

서포트 벡터머신을 이용한 전력용 변압기 고장진단

(Fault Diagnosis of Power Transformer Using Support Vector Machine)

이대중 · 이종필 · 지평식 · 임재윤*

(Dae-Jong Lee · Jong-Pil Lee · Pyeong-Shik Ji · Jae-Yoon Lim)

요 약

본 논문에서는 전력용 변압기의 고장진단을 위해 서포트 벡터머신에 기반을 둔 고장진단 알고리즘을 제안한다. 제안된 기법은 데이터 취득부, 정상/고장판별부, 고장원인판별부로 구성된다. 제안한 고장진단과정을 보면, 데이터 취득부에서는 변압기에서 가스성분을 취득한다. 정상/고장 판별부에서는 취득된 가스성분들을 KEPCO 규정과 비교하여 정상/고장 여부를 판단한다. 고장원인 판별부에서는 입력 데이터가 고장으로 판정이 난 경우에 다중-클래스 서포트 벡터머신에 의해 고장원인을 판정한다. 제안된 방법은 사례연구를 통해 우수성을 입증하였다.

Abstract

For the fault diagnosis of power transformer, we develop a diagnosis algorithm based on support vector machine. The proposed fault diagnosis system consists of data acquisition, fault/normal diagnosis, and identification of fault. In data acquisition part, concentrated gases are extracted from transformer for data gas analysis. In fault/normal diagnosis part, KEPCO based decision rule is performed to separate normal state from fault types. The determination of fault type is executed by multi-class SVM in identification part. As the simulation results to verify the effectiveness, the proposed method showed more improved classification results than conventional methods.

Key Words : Power Transformer, Fault Diagnosis, Support Vector Machine

1. 서 론

급속한 산업발달로 인하여 전기 에너지의 수요가 급증함에 따라 전력설비 용량도 증대하고 있다. 또 고도화된 첨단 산업사회의 전력 소비자들은 고품질

의 전력공급을 요구하고 있어 이를 위해서는 전력계통을 구성하는 전력기기의 안정성 및 신뢰도 확보가 선행되어야 한다. 이와 같이 다양한 전력설비 중 안정적 전력공급을 위해서는 유입전력기기의 내부이상을 조기에 발견하여 미연에 사고를 방지하는 것이 무엇보다도 중요하다. 특히, 전력용 변압기는 수요설비의 증가에 맞추어 대형화 및 초고압화로 이러한 전력용 변압기의 예기치 않은 고장은 막대한 경제적 손실을 유발하므로 사전에 이상 유무를 판단하여 감

* 주저자 : 대덕대학 전기과 교수
Tel : 042-866-0332, Fax : 042-866-0339

E-mail : jyylim@ddc.ac.kr
접수일자 : 2008년 8월 12일
1차심사 : 2008년 8월 21일, 2차심사 : 2008년 12월 23일
심사완료 : 2009년 1월 6일

작스런 고장을 방지하는 시스템 개발이 절실히 요구된다.

현재, 전력용 변압기의 갑작스런 고장을 방지하기 위해 정기적인 점검방식과 사고 발생시 조기에 대응하여 처리하는 사후 보수 측면에 의존하고 있다. 정기 점검방식에서 사용되는 진단기법으로는 유중가스법(DGA: dissolved gas analysis)에 기반한 주요 가스에 의한 진단법, IEC 진단법, Rogers법, Donenberg법 등이 있다[1-4]. 그러나 각 방법의 진단 기준이 서로 조금씩 차이를 보이고 있고 이 방법들이 판정에 사용하고 있는 수치적 경계 또한 서로 다르기 때문에 각 방법에 의한 진단결과 역시 달라진다. 또한, 주요가스 성분의 양이나 가스 조성비를 이용하여 기준값과 비교하는 이분법적인 판단을 하고 있어, 이분법 자체가 지니고 있는 특성에 의해 오판을 하는 확률이 존재한다.

