
	1	3	5	7	9	
FL	79.490542	16.698493	1.718171	1.246588	0.846212	0 0 1 0
FLT	50.738043	23.486002	13.407892	7.874438	4.493623	1 0 1 0

FL : 정상 상태의 형광등 부하
FLT : 트랙킹 발생시 형광등 부하

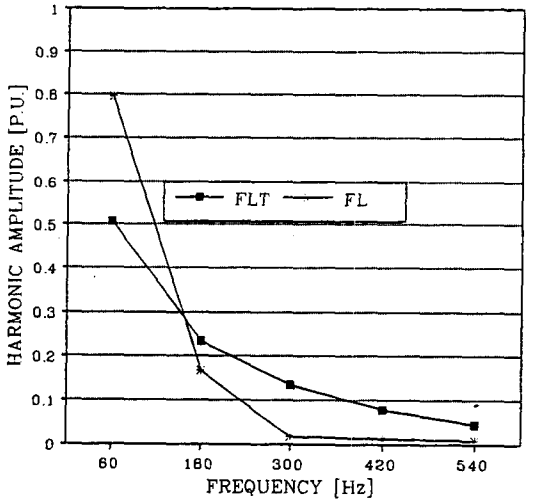

그림 4-1. 형광등의 고조파 진폭
Fig. 4-1. Harmonic amplitude of fluorescent lamp

신경회로망의 뉴런 입력은 기본파와 제3고조파, 제 5고조파, 제 7고조파, 제 9고조파의 전류 진폭 크기를 전부 합한 값에 대한 백분율을 데이타로 하여 입력층을 다섯개의 뉴론으로 구성하였다. 그리고, 출력층은 앞으로 많은 부하를 표현하기 위하여 4[Bit]를 선택하였으며, 그 표현방법은 아래와 같다.

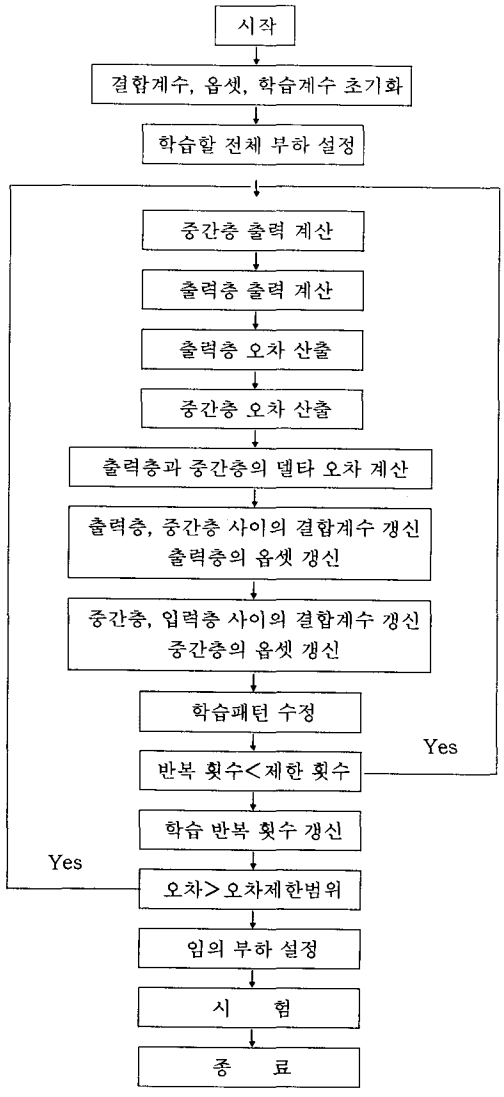

그림 4-2. 역전파 학습법의 학습 흐름도
Fig. 4-2. Flow Chart of back-propagation learnning Algorithm

형광등 부하시의 정상 상태 : 0010
형광등 부하시의 트랙킹 발생 상태 : 1010

입력층에 5개의 뉴론에 각 고조파의 진폭을 입력하여, 정확성이 가장 좋은 중간층의 뉴론 수를 찾기 위하여 중간층의 뉴론 수를 5개에서 20개까지 가변하면서 학습하였다.

