

계층적 SVM을 이용한 전력용 변압기 고장진단

임재윤<sup>1</sup>, 이대종<sup>2</sup>, 이종필<sup>2</sup>, 박재원<sup>3</sup>, 지평식<sup>3</sup>  
 대덕대학<sup>1</sup>, 충북대학교<sup>2</sup>, 충주대학교<sup>3</sup>

Fault Diagnosis of Power Transformer Using Hierarchical SVM

Jae-Yoon Lim<sup>1</sup>, Dae-Jong Lee<sup>2</sup>, Jong-Pil Lee<sup>2</sup>, Jae-Won Park<sup>3</sup>, Pyeong-Shik Ji<sup>3</sup>  
 Daeduk College<sup>1</sup>, Chungbuk National University<sup>2</sup>, Chungju National University<sup>3</sup>

**Abstract** - 본 논문에서는 계층적 SVM을 이용한 전력용 변압기의 고장진단 기법을 제안한다. 제안된 기법은 전처리 과정, 정상/고장판별부, 고장원인판별부, 열화추이분석부로 구성된다. 제안한 고장진단과정을 보면, 전처리부에서는 DGA에 의해 얻어진 가스 데이터의 특징벡터를 산출한다. 그 다음단계로 정상/고장 판별부에서는 얻어진 특징벡터를 이용하여 SVM에 의해 정상/고장 여부를 진단한다. 고장원인 판별부에서는 진단하고자 하는 변압기가 고장으로 판정이 난 경우에 다중-클래스 SVM에 의해 고장원인을 판정한다. 또한 정상/고장판별부에서 정상이라 판정할 지라도 열화추이분석부에서 FCM에 의해 구축된 고장모델과 정상데이터간의 거리척도를 이용하여 고장추이를 분석한다. 제안된 방법의 유용성을 보이기 위한 실험결과에서 기존의 방법들에 비해서 향상된 진단결과를 보임을 확인하였다.

따라서 본 논문에서는 변압기의 고장원인 및 정상데이터의 고장추이특성까지 분석할 수 있는 기법을 제안한다. 제안된 기법은 전처리 과정, 정상/고장판별부, 고장원인판별부, 열화추이분석부로 구성된다. 제안한 고장진단과정을 보면, 전처리부에서는 DGA에 의해 얻어진 가스 데이터는 전처리과정을 통하여 특징벡터를 산출한다. 그 다음단계로 정상/고장 판별부에서는 얻어진 특징벡터를 이용하여 SVM(support vector machine)에 의해 정상/고장 여부를 판별한다. 정상/고장판별부에서 입력 데이터가 고장으로 판정이 난 경우에는 다중-클래스 SVM에 의해 고장원인을 판정한다. 또한 정상/고장판별부에서 정상이라 판정할 지라도 열화추이분석부에서 FCM(fuzzy c-means)에 의해 구축된 고장모델과 정상데이터간의 거리척도를 이용하여 고장추이를 분석하고 사례연구를 통해 제안된 방법의 우수성을 입증하였다.

1. 서 론

2. 고장 진단 알고리즘

급속한 산업발달로 인하여 전기 에너지의 수요가 증가함에 따라 전력소비 용량도 증대하고 있다. 또한, 고도화된 첨단 산업사회의 전력 소비자는 고품질의 전력공급을 요구하며, 이를 위해 전력계통을 구성하는 전력기기의 안정성 및 신뢰도 확보가 선행되어야 할 것이다. 다양한 전력설비 중 하나인 변압기는 수요설비의 증가에 맞추어 용량 및 규모가 대형화 및 초고압화로 변화하고 있다. 이러한 변압기의 예기치 않은 고장은 막대한 경제적 손실을 유발하므로 사전에 이상 유무를 판단하여 갑작스런 고장을 방지하는 시스템 개발이 절실히 요구된다[1-3].