국내 산업현장에서는 변압기의 내부 이상을 조기에 발견하여 사고를 예방하기 위한 목적으로 수소와 아세틸렌 등의 탄화수소 가스들에 대해 절연유중 용존 가스 관리 기준에 의거하고 있다[5]. 이 중에서 절연재의 열화정도를 진단, 변압기의 잔존수명을 예측하여 적절한 교체시기를 결정하기 위해 이산화탄소 가스의 농도를 이용한 절연유중 CO₂ 가스 관리기준을 정하여 이 기준에 따라 정상/요주의 등 열화정도를 판정한다. 이러한 CO₂ 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 열화 원인분석을 하는 데는 한계가 있다[6].

이러한 문제점을 해결하기 위하여 최근에는 가스 조성비에 의한 분석이 어려운 경우에도 퍼지 및 신경회로망 등의 인공지능기법을 활용하여 진단이 가능하도록 시도하고 있다[7-9]. 인공지능기법중 대표적으로 사용되는 신경회로망을 이용한 패턴분류기인 경우 일반적으로 역전파 알고리즘이 널리 사용된다. 그러나 역전파 알고리즘을 쓸 경우 복잡한 입력 패턴의 분포를 추정하기가 어려우므로 학습단계에서 더 많은 양의 학습 데이터가 필요하게 된다. 또한, 지역적 최소값을 피하기 위한 초기화 작업이 거의

경험적으로 이루어지며, 수렴속도가 지연 등의 문제점을 지니고 있다. 또 다른 문제점으로, 신경회로망은 주어진 데이터를 이용하여 경험적 위험을 최소화하는 학습원리인 “경험적 위험 최소화”에 기반을 두고 있다. 그러나 관찰과 경험을 통해 수집할 수 있는 데이터는 유한하며, 데이터의 개수가 충분하지 못할 경우 추정하고자 하는 목적함수의 분포를 효과적으로 반영하지 못할 수 있는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 “경험적 위험 최소화”를 구현하고 있는 대부분의 전통적인 통계적 학습 방법들이 가진 단점을 보완해 줄 수 있는 방법인 써포트 벡터 머신(SVM)을 이용하여 변압기의 고장원인을 판별하는 진단기법을 제안하고자 한다. 제안된 기법은 크게 데이터 취득부, 정상/고장판별부, 고장원인판별부 등 세 부분으로 구성하였다. 제안한 고장진단 과정을 보면, 데이터 취득부에서는 변압기에서 가스 성분을 취득한다. 정상/고장 판별부에서는 얻어진 가스성분들을 KEPCO 규정과 비교하여 정상/고장 여부를 판별한다. 정상/고장판별부에서 입력 데이터가 고장으로 판정이 난 경우에는 다중-클래스 SVM에 의해 고장원인을 판정한다. 최종적으로는 사례연구를 통해 제안된 방법의 적용 가능성과 우수성을 입증하였다.

2. 유중가스 분석법을 이용한 변압기 진단

유입변압기를 오랫동안 사용하게 되면 변압기 절연유나 절연물속에 포함되어 있는 수분, 연소가스, 고체 불순물 등이 증가하여 국부적인 온도 상승이나 절연지 및 절연유의 열화가 생긴다. 변압기 내부에서 부분방전이나 코로나 방전, 혹은 국부과열 등에 의하여 이상이 발생하게 되면 열 발생이 수반되어 이 열원에 접촉된 절연재료가 분해되어 여러 종류의 가스가 발생하게 된다. 즉, 변압기 내부의 절연재료인 절연유, 절연지, 프레스 보드 등은 열 분해되어 수소(H₂), 메탄(CH₄), 에탄(C₂H₆), 에틸렌(C₂H₄), 아세틸렌(C₂H₂), 일산화 탄소(CO), 이산화탄소(CO₂) 등의 가스를 발생하게 되며, 각 발생가스의 대부분은 절연유에 용해된다[13].

