

# 군집화 기법을 이용한 GIS 열화 패턴 연구

이덕진<sup>a</sup>

극동대학교 항공IT융합학과

## A Study on Degradation Pattern of GIS Using Clustering Method

Deok Jin Lee<sup>a</sup>

Department of Aviation and IT Convergence, Far East University, Eumseong 27601, Korea

(Received January 16, 2018; Revised February 6, 2018; Accepted February 9, 2018)

**Abstract:** In recent years, increasing electricity use has led to considerable interest in green energy. In order to effectively supply, cut off, and operate an electric power system, many electric power facilities such as gas insulation switch (GIS), cable, and large substation facilities with higher densities are being developed to meet demand. However, because of the increased use of aging electric power facilities, safety problems are emerging. Electromagnetic wave and leakage current detection are mainly used as sensing methods to detect live-line partial discharges. Although electromagnetic sensors are excellent at providing an initial diagnosis and very reliable, it is difficult to precisely determine the fault point, while leakage current sensors require a connection to the ground line and are very vulnerable to line noise. The partial discharge characteristic in particular is accompanied by statistical irregularity, and it has been reported that proper statistical processing of data is very important. Therefore, in this paper, we present the results of analyzing  $\Phi$ -q-n cluster distributions of partial discharge characteristics by using K-means clustering to develop an expert partial discharge diagnosis system generated in a GIS facility.

**Keywords:** Gas insulation switch (GIS), Clustering, Partial discharge, Power equipment

### 1. 서론

그린에너지의 보급에 따른 전기의 사용 증가로 전력 계통에 있어서 전기 설비의 효율적인 전원의 공급·차단·운용 등을 위해 GIS·케이블·변전설비 등 많은 전력설비들의 대용량화 및 고밀도화가 진행되어 사용 빈도수 증가에 따라 노후에 의한 안전문제가 대두되고 있다. 특히 최근 보고에 의하면 노후 설비들의 자연열화에 의한 사고율이 16.9%로 매우 높게 나타나고 있

다. 현재 설비의 진단 기법으로서 1972년에 독일에서 개발된 부분방전 검출기법은 초고압설비 및 케이블 열화 진단의 효과적인 방법으로 인식되었으며, 1990년대 부터 많은 연구들이 진행되어 진단 신뢰도가 점진적으로 개선되고 있는 것으로 보고되고 있다 [1-4]. 활선 부분방전 센싱 방법으로는 초음파, 전자파(UHF) 및 누설전류검출(HFCT)을 주로 사용하고 있으며, 초음파 센서의 신뢰성 부족에 따라 현재 전자파와 누설전류검출 기법을 주로 사용하고 있다. 전자파 센서는 초기 진단 및 신뢰성이 우수하지만 고장지점 파악이 힘들며, 누설전류 센서는 접지선에 연결하는 방법으로서 선로 노이즈에 매우 취약하여 현장 적용에 많은 문제점을 갖고 있지만 다양한 신호처리 기법을 적용하여 활선 검출장치로 많이 활용되고 있다.

특히 신호 분석기법에 있어서 국내외적으로 가장 많

a. Corresponding author; [djlee@kdu.ac.kr](mailto:djlee@kdu.ac.kr)

Copyright ©2018 KIEEME. All rights reserved.  
 This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

이 쓰이고 있는 PRPD (phase resolved partial discharge) 기법은 방전 발생 여부뿐만 아닌 2D/3D 패턴 해석을 통해 부분방전이 발생하는 결함의 원인을 찾아주는 중요한 기법으로 자리 잡고 있으나 고도로 숙련된 전문가를 통해서만 분석이 가능하고 실제 부분 방전 신호와 노이즈신호의 유형이 비슷한 경우가 많이 있어 해석에 한계가 있다. 특히 전력설비 이상 시에는 복합적인 결함이 존재하고 있기에 단일결함에 대한 해석만 가능한 PRPD 기법으로는 해석이 어려운 경우가 많으며, 이를 해결하기 위한 많은 방법을 시도하고 있다 [5].