국내 산업현장에서 변압기의 내부 이상을 조기에 발견하여 사고를 예방하기 위한 목적으로 수소와 아세틸렌 등의 탄화수소 가스들에 대해 절연유중 용존 가스 관리기준에 의거하고 있다[4]. 이 중에서 절연재의 열화정도를 진단, 변압기의 잔존수명을 예측하여 적절한 교체시기를 결정하기 위해 일산화탄소 및 이산화탄소가스의 농도를 이용한 절연유중 CO<sub>2</sub> 가스 관리기준을 정하여 이 기준에 따라 정상/요주의 등 열화정도를 판정한다. 이러한 CO<sub>2</sub> 가스 관리기준에 의해 요주의가 발생하였을 경우에는 IEC의 진단법에 따라 이상의 원인을 분석하고 있다. 그러나 IEC의 진단방법은 진단영역이 겹치는 부분과 열화원인이 판정되지 않는 부분이 존재함으로 정확한 원인분석을 하는 데는 한계가 있다[5].

전력용 변압기는 운전 중 각부의 열화로 전기적 성능이 서서히 진행되어 발생하므로 기존 진단방식에 의한 획일적인 이상/정상 판단 만으로는 정확한 변압기의 열화 상태를 판단하는 데는 한계가 있다. 즉, 변압기가 정상이라 하더라도 어느 정도 열화가 진행되는 경우가 많으므로 그 열화정도를 수치적으로 제시하여 보다 정밀한 상태를 제시해줄 필요성이 있다. 그러나 기존방법 만으로는 이분법적인 정상/요주의만을 판정함으로 변압기의 열화추이특성을 진단하지 못하고 있다.

변압기의 고장진단 및 고장추이 특성을 분석하기 위하여 제안한 진단기법의 기본 구성도를 그림 1에 나타냈다. 그림 1에서 보는 바와 같이 제안된 기법은 전처리 과정, 정상/고장판별부, 고장원인판별부, 열화추이분석부로 구성된다. 제안한 고장진단과정을 보면, 전처리부에서는 DGA에 의해 얻어진 가스 데이터는 전처리과정을 통하여 특징벡터를 산출한다. 다음 단계로 정상/고장 판별부에서는 얻어진 특징벡터를 이용하여 SVM에 의해 정상/고장 여부를 판별한다. 정상/고장판별부에서 진단하고자 하는 변압기가 고장으로 판정이 난 경우에는 다중-클래스 SVM에 의해 고장원인을 판정한다. 또한 정상/고장판별부에서 정상이라 판정할 지라도 열화추이분석부에서 정상데이터의 고장추이를 분석한다.

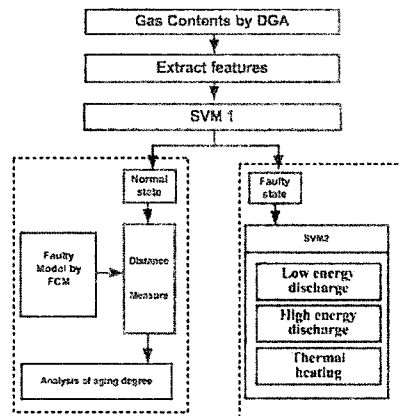


그림 1. 제안한 진단 알고리즘의 구성도

### 2.1 특징 추출부

본 논문에서는 DGA방법에 의하여 구해진 가스성분을 이용하여 변압기 진단을 한다. 사용된 데이터 및 가스성분은 H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> 및 C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>로 구성되어 있다. 진단성을 향상시키기 위하여 가스성분값을 이용하기 보다는 여러 가지 전처리 과정을 수행하는데, 본 논문에서는 파형의 모양과 최대 크기값을 고려한 방법을 이용한다[6].

파형의 모양을 고려한 특징벡터  $y_1, y_2, y_3, y_4$  및  $y_5$ 는 다음과 같이 산출된다.

$$y_k = \frac{c^k}{\max_{i=1}^5 c^i} \quad (1)$$

여기서,  $k=1,2,\dots,5$  이고,  $c^k$ 는 5개의 가스 성분값의 절대값을 나타낸다.

