

군집화 알고리즘을 이용한 배전선로 내부 열화 패턴 분석

최운식¹, 김진사^{2,a}

¹ 세한대학교 기술교육과

² 조선이공대학교 메카트로닉스과

Analysis of the Inner Degradation Pattern by Clustering Algorithm at Distribution Line

Woon-Shik Choi¹ and Jin-Sa Kim^{2,a}

¹ Department of Technology Education, Sehan University, Youngam 58447, Korea

² Department of Mechatronics, Chosun College of Science & Technology, Gwangju 61453, Korea

(Received December 8, 2015; Accepted December 16, 2015)

Abstract: Degradation in power cables used in distribution lines to the material of the wire, manufacturing method, but also the line of the environment, generates a variety of degradation depending upon the type of load. The local wire deterioration weighted wire breakage accident can occur frequently, causing significant proprietary damage can lead to accidents and precious. In this study, the signal detected by the eddy current aim to develop algorithms capable of determining the signals for the top part and at least part of the signal by using a signal processing technique called K-means algorithm.

Keywords: Inner degradtaion pattern, K-mean algorism, Distribution line

1. 서 론

송배전선로에서 전력선의 열화는 선로의 주변 환경과 부하의 종류뿐 만 아니라 전선의 재질, 전선의 제조 방법 등에 따라 다른 형태의 열화가 발생한다. 전력선의 열화가 집중된 지역에서는 전력선의 사고가 다양하게 발생할 수 있으며, 이것으로 인하여 크나큰 물질적 피해와 귀중한 인명사고로 이어질 수 있다 [1-3]. 전력선의 열화는 내부에 수분이 침투하여 수트리, 스트레스가 전력선의 표면에 집중되어 절연파괴가 일어나는 트

래킹 및 전계에 의한 절연층 파괴와 관련하여 전력선 표면에 대한 연구 및 전력 장비의 개발이 진행되어 왔다. 그러나 일반 가공배전선로에서는 아직 피복전선이 대부분을 차지하고 피복 내부의 도체에서의 열화에 의한 단선 및 절단사고도 빈번히 일어나고 있으나, 현재 그에 대한 대책은 미흡한 상황이다 [4-7].

이와 같은 문제를 해결하기 위해 국외에서는 초전도체를 이용한 와전류 기법을 이용하여 도선 내부의 이상을 판단하는 장치가 개발·시험 사용되고 있으며, 국내에서는 가공송전선로의 나선도체에 대해 열화상태를 진단하는 장치가 개발되었다. 그러나 와류탐상 기법은 매우 민감한 센싱으로 흔들림, 이격거리 등에 대해서도 매우 민감하게 반응하기 때문에 이동하면서 검사하는 방법은 신뢰성 부분에 많은 문제점을 내포하고 있다 [3].

a. Corresponding author; kimjs@cst.ac.kr

따라서 본 연구에서는 와류에 의해 검출된 신호를 군집화 알고리즘이라는 신호처리 기법을 이용하여 이상 부분에 대한 신호와 정상부분에 대한 신호를 판단할 수 있는 알고리즘 개발을 목표로 하였다.

2. 실험 방법

2.1 시료

인공 부식은 그림 1과 같이 배전선의 피폭을 벗긴 후 용기에 수산화나트륨을 담은 후 피복이 벗겨진 전선이 용액에서 침적될 수 있도록 하였으며, 열화에 따른 특성을 보기 위해 0시간, 18시간 및 24시간 후에 용기에서 꺼내서 실험을 하였다.

그림 2(a)는 원시료로서 배전선의 피복만 벗긴 상태를 나타내고 있으며, 그림 2(b)는 열화 시료로 수산화나트륨에 18시간 부식 후의 사진을 나타내고 있다. 실험은 그림 3에서 나타낸 바와 같이 자체적으로 제작된 와전류센서 검출보드를 이용하여 측정하였으며, 보드 공급전원은 DC 12 V, 50 mA의 전원을 사용하였다.



Fig. 1. Photo of artificial aging.