학습한 결과 정확도가 0에 가까울수록 상대적으로 우수한 구조이고 1[%]이내로 선정하였으며, 뉴런간의 Weight 초기값은 −1∼+1 사이의 난수를 이용할 수 있으나 오차를 최소화 시키기 위하여 그 중에서 가장 적절한 −0.1∼+0.1을 선택하였다.

학습률 η와 모멘트 계수 α를 각각 0.1에서 0.9로 가변시키면서 학습해본 결과 학습계수가 0.5이고 모멘텀항이 0.9일때 가장 빨리 학습하면서도 정확성이 가장 양호하였으므로 학습률 와 모멘트 계수는

$$\eta = 0.5 \quad \alpha = 0.9$$

로 선택하였다.

본 시뮬레이션에서 사용한 신경회로망의 학습 알고리즘은 그림 4-2와 같다

4-2. 결과 고찰

그림 4-3과 그림 4-4는 학습횟수를 5000회, 15,000회, 30,000회, 50,000회로 하여 Recall하였을 때의 정확도를 나타낸 것이며, 중간층의 뉴런 수가 15일 때 정확도가 가장 양호했다.

그림 4-5는 오차가 1[%] 이하로 될때까지 학습한 횟수를 나타낸 것이며 중간층의 뉴런 수가 16일때 학습횟수가 가장 적었다.

그림 4-6은 오차가 1[%] 이하로 될때까지 확습시간을 나타낸 것이며, 중간층의 뉴런 수가 16일 때 확습시간이 가장 짧았다.

이상의 결과를 종합하면 중간층의 뉴런 수가 많을수록 수렴속도가 빨라져서 중간층의 뉴런 수가 입력층 뉴런 수의 약 3배일 때 수렴속도가 가장 빨랐으며, 중간층의 뉴런 수가 그 이상되면 오히려 수렴 속도가 떨어졌다.

정상부하인 경우는 트랙킹 현상이 발생했을 때보다도 수렴속도도 빠르고 정확도도 좋게 나타났

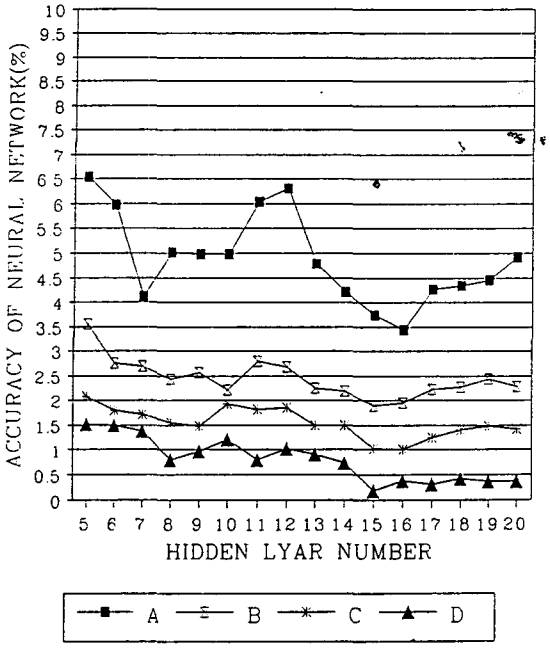

그림 4-3. 형광등 부하시의 정확도(%)

Fig. 4-3. Accuracy of neural network at Fluorescent Lamp
(A=5000회, B=15,000회, C=30,000회, D=50,000회)