부분방전신호 해석에 적합한 다양한 인접 분야의 해석 기술의 융합적인 도입을 위해 시도된 군집 분석 (cluster analysis)은 흩어진 개체 사이의 유사성 또는 거리에 의하여 군집을 형성하고, 형성된 군집의 특성을 파악하여 다변량 자료를 각 특성의 유사성에 따라 몇 개의 그룹으로 나눔으로써 군집들 간의 관계를 분석하는 탐색적 통계분석이다 [6,7]. 군집분석 기법은 변수들에 대한 역할 정의 없이 의미 있는 자료구조를 얻을 수 있으며, 거의 모든 형태의 데이터에 적용 가능하다는 장점을 가지고 있기 때문에 공학, 통계학, 패턴 인식 등 여러 분야에서 광범위하게 연구가 진행되고 있다 [8-10]. 특히 부분방전 특성은 통계적으로 불규칙성이 수반되기 때문에 데이터에 대한 적절한 통계 처리가 매우 중요함을 보고하고 있다. 따라서 본 논문에서는 GIS에서 발생하는 부분방전 진단 전문가 시스템을 개발하기 위하여 K-means 클러스터링을 이용하여 부분방전 특성의  $\Phi$ - $q$ - $n$  군집 분포를 해석하고 분석한 결과를 소개하고자 한다.

## 2. 실험 방법

### 2.1 부분방전 측정

부분방전 특성인  $\phi$ - $q$ - $n$  분포를 고찰하기 위해 AVO Co.에서 제작한 부분방전 측정 장치를 이용하여 AC 60 Hz 10 kV 전압으로 방전특성을 실험하였다. 검출기에 교정기(calibration signal coupler)를 연결하여 부분방전 측정 장치를 50 pC으로 교정하여 최대 검출전하량을 600 pC 이하로 설정한 후 측정하였다. 모든 실험은 실리콘오일 내에서 실시하였으며, 측정된 데이터는 DAQ 보드를 거쳐 컴퓨터로 저장했으며, 전압인가 후 10s (600 cycle) 동안 발생하는 방전을 검출하였다. 데이터 처리는 Lab View를 이용하여 발생



Fig. 1. Experimental equipment of partial discharge.

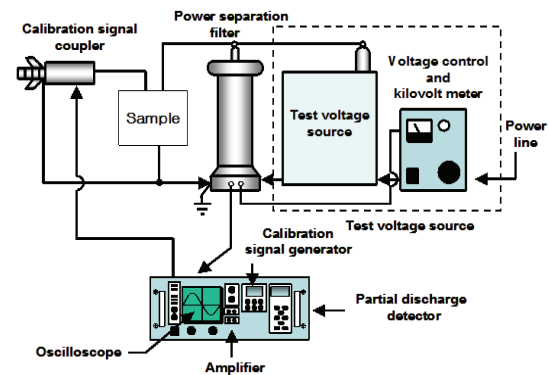


Fig. 2. Partial discharge detection circuit.

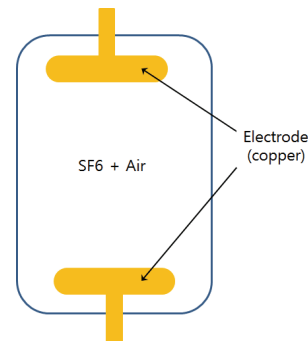


Fig. 3. Shape of specimens and electrode.

한 위상과 전하량을 사인파 한 주기에 적층한 후 동일 전하량의 값이 동일위상에서 발생한 것을 방전빈도수로 처리하였다. 그림 2는 검출회로도 를 나타낸 것이다.

GIS는 내부에 SF6 가스가 채워져 있으며, 그 형상이 매우 크기 때문에 본 실험에서는 그림 3과 같이 밀폐용기의 양단에 평판전극을 삽입한 후 SF6 가스와 공기를 혼합해서 채워 넣은 후 실험하였다.