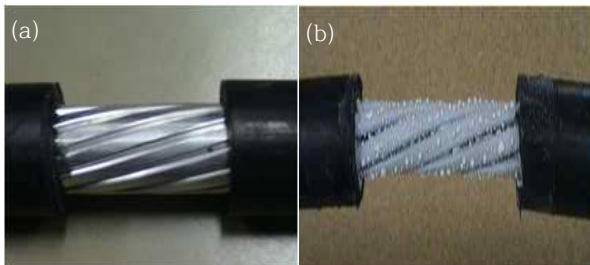


Fig. 2. Photo of artificial aging line. (a) Original specimens, (b) aging specimens.

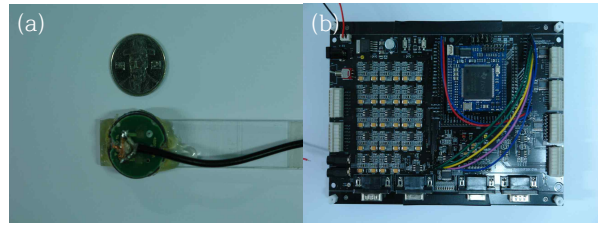


Fig. 3. Photo of ECT module.

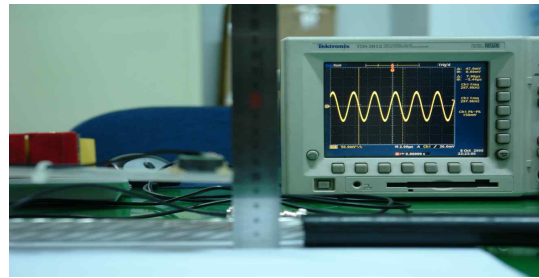


Fig. 4. Measuring photo.

센서에 의해 측정하는 신호는 주파수 대역이 300 kHz 미만으로 측정신호의 노이즈를 정확하게 판단하기 위하여 수집에서 수백 MHz까지 측정할 수 있도록 설계하였다. 측정은 전선의 피복 및 센서의 케이스를 고려하여 10 mm를 이격하여 측정하였으며, 출력파형은 오실로스코프로 측정하였고, 측정된 값은 저장하였다.

그림 4는 실험 사진을 나타냈으며, 센서의 위치를 동일하게 배치하여 측정하였다.

2.2 군집화 기법

무감독분류 기법은 분류해야 하는 군집 개수와 각각의 분광된 군집 사이의 거리만을 제한적으로 지정해 주면 작업할 수 있다. 이용자가 처음 입력 데이터를 지정해 주고, 컴퓨터가 분류해야 하는 대략 군집 개수만큼의 초기 군집을 중심으로 자동 생성하여 평면 통계상으로 위치시키게 되는데, 이 객체가 군집을 구성하는 중심으로 작용한다. 또한 분류되기 시작하면 컴퓨터는 영상적으로 각 객체들을 가장 가까운 객체 군집으로 분류를 수행한다. 분류되는 수행 작업이 끝나면 군집에 포함된 객체들을 이용하여 새로운 군집이 선택되게 하고, 이러한 작업은 이용자가 입력한 개수 또는 그 이상 군집의 변화가 일어나지 않을 때까지 계속하게 된다 [8,9]. 이와 같은 무감독 분류 기법에는 순차군

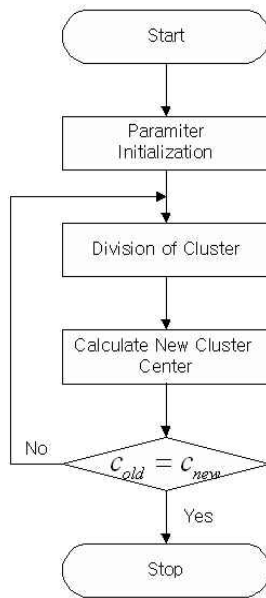


Fig. 5. Flowchart of clustering.