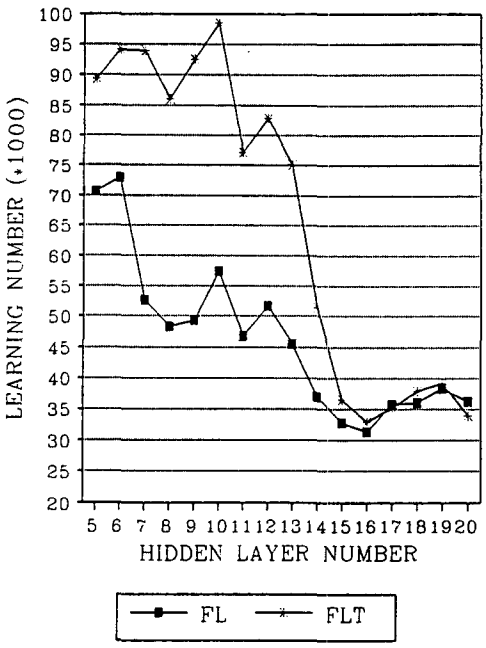

그림 4-5. 학습횟수(회) (오차 : 1[%])

Fig. 4-5. Learning number of neural network
(error : 1[%])

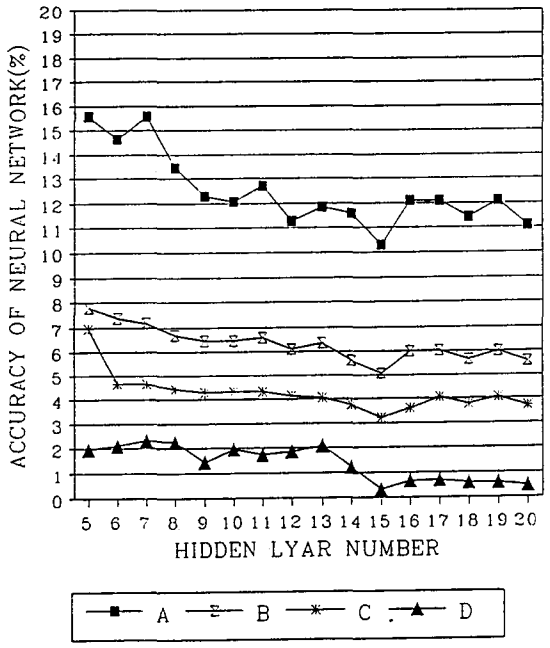

그림 4-4. 형광등 부하시 트랙킹이 있는 경우의 정확도(%)

Fig. 4-4. Accuracy of neural network with tracking at Fluorescent Lamp
(A=5000회, B=15,000회, C=30,000회, D=50,000회)

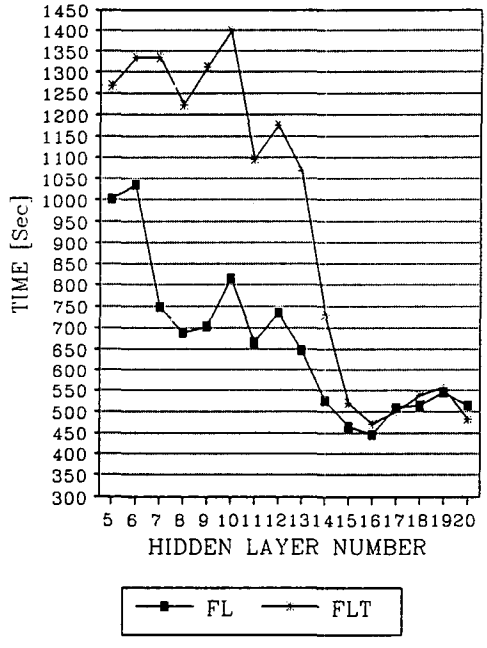

그림 4-6. 학습 시간(초) (오차 : 1[%])

Fig. 4-6. Learning time of neural network
(error : 1[%])

다.

트랙킹이 발생하였을 때에도 Recall한 결과 정확도가 1[%] 이내로 인식도가 아주 양호하였다.

중간층의 뉴론 수가 증가 할수록 학습시간을 적게하여도 원하는 오차 이하로 인식이 가능하였다.