써포트 벡터머신을 이용한 전력용 변압기 고장진단

따라서 유입변압기에서 절연유를 채취하여 유중 가스를 분석하게 되면, 가스발생 및 가스 발생량의 조성비에 따라 내부 이상 유무 및 그 정도를 추정할 수 있다. 현재 국내 산업현장에서는 변압기의 내부 이상을 조기에 발견하여 사고를 예방하기 위한 목적으로 수소와 아세틸렌 등의 탄화수소 가스들에 대해 표 1-(a)의 절연유중 용존 가스 관리 기준에 의거하고 있다. 이 중에서 절연재의 열화정도를 진단, 변압기의 잔존수명을 예측하여 적절한 교체시기를 결정하기 위해 이산화탄소가스의 농도를 이용한 표 1-(b)의 절연유중 CO₂ 가스 관리기준을 정하여 이 기준에 따라 정상/요주의 등 열화정도를 판정한다. 표 1에 의해 요주의가 발생하였을 경우에는 표 2에 나타낸 IEC의 진단법에 따라 이상의 원인을 분석하고 있다.

표 1. KEPCO 기반 열화진단기준
Table 1. Decision categories in KEPCO
(a) 절연유중 용존가스 관리 기준

(단위 : ppm)

판정 가스성분	정 상 (Normal)	요주의 (Caution)	이상 (Abnormal)
H ₂	400 미만	400 이상	800 이상
CO	300 미만	300 이상	800 이상
C ₂ H ₂	20 미만	20 이상	100 이상
CH ₄	250 미만	250 이상	750 이상
C ₂ H ₆	250 미만	250 이상	750 이상
C ₂ H ₄	250 미만	250 이상	750 이상
조치사항		추적조사 실시 (3개월 1회)	추적조사 실시 (1개월 1회)

(b) 절연유중 CO₂ 가스 관리 기준
(단위 : ppm)

CO ₂ Gas	판 정	조 치 사 항
4000 미만	정 상	○ 조치사항 없음
4000 이상	요주의 (Caution)	○ 변압기의 관리방법 변경 1. 절연유 유온을 낮춤 2. 절연유의 절연파괴전압 측정 3. 절연유의 함유수분 분석
7000 초과	이상 (Abnormal)	○ 변압기 절연재 열화도 진단 (절연유, 절연지)

표 2에 나타낸 IEC 코드법은 이상원인의 진단종류가 다른 분석법보다 세분화되어 있고 신뢰성이 높아 국제적으로 널리 적용되고 있다. 그러나 가스 조성법에 근거한 IEC 코드법은 그림 1의 A점과 B점에서 보인 바와 같이 가스 비율이 규정치에 존재하지 않거나 경계조건에 있는 경우 진단 전문가에게 의뢰하지 않고는 해석에 어려움이 있다는 단점이 있다. 또한, IEC의 진단방법은 진단영역이 겹치는 부분이 존재함으로써 정확한 원인분석을 하는 데는 한계가 있다.

표 2. IEC 기반 고장원인 분석
Table 2. Decision categories in IEC

Case	Characteristic fault	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	CH ₄ /H ₂	C ₂ H ₆ /C ₂ H ₆
PD	Partial discharges	NS	<0.1	<0.2
D1	Discharges of low energy	>1	0.1-0.5	>1
D2	Discharges of high energy	0.6-2.5	0.1-1	>2
T1	Thermal fault (t<300[°C])	NS	NS	<1
T2	Thermal fault (300[°C]<t<700[°C])	<0.1	>1	1-4
T3	thermal fault (t>700[°C])	<0.2	>1	<4