## 2.2 군집화

K-means 군집분류기법은 벡터양자화를 수행하기 위한 일반적인 군집화 알고리즘으로서 Lloyd 알고리즘으로 잘 알려진 K-means 알고리즘을 이용한다. K-means 알고리즘의 기본이론은 무한히 많은 수의 입력 벡터를 미리 정해진 K개의 대표값(중심 값)으로 사상시키는 집단화 알고리즘으로써 임의의 입력벡터에 대한 Vector Quantizer의 양자화예러를 최소화 하기 위해 반복적으로 클러스터의 중심 값을 갱신하는 알고리즘이다. 즉, 영상 및 신호 데이터를 통해 얻고자 하는 군집의 개수를 사용자가 지정하도록 되어 있고, 사용자가 지정한 개수만큼의 군집 중심을 다차원 측정공간상에 위치시킨다. 객체들은 군집들의 임시 평균벡터들 중에서 가장 가까운 군집에 할당되며, 모든 객체들이 이러한 방법으로 분류된 후 군집은 새로운 군집중심이 계산된다. 이렇게 수정된 군집중심은 영상 및 신호 데이터의 재분류 근거로 사용된다. 군집중심의 위치가 더 이상 변하지 않을 때까지 알고리즘의 반복이 지속된다.

그림 4는 K-means 알고리즘 흐름도를 나타낸다.

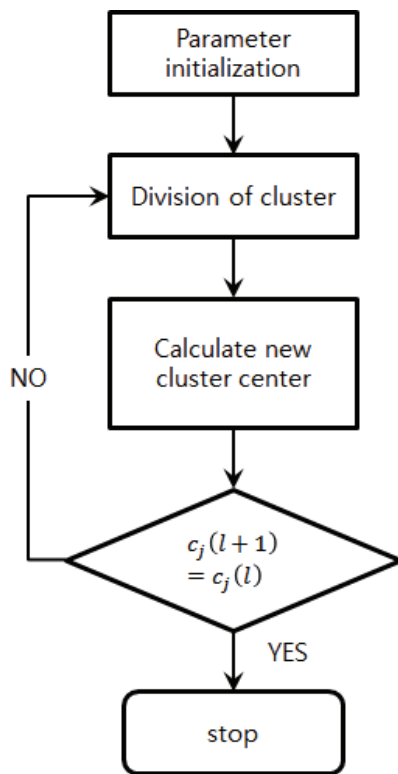


Fig. 4. Flow chart of K-means algorithm.

다음 K-means 알고리즘에 의한 집단화 과정은 4단계로 구분된다.

- 단계 1 초기화 과정으로 임의의 K개의 입력 특징벡터를 선택하여 K개의 클러스터의 중심점 벡터  $\{c_1(l), c_2(l), \dots, c_K(l)\}$ 로 설정한다.
- 단계 2 군집화 단계로 K개의 클러스터 중심점 벡터와 각 입력 특징벡터에 대한 유클리드 거리를 측정하여 입력벡터를 거리가 가장 작은 클러스터의 멤버벡터로 집단화한다.  

$$\|x^{(p)} - c_j(l)\| < \|x^{(p)} - c_i(l)\|$$
 (모든  $i = 1, 2, \dots, K, i \neq j$ 이면  $x^{(p)} \in S_j(l)$ 이다.)
- 단계 3 중심점 갱신단계로 각 클러스터의 멤버벡터를 통해 클러스터의 중심점을 갱신한다.  

$$c_j(l+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x^{(p)} \in S_j(l)} x^{(p)}$$
 여기서,  $N_j$ 는 클러스터집합  $S_j$ 에 소속된 멤버 벡터의 수이다.
- 단계 4 갱신되는 값이 없으면 작업을 종료하고 중심점이 갱신되면 단계 2로 되돌아가 반복하여 수행한다.

K-means 알고리즘의 경우 유일한 code word로 집단화되지 못하고 초기치의 설정에 따라 국부최소치를 갖기도 하는 등 단점을 갖는다.

따라서 최적의 Vector Quantizer를 위한 개선된 집단화 알고리즘들이 발표되었고 Linde, Buzo, Gray에 의한 LBG 알고리즘이 그 대표적인 예이다.