집분류 기법, ISODATA 기법, K-means 군집분류 기법, Fuzzy C-means 군집분류 기법 등이 있으며, 그 중 Lloyd 알고리즘으로 잘 알려진 K-means 알고리즘은 아주 많은 개수의 입력 벡터를 미리 정해놓은 K개의 중심값으로 사상시키는 집단화 알고리즘으로서 입력 벡터에 대한 양자화 에러를 최소로 줄이기 위하여 반복적으로 클러스터의 중심값(대표값)을 갱신하는 알고리즘이다 [10]. 즉 영상 신호값을 통하여 얻고자 하는 군집 개수를 이용자가 지정하도록 되어 있으며, 이용자가 지정 개수만큼의 군집 중심점을 다차원 측정으로 위치시킨다.

그림 5는 본 논문에 사용된 군집화 알고리즘의 순서도를 나타내었다. 데이터는 동일 조건에서 50회 이상의 데이터를 취득하여 측정된 데이터의 피크-피크값과 주파수 성분에 대해서 2차원적으로 군집화 하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1 열화에 따른 와전류 신호

실험은 시료가 없는 open 상태에서 센서로부터 검출되는 신호와 시료를 삽입한 상태에서의 신호를 주파수와 피크-피크 값으로 분석하였다.

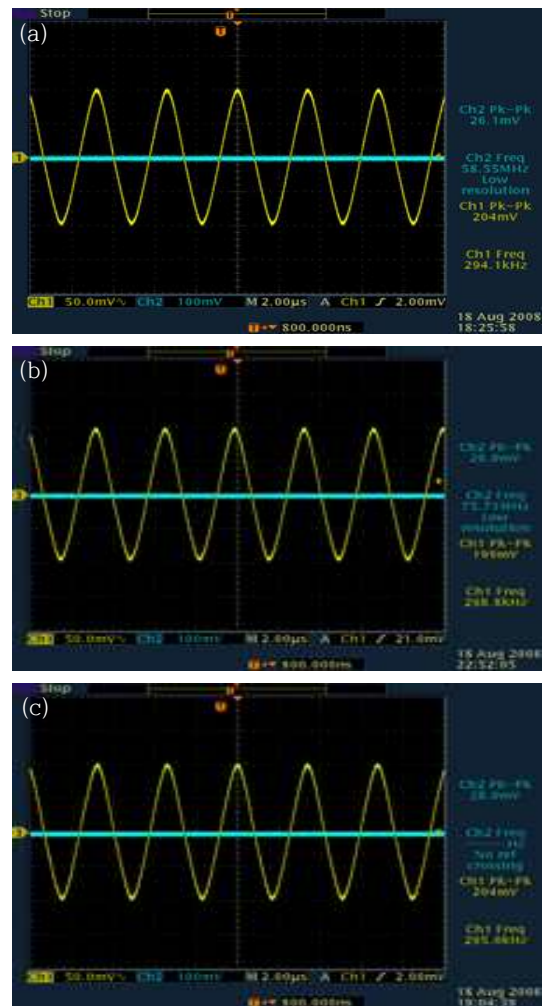


Fig. 6. Waveform detection due to aging. (a) At excitation state, (b) at original cable, and (c) at aging cable.

그림 6은 이격거리 10 mm에서의 가진상태와 열화시료에 대한 출력파형을 나타낸 것으로 가진상태에서는 피크-피크 전압은 204 mV, 주파수는 294.1 kHz의 값을 나타내지만, 정상시료에서는 전압은 199 mV, 주파수는 288.8 kHz의 값을 나타내었고, 24시간 열화시료에서는 205 mV의 전압과, 294.0 kHz의 주파수를 얻었다.

정상전선에서의 와류신호는 가진상태에 비해 전압과 주파수가 모두 감소되는 현상을 확인할 수 있었으며, 열화시료에는 가진상태와 거의 비슷한 값을 나타냄을 확인할 수 있었다. 이러한 현상은 정상전선의 도체에서 발생하는 와류가 가진상태나 열화시료보다 더 크게 발생하여 공급에너지를 감소시키기 때문이라고 사료된다.

Table 1. Waveform detection due to aging.