※ NS : Not significant

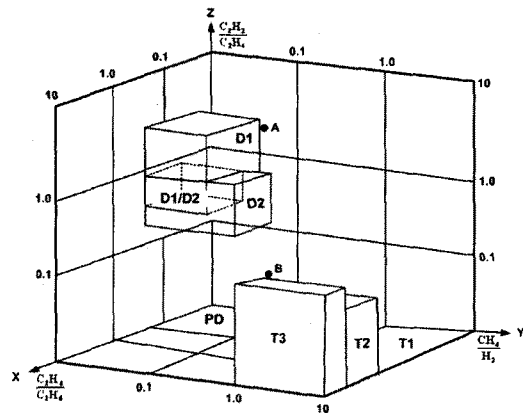


그림 1. IEC 진단법
Fig. 1. IEC code

3. SVM을 이용한 유입변압기 고장 원인 진단

그림 1에 나타낸 바와 같이 유입변압기 고장원인 진단을 위해 널리 사용되는 IEC 코드법의 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 SVM을 이용한 유입 변압기 고장원인 진단방법을 제안한다. 제안된 방법의 기본 구성도를 그림 2에 나타냈다. 제안된 기법은 우선, 각각의 개별가스의 수치를 이용한 KEPCO 기준법에 의해 정상/요주의 여부를 판정한다. 요주의로 판정된 경우 개별가스성분을 IEC 코드법에 의거하여 가스성분비율(Ratio)로 변환한 후 SVM 분류기에 의해 고장원인을 판정한다. 일반적인 패턴인식 방법과 동일하게 SVM 분류기도 학습데이터를 이용하여 학습과정이 선행되어야 한다. 이를 위해 본 논문에서는 표 2에서 주어진 IEC 코드법을 이용하여 각각의 고장조건에 맞는 데이터를 생성하였다. 생성된 데이터는 각각의 고장조건별로 조건 범위내에서 균등분포를 갖는 30,000개의 데이터를 생성하여 총 180,000(3,000개×6조건)개의 데이터를 얻었다. 데이터 생성에 의해 얻어진 고장데이터를 이용하여 SVM 고장원인 분류기의 학습을 수행하였다.

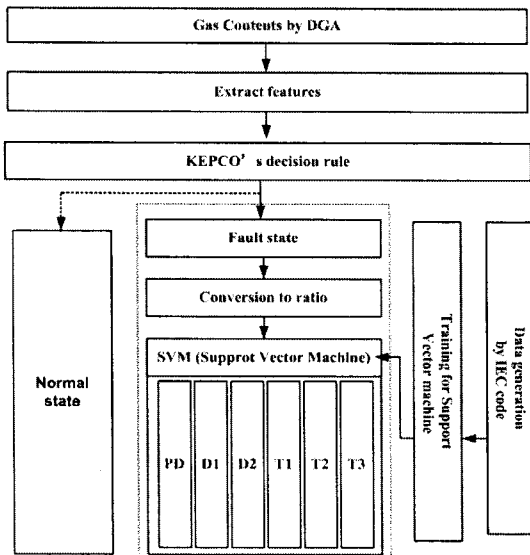


그림 2. 제안한 진단 알고리즘의 구성도
Fig. 2. The configuration for the proposed diagnosis algorithm

본 연구에서 분류기로 사용된 SVM을 설명하면 다음과 같다[10-11]. 그림 3에서는 두 개의 클래스로 구성되어 있고 데이터가 선형분리 가능한 2차원 데이터인 경우 SVM에 의한 분류과정의 예를 나타냈다. 그림 3에서 보인 입력패턴인 경우 두 클래스를 분류할 수 있는 초평면은 무수히 많이 존재하는데 그 중에서 최적의 초평면을 결정하고자 하는 것이 SVM의 목적이다. SVM에서는 최적을 정의하기 위해 마진(margin)의 개념을 도입하였다. 마진은 초평면과 가장 인접한 지지벡터들(support vectors)과의 거리를 나타내는데 그림 3에서 두 점선 사이의 거리가 된다. 그림 3에서 실선은 초평면이고, 초평면과 나란하게 있는 점선들 사이의 거리가 마진이다. SVM은 이 마진이 최대가 되도록 초평면을 학습하고 이 마진을 사용해서 분류작업을 수행한다.