LBG 알고리즘은 반복적으로 클러스터를 분할하는 알고리즘으로써 K-means 알고리즘에서의 초기치 설정 문제를 해결하기 위해 모든 입력벡터를 하나의 클러스터로 집단화하여 초기 중심 값을 설정한 후 매 반복횟수마다 현재의 클러스터들의 중심 값을 이동시켜 분할한다. 결국 분할과정이 m번 진행되면  $2^m$ 개의 클러스터를 만들게 되고 미리 정해진 수 K개의 안정된 분할을 이룰 때까지 반복된다. LBG 알고리즘의 순서도는 그림 5와 같다.

LBG 알고리즘에 의한 집단화 과정을 단계별로 살펴본 것이다.

- 단계 1 초기화 과정으로 모든 입력벡터에 대한 하나의 중심 값을  $c_1^{(p)} = \frac{\sum x^{(p)}}{N_T}$  ( $N_T$ 는 모든 입력 벡터의 수)으로 설정한다.
- 단계 2 중심값 분할 단계로 모든 클러스터의 중심 값을 이동시켜 매우 작은 값  $\epsilon$ 으로 분할한다.  

$$c_k^{(p)+} = c_k^{(p)}(1 + \epsilon)$$

$$c_k^{(p)-} = c_k^{(p)}(1 - \epsilon)$$
 단,  $k = 2^0, 2^1, \dots, 2^{iteration}$  을 의미한다.

- 단계 3 군집화 단계로 모든 입력벡터에 대한 분할된 각 클러스터와의 유클리드 거리를 측정하여 가장 작은 거리를 갖는 클러스터의 멤버벡터로 집단화한다.  

$$k^* = \underset{k}{\operatorname{argmin}} d(x^{(p)}, c_k^{(p)})$$
- 단계 4 중심점 갱신단계로 각 클러스터의 멤버벡터를 통해 클러스터의 중심점을 갱신한다.  

$$c_k^{(p)} = \frac{1}{N_k} \sum_{x \in S_k} x^{(p)}$$
 단,  $N_k$ 는 클러스터집합  $S_k$ 에 소속된 멤버벡터의 수를 의미한다.
- 단계 5 오차한계 판단 단계로 오차의 갱신 값이 설정된 임계값 이하이면 단계 6을 수행하고 그렇지 않으면 단계 2로 되돌아간다.
- 단계 6 군집개수 판단 단계로 정해진 수의 클러스터로 분할되었으면 작업을 종료하고, 그렇지 않으면 단계 2로 되돌아가 반복하여 수행한다.

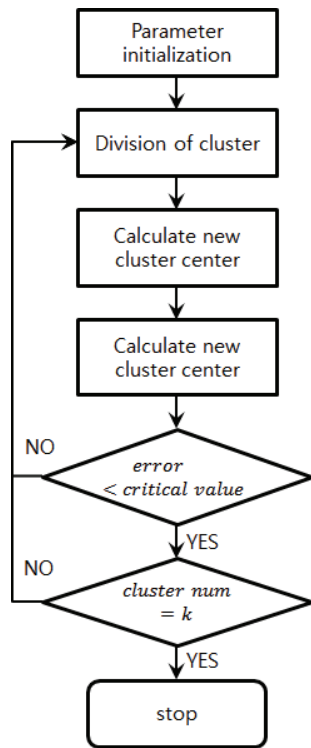


Fig. 5. Flow chart of LBG algorithm.

### 3. 결과 및 고찰

#### 3.1 부분방전 분포

그림 6은 공기 보이드가 존재할 때 전압 변화에 따

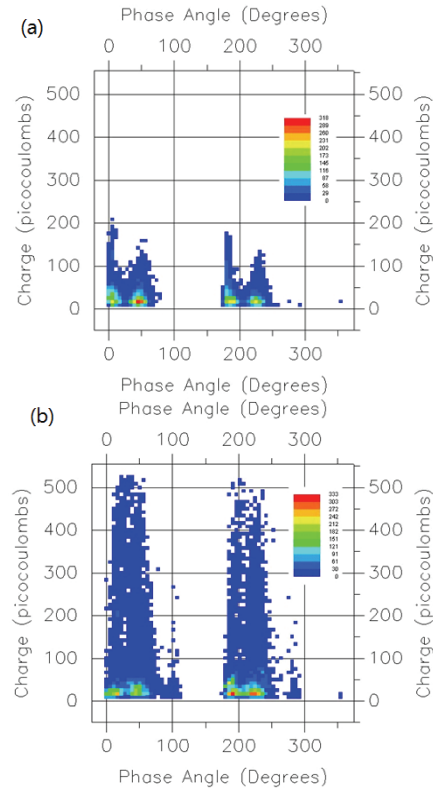


Fig. 6.  $\phi-q-n$  distribution of XLPE specimen at air void.