측정된 상태값의 최대 크기값을 고려한 특징벡터  $y_6$ 는 다음과 같이 산출된다.

$$y_6 = \log_{10}(\max_{i=1}^5 c^i) \quad (2)$$

따라서 변압기의 정상/고장 상태별로 다음과 같이 6개의 특징벡터로 구성된  $Y$ 를 구할 수 있다.

$$Y=[y_1 \ y_2 \ y_3 \ y_4 \ y_5 \ y_6] \quad (3)$$

### 2.2 변압기 진단부

식 (3)에서 얻어진 학습용 특징벡터를 SVM[7]을 이용하여 정상/고장 여부 판단을 위한 모델을 형성한다. 여기서, 정상상태의 데이터인 경우 SVM의 출력값은 +1, 고장상태의 데이터인 경우 -1로 설정한다. 정상/고장 판별부에서 입력데이터를 고장으로 판별한 경우, 고장의 정확한 원인을 분류하기 위해 다중-클래스 SVM을 이용하여 고장원인 판별 모델을 형성한다. 본 논문에서는 고장의 원인을 저에너지에서의 부분방전, 고에너지에서의 부분방전, 열적 결합 등 3가지를 고려하였다. 따라서, 학습용 데이터에 대한 SVM 출력값은 세가지 고장에 대해서 1, 2 및 3 으로 설정하여 고장원인 분석을 위한 모델을 형성하였다. 정상/고장 모델 및 고장원인 분석 모델에 대한 성능은 검증용 데이터를 이용하여 평가한다.

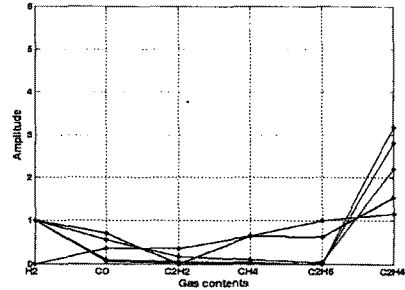
변압기가 정상으로 판정된 경우에는 FCM[8]에 의해 미리 구축된 모델과 정상 데이터간의 거리 비교에 의해 열화정도 및 열화추이를 분석하게 된다. 그림 2에서는 FCM에 의해 구축된 고장모델을 각각 나타냈다. 그림 2에서 보는 바와 같이 고장모델별 기준 벡터는 5개씩 선정하였다.

### 3. 실험 및 결과

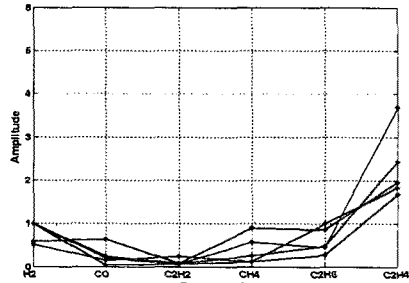
제안된 기법의 유용성을 보이기 위해 사용된 데이터를 표 1에 나타냈다. 사용된 데이터는 중국의 Pingguo 변전소에 위치한 500[kV] 변압기에서 취득한 데이터를 이용하였다[6]. 표 1에서 보는 바와 같이 모델 구축을 위한 학습데이터는 50개, 성능평가를 위한 검증데이터는 25개를 사용하였다.