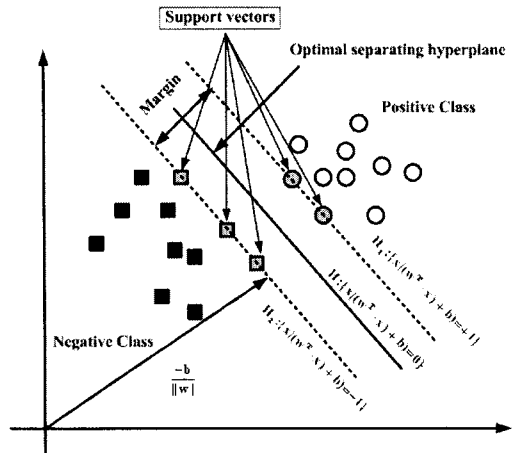


그림 3. SVM에 의한 패턴분류
Fig. 3. Pattern classification by SVM

SVM에서는 지지벡터만 중요한 역할을 하게 되며 다른 나머지 데이터는 무시됨을 알 수 있다. 여기서 마진 d 는 다음과 같이 나타낼 수 있으며, w 는 초평면과 직교하는 벡터이다.

$$d = \frac{2}{\|w\|}, \quad \text{여기서,} \quad (w^T \cdot x) + b = \pm 1 \quad (1)$$

따라서 SVM 학습은 최적화 문제로 바꾸어 처리 가능하다. 모든 데이터가 초평면에서의 거리가 최소

써포트 벡터머신을 이용한 전력용 변압기 고장진단

한 1이라고 가정한다면 학습 데이터 집합 (x_i, y_i) 에 대해 다음과 같은 제약조건하에서 $\|w\|$ 가 최소가 되도록 최적화 알고리즘을 이용하여 w 와 b 를 찾아낸다.

$$y_i [(w^T \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1, \dots, l \quad (2)$$

SVM은 기본적으로 선형분리가 가능한 문제에서 출발하였지만 모든 문제가 선형적으로 분리될 수는 없다. 이처럼 입력데이터가 선형 불가능할 경우 입력공간을 분리하는 비선형 결정면을 이용하게 되는데, 비선형 결정면의 식을 분석적으로 계산해 낸다는 것은 매우 어려운 일이다, 이런 경우 SVM에서는 커널 함수(kernel function) $k(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \rangle$ 를 이용하여 입력벡터 x_i 를 고차원 특징벡터로 변환한 후, 선형의 경계선을 찾는 문제로 전환한다. 이처럼 커널함수를 이용하면 입력벡터를 고차원의 특징벡터로 투영시킴으로써 내적에 대한 계산만을 필요하게 되므로 계산의 복잡함을 줄일 수 있다. 즉, 낮은 차원의 비선형 함수는 높은 차원에서 선형 함수로 근사화 시킬 수 있으므로 특징공간에서 최적의 초평면을 구축하는 것은 결국 입력공간에서 비선형 결정함수를 이용하여 최적의 선형함수를 결정하는 것과 동일하게 된다. 본 논문에서는 식 (3)과 같이 원형 형태의 비선형 분류 특성을 갖는 데이터를 선형분류가 가능하도록 RBF(radial basis function) 커널함수를 사용하였다. 식 (3)에서 σ^2 은 분산을 나타낸다.

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

4. 실험 및 결과

제안된 기법의 유용성을 보이기 위해 사용된 데이터는 표 3에서 보인 바와 같이 1992년에서 1997년 동안 지역 2곳의 154[kV]와 345[kV]용 변압기에서 취득한 KEPCO 데이터를 이용하였다[5]. 지역 (A)에서는 64개 변전소에 설치 운용중인 177개 변압기에서 942개의 데이터를 취득하였고, 다른 지역 (B)에는 38개의 변전소에 설치된 98개의 변압기에서 472개의 가스성분을 취득하였다. 따라서 구성된