른 부분방전의  $\phi-q-n$  분포도를 나타낸 것이다. 그림 6(a)는 전압 5 kV 인가 시  $\phi-q-n$  분포로서 정극성에서는 0~80° 위상에서 방전이 발생하였으며, 방전이 집중되는 영역이 5°와 50° 영역으로 2개의 위상에서 나타났다. 방전발생빈도수는 5°에서는 140회, 50°에서는 212회 발생하였으며, 전하량이 200 pC 이상인 방전도 발생하였으나 1회에 그치고 대부분은 전하량이 25 pC인 방전이였다.

부극성에서는 180~300° 부근에서 방전이 발생하였으며, 최대 방전전하량은 정극성과 비슷한 값을 나타내었으며, 방전 발생도 정극성과 비슷하게 190°와 220° 2개의 위상에서 주로 발생함을 확인할 수 있었다. 최대 방전빈도수는 정극성보다 작은 231회의 방전이 발생하였다. 그림 6(b)는 전압을 7 kV로 승압하였을 때의  $\phi-q-n$  분포로서, 정극성에서는 방전이 0~130°로 방전발생영역이 증가하였으며, 방전전하량도 500 pC 이상인 큰 방전도 발생함을 확인할 수 있었다. 그러나 대부분은 전하량이 25~50 pC인 방전이였다. 방전이 주로 발생하는 위상의 5 kV와 동일하게 정.부극성에서 각각 2 지점에서 발생함을 확인할 수 있었다.

### 3.2 군집화

표 1과 2는 보이드시료의  $\phi-q-n$  분포에 따라 클러스터 해석 결과로서 centroid는  $56 \sim 268^\circ$  위상에서 형성되었으며, 정극성 영역에서는 Cluster 3인  $68^\circ$ 에서 1,087개, 부극성 영역에서는 Cluster 8인  $224^\circ$ 에서 499개로 가장 많은 객체를 포함하고 있다. 또한 정극성 영역에서는 Cluster 3과 Cluster 4의 군집에 객체가 집중되어 있는 반면 부극성 영역에서는 모든 군집에 객체가 고르게 분포되어 있는 형태를 나타내었다. 객체 간 편차도 정극성 영역에서 더 크게 형성되었으며, 이러한 현상은 방전이 정극성 영역에서 넓게 분포되었음을 의미한다.

**Table 1.**  $\phi-q-n$  cluster distribution at 5 kV.

Classification	Angle [deg]	Discharge [pC]	Discharge number	Object	Variance
Cluster 0	56.02	44.44	110.78	63	5.85
Cluster 1	57.44	362.33	3.88	351	5.96
Cluster 2	57.89	236.72	4.07	390	5.60
Cluster 3	68.17	49.15	8.33	1,087	5.81
Cluster 4	69.17	127.38	4.62	861	5.51
Cluster 5	216.34	32.51	18.17	454	4.75
Cluster 6	219.40	120.78	6.60	447	4.54
Cluster 7	222.27	172.59	3.47	281	4.58
Cluster 8	224.26	77.49	5.84	499	4.61
Cluster 9	268.48	39.24	3.32	292	4.93

**Table 2.**  $\phi-q-n$  cluster distribution at 6 kV.

Classification	Angle [deg]	Discharge [pC]	Discharge number	Object	Variance
Cluster 0	36.47	55.60	33.09	1,128	6.27
Cluster 1	48.20	279.53	5.08	1,251	5.89
Cluster 2	49.88	162.00	5.41	1,554	5.92
Cluster 3	49.92	418.66	3.25	929	6.38
Cluster 4	91.31	64.70	4.30	814	5.73
Cluster 5	214.96	35.17	70.81	584	6.58
Cluster 6	217.11	312.91	1.81	764	6.09
Cluster 7	218.96	108.34	9.84	1,275	5.59
Cluster 8	219.67	202.05	4.22	1,151	5.45
Cluster 9	266.99	52.22	9.04	705	5.47