표 1. 고장상태별 데이터 개수

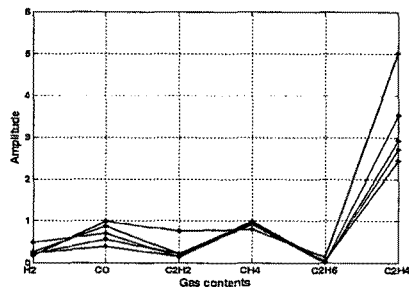
Fault state	학습용	검증용
N(normal)	5	4
D1(low energy discharge)	5	6
D2(high energy discharge)	15	2
T(Thermal heating)	25	13
Total	50	25



(a) Low energy discharge



(b) High energy discharge



(c) Thermal heating

그림 2. FCM에 의해 구축된 고장모델

표 2에는 실험결과를 기존 방법과 비교하여 나타냈다. 본 논문에서 제안된 방법은 기존의 SVM 방법과 인식률 측면에서는 동일하게 나타났다. 그러나 기존 방법인 경우 SVM은 이진분류 구조로 3층 구조로 되어 있으나, 제안 방법인 경우 다중클래스의 2층 구조로 간략화 시켰다. 또한, 기존 방법인 경우 정상/고장 여부만을 언급하였으나, 본 논문에서는 열화추이 특성까지 고려하였다.

표 3에서는 정상데이터의 열화추이 분석결과를 나타냈다. 열화추이 분석은 학습데이터와 검증데이터간의 유클리디안 거리비교에 의해 유사도가 산출된다.

즉, 학습데이터 중에서 특성을 고려한 특징벡터  $Y_1=[y_1 \ y_2 \ y_3 \ y_4 \ y_5]$ , 최대 크기를 고려한 특징벡터  $Y_2=[y_6]$ 라 하자. 이 때 고장상태를 판별하고자 하는 검증데이터의 특징벡터를  $Y'_1=[y'_1 \ y'_2 \ y'_3 \ y'_4 \ y'_5]$ ,  $Y'_2=[y'_6]$ 라 할 때, 학습데이터  $Y_1$  과 검증데이터  $Y'_1$ , 그리고 학습데이터  $Y_2$  과 검증데이터의  $Y'_2$  간의 유클리드 언 거리를 비교한 후 최종 거리의 합산에 의하여 유사도를 구한다. 그림 3에서  $x$ 축의 거리 (Distance1)는  $Y_1$  과  $Y'_1$  간의 유사도를 나타내면  $y$ 축의 거리(Distance2)는  $Y_2$  과  $Y'_2$  간의 유사도를 나타낸다. 또한, 그림 4는 그림 3에서 보인 거리의 합 (Distance1+Distance2)의 크기에

#### 4. 결 론

다른 데이터 분포도를 나타냈다. 그림 3 및 4에서 알 수 있는 바와 같이 고장데이터와 정상데이터간의 거리에 따른 분류를 할 수 있음을 알 수 있다. 여기서, FCM에 의해 구축된 모델은 고장패턴만을 이용하였으므로 정상데이터 보다 고장데이터들이 거리값이 작음을 알 수 있다. 또한, 표 3 및 그림 3에서 알 수 있는 바와 같이 정상데이터4 (Data 4)는 다른 정상데이터보다 열화가 거의 진행되지 않은 건전한 상태임을 알 수 있으며, 나머지 정상데이터(Data 1 ~Data 3)는 고장상태는 아닐지라도 어느 정도 열화가 진행되고 있음을 알 수 있다.

표 2. 제안된 방법과 기존방법 비교

Method	Accuracy (%)	Training time (s)
ANN [6]	92.76	81
FL [6]	92.32	82
ANNES [6]	93.54	44
SVMs [6]	100	Less than 1s
제안 방법	100	Less than 1s

표 3. 정상데이터의 열화추이 분석

	Normal data			
	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4
Distance	1.3052	1.3988	1.2217	4.7710
Aging	D1	D2	T	D2