데이터는 수소(H₂), 일산화탄소(CO), 아세틸렌(C₂H₂), 메탄(CH₄), 에탄(C₂H₆), 에틸렌(C₂H₄), 이산화탄소(CO₂)로 총 7개의 가스성분으로 구성되어 있는 1,414개이다. 이 중에서 IEC 코드법에서 고려하지 않는 CO₂ 초과 데이터 33개는 이용하지 않아 총 1,371개의 데이터를 이용하여 제안된 방법의 성능을 평가하였다. 데이터의 구조를 자세히 살펴보면 사용된 데이터 1,371개 중 요주의 데이터는 286개(CO₂ 초과 데이터 제외)이고 정상데이터는 1,095개로 구성되어 있다. 요주의 데이터를 전문가의 고장원인 분석별로 살펴보면, 절연열화 159개, 아크방전 48개, 저온과열 16개, 중온과열 19개, 고온과열 44개로 이루어져 있다.

표 3. 데이터의 구성
Tabel 3. Data structure

Case	지역(A)	지역(B)	합 계	
요주의	절연열화	125	34	159
	CO ₂ 초과	(23)	(10)	(33)
	아크방전	11	37	48
	저온과열	15	1	16
	중온과열	16	3	19
	고온과열	36	8	44
	소 계	203(226)	83(93)	286(319)
정 상	716	379	1095	
합 계	919(942)	462(472)	1,371(1,414)	

표 3에서 보는 바와 같이 국내의 원인진단 분류로는 절연열화, 아크방전, 저온과열, 중온과열, 고온과열로 구분하지만, 국제적으로 통용되는 IEC 코드법은 표 2에서 보는 바와 같이 부분방전(PD), 저에너지 방전(D1), 고에너지 방전(D2), 저온과열(T1), 중온과열(T2), 고온과열(T3)로 구분하여 진단결과의 차이점을 갖는다. SVM에 의한 고장원인 진단기를 구축하기 위해서는 신뢰성 높은 데이터의 확보가 선행되어야 하지만 국내규정과 IEC 코드법의 상이성

으로 인하여 표 3에서 전문가에 의해 분류된 요주의 데이터를 직접적으로 사용하기에는 문제점이 있다. 또한, 요주의 데이터 286개만으로 모든 고장의 특성을 반영하기에는 데이터의 양이 적으므로 SVM 진단모델의 신뢰성이 저하될 우려가 발생한다. 따라서 본 연구에서는 하나의 대안으로서 표 2에서 주어진 IEC 코드법을 이용하여 각각의 고장조건에 맞는 데이터를 생성하였다. 생성된 데이터는 각각의 고장조건별로 조건 범위내에서 균등분포를 갖는 30,000개의 데이터를 생성하여 총 180,000(3,000개×6조건)개의 데이터를 얻었다. 데이터 생성에 의해 얻어진 고장데이터를 이용하여 SVM 고장원인 분류기를 구축하였다. SVM에 사용된 커널함수로는 다양한 논문에서 우수한 결과를 보인 RBF 함수를 사용하였으며 Matlab 6.0에서 LIBSVM 툴박스를 이용하여 실행하였다[14].

SVM에 기반한 유입변압기 고장원인 분류기의 구축과정을 살펴보면, 우선 미리 생성된 고장데이터로 대표되는 학습데이터를 RBF 커널함수에 의해 고차원의 특징공간으로 투영시킨다. 다음 단계로 클래스간의 차별성이 극대화 마진이 최대가 되는 초평면을 구한다. 마지막 단계로 초평면에 의해 구분된 SVM 분류기의 입력으로 표 3에서 나타낸 현장에서 취득된 검증데이터를 적용하여 고장진단 이 수행된다.

표 4에서는 KEPCO 데이터 중 요주의 데이터 286개를 이용하여 고장원인을 분석한 결과를 나타냈다. 표 4에서 보인 바와 같이 IEC 코드법으로는 총 데이터 286개 중 67개가 고장의 원인을 분류할 수 없는 판정불능으로 진단결과를 보이지만 제안된 다중 클래스 SVM 분류기로는 각각의 고장원인을 구분 짓는 초평면에서 고장데이터간의 유사도에 의해 진단하므로 판정불능으로 진단을 하는 영역은 존재하지 않는다. 진단결과를 세부적으로 살펴보면, IEC 코드법에 의해 특정영역으로 고장원인을 분류한 결과와 SVM에 의해 고장원인을 분류한 결과는 일치함을 확인할 수 있었다. 즉, 표 4에서 IEC 코드법에 의해 D1으로 판정된 10개의 데이터는 SVM으로도 모두 D1 영역으로 판정되었고, IEC 코드법에 의해 판정불능으로 진단된 67개의 데이

터 중 D1영역에 2개의 데이터가 존재하여 총 12개의 데이터로 나타났다.