5. 결 론

본 연구는 옥내 배선의 선간 절연불량으로 발생하는 트랙킹 현상을 검지하기 위해서 부하전류 파형의 고조파 성분과 부하시 트랙킹 전류 파형의 고조파 성분을 FFT 분석하여 이들 데이터를 컴퓨터에 입력시켜 최근 부하 인식에 많이 사용되고 있는 신경회로망을 이용하여 입력내용을 학습시켜서 트랙킹 발생 유무를 식별 할 수 있는 방법을 개발하였다.

본 연구에서 사용한 부하는 옥내에 시설된 수많은 전기설비 중에서 특히 사용 빈도가 높은 형광등을 대상으로 실험을 하였다.

실험 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1. 학습계수와 모멘텀항을 각각 0.1에서 0.9로 가변시키면서 학습해본 결과 학습계수가 0.5이고 모멘텀항이 0.9일때 가장 빨리 학습하면서도 정확성이 가장 양호하였다.

2. 학습의 정확도는 중간층의 뉴런 수가 많을수록 양호하게 되었고 중간층 뉴런 수가 입력층 뉴런 수의 약 3배일 때 가장 학습 정확도가 양호하였으며, 그 이상이 되면 정확도가 오히려 떨어짐을 알 수 있었다.

3. 학습 횟수를 약 30,000회로 하였을 때와 학습시간을 450초 이상으로 했을 때 원하는 오차 이하로 정확한 인식을 할 수 있는 아주 우수한 신경회로망이 구축되었다.

본 연구의 결과 부하시 트랙킹 인식이 완벽한 장점을 이용하여 현재 옥내 전기설비의 과부하 및 단락 보호장치인 배선용차단기나 퓨우즈가 검출하지 못하는 트랙킹 현상을 활선 상태에서 검출할 수 있는 트랙킹 화재 경보기, 활선 절연측정기 및 차량 누전측정기 등 각종 측정장치 개발의 기초 연구자료로 활용하는데 도움이 될것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. N. Yoshimura, M. Nishida, F. Noto, "Influence of Electrolyte on Tracking Breakdown of Organic Insulating Materials," IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. EI-16, No. 6, pp. 510-520, DEC. 1981.
2. 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. 1
3. 松本茂, "配線用遮斷器の種類,構造,選定と取扱い方,"
4. 大韓電氣協會, "內線規程," 大韓電氣協會, pp. 172, 1989.
5. 井出安俊, "漏電遮斷器の選び方とその設置," 電氣と工事, 2號, pp. 47-55, 1990.
6. 河村鴻允外, "配電用ケ-ブルのトラッキング劣化による電氣着火現象と電氣火災防止裝置の開發," 日本火災學會論文集, 31卷, pp. 23, 昭和56年 6月.
7. 河村鴻允, "屋內配電線路におけるトラッキング事故の檢知防止裝置の開發," 電氣學會論文誌A, 101卷 11號, 昭和56年 11月.
8. 吉村昇외, "有機絶緣材料のトラッキング破壞における炭化開始過程,"電氣學會論文誌A, 101卷 8號, pp. 25-32, 昭和56年 8月.
9. 西田眞外, "有機絶緣材料表面のトラッキング破壞における乾燥帶の形成過程," 電氣學會論文誌A, 103卷 11號, pp. 1-9, 昭和58年 11月.
10. 萩原隆一, 萩本安昭, "F形ビニルケーブルの絶緣劣化による發火現象," 火災, 37卷 5號(170 , pp. 46-50, 1987.
11. 박민용, 최항식, "뉴로 컴퓨터", 대영사, 1991.
12. Robert Hecht-Nielsen, "Theory of the Backpropagation Neural Network", IJCNN Conference No. 1, pp. 593-605, 1989, 6.
13. C. Klimasauskas, J. Guiver, G. Pelton, "Neural Works Professional and Neural Works Explorer, Vol. Ⅰ, Ⅱ, Neural Computing", Neural Ware, Inc., 1989.
14. 황창선 외 4명, "신경회로망을 이용한 배전계통의 고조파 부하의 식별", 대한전기학회 하계학술대회 논문집 A, pp. 235-237, 1993.