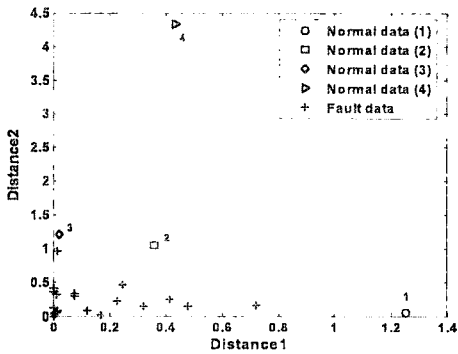


그림 3. 고장모델과 점증데이터간의 거리척도

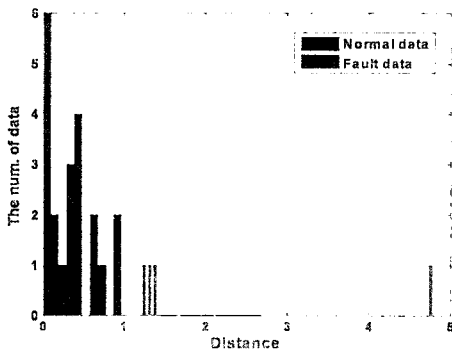


그림 4. 거리척도에 따른 데이터 분포도

본 논문에서는 SVM과 FCM을 이용한 변압기 고장 진단 기법을 제안하였다. 제안된 방법은 우선 전처리부에서 DGA에 의해 얻어진 가스성분을 이용하여 특징을 추출했다. 그 다음단계로 정상/고장 판별부에서는 얻어진 특징벡터를 이용하여 SVM에 의해 정상/고장 여부를 판별했다. 고장원인 판별부에서는 입력 데이터가 고장으로 판정이 난 경우에 다중-클래스 SVM에 의해 고장원인을 판정하였다. 또한 정상/고장판별부에서 정상이라 판정할 지라도 열화추이분석부에서 FCM에 의해 구축된 고장모델과 정상데이터간의 거리척도를 이용하여 고장추이를 분석하였다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 실험한 결과 정상/고장만을 판별하는 문제에 있어서는 기존의 SVM 방법과 인식을 측면에서는 동일하게 나타났다. 그러나 구조적으로, 기존 방법인 경우 SVM은 이진분류 구조로 3층 구조로 되어 있으나, 제안 방법인 경우 다중클래스의 2층 구조로 간략화된 모델을 제시하였다. 또한, 기존 방법인 경우 정상/고장 여부를만을 언급하였으나, 본 논문에서는 FCM 및 거리척도 기법에 기반을 둔 열화추이 특성 방법까지도 제안 및 실험을 통하여 그 타당성을 검증하였다. 향후 대 용량 실측데이터에 제안 모델을 적용하여 방법론적인 우수성을 검증할 필요성이 요구된다.

#### 감사의 글

이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국 학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-521-D00171)

#### [참 고 문 헌]

- [1] M. Duval, "Dissolved gas analysis : It can save your transformer," IEEE Electrical Insulation Magazine, Vol.5, No.6, pp.22-26, 1989.
- [2] Adriana R.C., Vladimiro Miranda, "Knowledge Discovery in Neural Networks with Application to Transformer Failure Diagnosis", IEEE trans. Power Systems, Vol.20, No.2, pp.717-724, 2005.
- [3] Yoshida, Y., Ishioka, T., Suzuki, T., Yanariand, T., Teranishi, "Degradation of insulating materials of transformers," IEEE Trans. Electrical Insulation, Vol.EI-22, No.6, pp.795-800, 1987
- [4] Kamata, "Diagnostic methods for power transformer insulation," IEEE Trans. Electrical Insulation, Vo.EI-21, No.6, pp.1045-1048, 1986.
- [5] Pycong Shik Ji, Jac Yoon Lim, Jong Pil Lee, "Aging characteristics of power transformer oil and development of its analysis using KSOM," TENCON 99, Proceedings of the IEEE Region, Vol.2, pp.1026-1029,1999.
- [6] Ganyun LV, Haozhong Cheng, Haibao Zhai, Lixin Dong, "Fault diagnosis of power transformer based on multi-layer SVM classifier", Electrical Power Systems Research Vol. 75, pp.9-15, 2005.
- [7] Vapnik, V., *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer,1995.
- [8] Bezdec, J. C., *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York, 1981.