표 4. 진단결과

Table 4. Fault identification result

Case	IEC	SVM		
		조건범위내	조건범위외	계
PD	0	0	0	0
D1	10	10	2	12
D2	1	1	11	12
T1	77	77	5	82
T2	73	73	33	106
T3	58	58	16	74
판정불능	67	0	0	0
합 계	286	219	67	286

표 5에서는 IEC 코드법에 의해 판정불능으로 진단된 데이터 중에서 4개의 데이터를 대상으로 제안된 SVM 분류기와 진단결과의 차이점을 설명하고자 한다. 표 5 (a)에서는 취득된 가스성분의 양을 나타냈고, 5 (b)에서는 IEC 코드법에 따른 가스성분의 비율로 나타냈다. 표 5 (b)의 사례 1의 경우 두 개의 비율에 대한 조건은 만족하지만 하나의 비율 CH_4/H_2 이 만족하지 않으므로 IEC 코드에서는 판정을 낼 수 없는 영역에 존재한다. 그러나 CH_4/H_2 값이 0.57로서 조건범위 0.5 이하내에 매우 근접한 수치를 갖고 있다. 이럴 경우 수치의 값이 매우 비슷하므로 전문가 입장에서는 고장원인은 D1으로 판정을 낼 가능성이 높다. 제안된 SVM 고장원인 분류기는 이러한 전문가 견해와 일치하는 D1 고장원인으로 판정하였다. 또 다른 사례(2~4번)의 경우에도 IEC 코드법으로는 판정불능이지만 제안된 SVM 진단분류기는 조건범위내에 만족하는 값을 갖지 않지만 거의 근접한 범위를 갖는 고장모델로 진단함으로써 IEC 코드법의 문제점을 개선함을 확인할 수 있었다.

표 5. IEC의 조건범위 외에서의 SVM 진단결과
Table 5. Fault identification result by SVM in case of outside boundary in IEC code (a) 가스성분

사례	가스성분						KEPCO 판정	판정 가스
	H ₂	CO	C ₂ H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄		
1	23	301	41	14	4	13	요주의	CO
2	86	69	30	28	19	19	요주의	C ₂ H ₂
3	14	13	30	11	9	17	요주의	C ₂ H ₂
4	107	62	29	32	19	34	요주의	C ₂ H ₂

(b) Ratio

사례	판정 기준	C ₂ H ₂ C ₂ H ₄	CH ₄ H ₂	C ₂ H ₄ C ₂ H ₆	적용 기법	
					IEC	SVM
	D1	>1	0.1~0.5	>1		
1		3.15	0.57	3.25	판정불능	D1
2		1.58	0.22	1.00	판정불능	D1
	D2	0.6~2.5	0.1-1	>2		
3		1.76	1.21	1.89	판정불능	D2
4		0.85	0.32	1.80	판정불능	D2

5. 결 론

국내 전력용 변압기 진단방법으로 KEPCO의 절연유중 용존가스 관리기준에 의해 변압기의 정상/요주의를 판정한 후, 요주의로 판정될 경우 IEC 코드법에 근거하여 고장원인을 판단한다. 그러나 KEPCO 규정은 주요가스 성분의 양과 기준값과 비교하는 이분법적인 판단을 하고 있어 이분법 자체가 지니고 있는 특성에 의해 오판을 할 확률이 높다. 또한, 고장원인 분석을 위해 사용되는 IEC 코드법은 가스비율이 규정치에 존재하지 않거나 경계조건에 있는 경우 전문가에게 의뢰하지 않고는 해석에 어려움이 있다는 단점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는

SVM을 이용한 전력용 변압기의 고장진단 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 KEPCO 규정에 의해 입력데이터가 요주의로 판정된 경우 다중-클래스 SVM(support vector machine)에 의해 고장원인을 판정하였다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 실험한 결과 기존 방법에 비하여 향상된 진단 결과를 볼 수 있었다.