Aging time [hour]	Excitation state		10 mm	
	V [mV]	F [kHz]	V [mV]	F [kHz]
0			199	288.8
18	204	294.1	204	295.0
24			205	294.0

표 1은 시료의 열화시간에 따른 와류 신호 검출값을 정리한 것이다. 표에서 보는 바와 같이 열화시간의 증가는 피크-피크 전압을 증가시켰으며, 주파수는 열화의 유무에 따라 구분되는 현상이 나타났다.

이러한 현상은 앞에서 설명한 바와 같이 열화로 인해 도체 표면에서 발생하는 와류가 감소하여 공급에너지의 감소폭이 작아지기 때문이라고 사료된다.

3.2 열화에 따른 객체 군집화

표 2는 와전류 검출 데이터의 클러스터 분포를 나타낸 것으로 군집개수는 1개로 설정하였다.

Table 2. V-F cluster distribution of cable.

	V [mV]	F [kHz]	Variance	Max distance	
Excitation state	204	294.1	0.01	0.3	
Aging time [hour]	0	197.5	288.5	3.21	3.8
	18	203.7	294.7	4.24	5.8
	24	209.2	295.1	4.71	7.7

표에서 보게 되면 가진상태에서는 3.1에서 나타난 평균값과 큰 차이가 없으며, 편차도 1% 이내로 매우 작게 나타났으며, 이는 센서의 발생신호만 검출되기 때문이라고 생각된다.

열화케이블 검출신호에서는 열화시간의 증가에 따라 전압은 197.5 mV에서 209.2 mV로 약간 증가하였으며, 주파수도 288.5 kHz에서 295.1 kHz로 증가됨을 확인할 수 있었다. 특히 표 1에서 정리된 주파수에서도 군집화를 통해 증가되는 모습을 확인할 수 있었다.

이러한 현상은 평균값이 몇몇 이상신호에 의해 전체 값의 변화가 크게 나타날 수 있지만, 군집화는 군집분포를 기초로 중심점을 잡기 때문에 이상신호에 대한 영향이 적기 때문이다.

4. 결론

군집화 알고리즘을 이용하여 배전선로에서 발생하는 열화신호에 대한 패턴 분석을 통해 진단 신뢰성을 확보하기 위한 연구이다. 와전류 신호는 매우 민감한 신호로 흔들림 및 충격 등에 신호의 폭이 매우 크게 변하기 때문에 일반적인 통계기법을 이용해서는 열화 판단에 대한 어려움이 있었으나 군집화 알고리즘을 이용한 배전선로 내부 열화패턴 분석을 통해 도전물질의 열화는 와전류를 감소시킴을 알 수 있었다. 또한 데이터의 군집화는 이상신호에 대한 보상으로 평균값 처리보다 정확한 패턴이 나타남을 확인할 수 있었다.

REFERENCES

- [1] D. J. Lee, *J. Korean Inst. Electr. Electron. Mater. Eng.*, **27**, 877 (2014).
 - [2] T. Y. Kim, G. H. Park, and D. J. Lee, *KIEE Summer Conference*, 18 (2012)
 - [3] B. S. Lee, C. B. Park, and Y. U. Park, *KIEE Summer Conference*, 2034 (2010)
 - [4] C. B. Kim and C. W. Kim, *Journal of the Koera society of Computer and information*, **4**, 133 (1999).
 - [5] D. Y. Yi, *Journal of the LIIEE*, **23**, 104 (2009).
 - [6] D. Y. Yi, *Journal of Science & Engineering research Institute*, **5**, 157 (2001).
 - [7] S. J. Chung and I. K. Kim, *KIEE Summer Conference*, 304 (2009).
 - [8] Y. K. Shin and D. M. Choi, *Journal of the KSNT* **27**, 398 (2007).
 - [9] K. Uchida, T. Hirata, and H. Takehana, *T.IEE Japan*, **115-B**, 1185 (1995).
 - [10] P. Drineas, A. Frieze, R. Kannan, S. Vempala, and V. Vinay, *Machine Learning*, **56**, 9 (2004).
- [DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/B:MACH.0000033113.59016.96>]