전압을 6 kV로 승압하였을 때의 클러스터분포를 나타낸 것으로 centroid는  $36 \sim 267^\circ$ 에 분포하고 있으며, 최대 객체 포함 군집은 정극성 영역에서는 Cluster 2인  $50^\circ$ 에서 1,554개, 부극성 영역에서는 Cluster 7인  $219^\circ$ 에서 1,275개의 객체를 포함하고 있다. 객체 간 편차는 모든 centroid에서 고르게 분포되었으며, Cluster 8인  $220^\circ$ 에서 1,151개의 객체를 포함하고 가장 작은 편차인 5.45를 나타내었다.

### 4. 결론

군집화 기법을 이용한 GIS 열화 패턴에 대한 군집화 실험 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 보이드에 의해 부분방전 패턴은 유전체 경계 면에서 발생하는 대칭적 패턴이 발생하였다.
- 2)  $\phi-q-n$  분포에 대한 K-means 해석 결과 전압의 증가로 centroid 전하량 분포는 넓어지고, 위상의 분포는 감소하는 것을 확인하였다.
- 3) 5 kV에서 정극성에서 객체가 많이 군집화되었으며, 전압의 증가로 부극성에서 군집 객체수가 증가됨을 확인할 수 있었다.
- 4) 5 kV에서 방전전하량의 큰 객체는  $57 \sim 58^\circ$  위상에 집중되어 있음을 확인할 수 있다.

### 감사의 글

이 연구는 2017년도 극동대학교 교내연구비 지원에 의해 수행된 것임(FEU2017R02).

### REFERENCES

- [1] K. S. Moon, Master, *An Investigation on Criteria of Maintenance by UHF Partial Discharge Detector for Gas Insulated Switch gear*, p. 1, Chosun University, Gwangju (2015).
- [2] K. S. Cho, Ph. D., *A Study on the Diagnosis of Cable Joint Interface Defect by the Statistical Analysis of Partial Discharge Distribution*, p. 1, Kwangwoon University, Seoul (2007).
- [3] K. S. Cho and J. W. Hong, *J. Korean Inst. Electr.*

- Electron. Mater. Eng.*, **20**, 780 (2007). [DOI: <https://doi.org/10.4313/JKEM.2007.20.9.780>]
- [4] M. G. Jeong, Master, *Study on the Development of Preventive Diagnosis Algorithm for Recognizing Partial Discharges in Electric Power Apparatus*, p. 1, Kyungnam University, Changwon (2016).
- [5] J. J. Park, S. Y. Lee, and D. C. Mun, *J. Korean Inst. Electr. Mater. Eng.*, **29**, 58 (2016). [DOI: <https://doi.org/10.4313/JKEM.2016.29.1.58>]
- [6] H. S. Kim, G. B. Kim, H. Y. Bae, S. Gao, and Y. Xia, *The KIPS Transactions: Part D*, **13**, 633 (2006).
- [9] D. G. Byun, W. J. Kim, K. W. Lee, and J. W. Hong, *J. Korean Inst. Electr. Electron. Mater. Eng.*, **20**, 901 (2007). [DOI: <https://doi.org/10.4313/JKEM.2007.20.10.901>]
- [7] Y. S. Sim, Master, *A Comparison Study of Cluster Validity Indices using a Nonhierarchical Algorithm*, pp. 1-2, Korea University, Seoul (2006).
- [10] K. S. Cho and J. W. Hong, *J. Korean Inst. Electr. Electron. Mater. Eng.*, **20**, 959 (2007). [DOI: <https://doi.org/10.4313/JKEM.2007.20.11.959>]
- [8] W. S. Choi and J. S. Kim, *J. Korean Inst. Electr. Electron.*