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

References

- [1] H. Tsukioka, K. Sugawara, E. Mori and H. Yamaguchi, "New apparatus for detecting transformer faults," IEEE Trans. Electrical Insulation, vol. E-21, no. 2, pp. 221-229, 1986.
- [2] M. Duval, "Dissolved gas analysis : It can save your transformer," IEEE Electrical Insulation Magazine, vol. 5, no. 6, pp. 22-26, 1989.
- [3] H. Yoshida, Y. Ishioka, T. Suzuki, T. Yanari and T. Teranishi, "Degradation of insulating materials of transformers," IEEE Trans. Electrical Insulation, vol. E-22, No. 6, pp. 795-800, 1987.
- [4] Y. Kamata, "Diagnostic methods for power transformer insulation," IEEE Trans. Electrical Insulation, vol. E-21, no. 6, pp. 1045-1048, 1986.
- [5] Pyeong Shik Ji, Jae Yoon Lim, Jong Pil Lee, "Aging characteristics of power transformer oil and development of its analysis using KSON," TENCON 99, Proceedings of the IEEE Region, vol. 2, pp. 1026- 029, Sept. 1999.
- [6] 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.
- [7] Magn_Hui Wang, Hong-Chan Chang, "Novel clustering method for coherency identification using an artificial neural network," IEEE Trans., Power Systems, vol. 9, Nov. pp. 2056-2062, 1994.
- [8] J.L. Naredo, P. Moreno, C.R. Fuerte, "A comparative study of neural network efficiency in power transformers diagnosis using dissolved gas analysis," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 16, pp. 643 - 647, Oct. 2001.
- [9] V. Miranda, A.R.G. Castro, "Improving the IEC table for transformer failure diagnosis with knowledge extraction from neural networks," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 20, pp. 2509-2516, Oct. 2005.
- [10] Vapnik, V.N. The nature of statistical learning theory, New York. Springer, 1999.
- [11] 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, pp9-15. 2005.

- [12] Achmad Widodo, Bo-Suk Yang and Tian Han, "Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors", Expert Systems with Applications, In Press, Corrected Proof, Available online 4, Jan. 2006.
- [13] 문종필, 김재철, 임태훈, 실리콘 유입변압기 진단을 위한 전문가시스템 개발, 한국조명전기설비학회논문지, 제 18권 제1호, pp. 55-62, 2004.
- [13] Bezdec, J.C., Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981. - 식재요망.
- [14] Chin-Chang, Chih-Jen Lin, (2001), LIBSVM a library for support vector machines, Software available: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

◇ 저자소개 ◇

이대중 (李大鍾)

1969년 2월 25일생. 1995년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1997년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 2002년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 2004~2005년 캐나다 알버타대학교 박사후연수. 2006년~현재 충북대학교 BK21충북정보기술사업단 초빙 조교수.

이종필 (李鍾弼)

1970년 12월 14일생. 1996년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1999년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 2003년~현재 동대학원 박사과정.

지평식 (池平植)

1964년 3월 5일생. 1989년 한밭대학교 전기공학과 졸업. 1994년 충북대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 2000~2003년 충주대학교 BK21사업단 계약교수. 2003년~현재 충주대학교 전기공학과 교수.

임재운 (林栽尹)

1961년 8월 4일생. 1984년 충북대학교 공대 전기공학과 졸업. 1986년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 홍익대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1999~2000년 미국 Texas A&M 대학 방문교수. 2006~2007년 캐나다 Victoria 대학 방문교수. 1991년~현재 대덕대학 전기과 교수.