

---

# FCM과 SOM을 이용한 전력용 변압기 고장진단 기법

## Fault Diagnosis Method of Power Transformer Using FCM and SOM

---

지평식\*, 한운동\*, 이대종\*\*  
충주대학교 전기공학과\*, 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단\*\*

Pyeong-Shik Ji(psjj@cjnu.ac.kr)\*, Wun-Dong Han(wdhan@cjnu.ac.kr)\*,  
Dae-Jong Lee(djmidori@empal.com)\*\*

---

### 요약

전력계통의 갑작스런 고장은 막대한 경제적 손실을 초래하므로 이를 방지하기 위한 전력계통의 상태를 진단하는 모니터링은 무엇보다도 중요하다. 본 논문에서는 FCM과 SOM을 이용하여 다양한 전력설비 중에서 가장 중요한 역할을 담당하는 전력용 변압기의 고장진단 알고리즘을 개발한다. 즉, FCM은 효과적인 특징점을 선택과 학습시간을 줄이기 위해 수행하고, SOM에 의해 변압기의 고장진단이 이루어진다. 제안된 방법은 변압기의 고장진단 뿐만 아니라 열화진행추이 특성까지 분석한다. 제안된 방법은 다양한 사례 연구를 통해 우수성을 입증하였다.

■ 중심어 : | 고장진단 | 전력용 변압기 | FCM | SOM |

### Abstract

The unexpected failure may cause a break in power system and loss of profits. Therefore it is important to prevent abrupt faults by monitoring the condition of power systems. In this paper, we develop intelligent diagnosis technique for predicting faults of power transformer which plays an important role in the transmission and distribution systems among the various power facilities by using FCM and SOM. More specifically, FCM is used to select the efficient training data and reducing learning process time and SOM is used to diagnosis the power transformer. The proposed technique makes it possible to measures the possibility of aging as well as the faults occurred in transformer. To demonstrate the validity of proposed method, various experiments are performed and their results are presented.

■ keyword : | Fault Diagnosis | Power Transformer | FCM | SOM |

---

## 1. 서론

급속한 산업발달로 인하여 전기 에너지의 수요가 급증함에 따라 전력설비 용량도 증대하고 있다. 또한 고도화된 첨단 산업사회의 전력 소비자들은 고품질의 전력 공급을 요구하고 있어 이를 위해서는 전력계통을 구성

하는 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 고

---

\* 본 연구는 2005학년도 충주대학교의 학술연구조성비에 의하여 수행되었습니다.

접수번호 : #061206-001

접수일자 : 2006년 12월 06일

심사완료일 : 2007년 02월 15일

교신저자 : 지평식, e-mail : psji@cjnu.ac.kr

장은 막대한 경제적 손실을 유발하므로 사전에 이상 유무를 판단하여 갑작스런 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 유증가스법(DGA: dissolved gas analysis)에 기반한 주요 가스에 의한 진단법, IEC 진단법, Rogers법, Donenberg법 등이 있다[1-4]. 그러나, 보편적으로 널리 사용되는 IEC의 진단방법은 진단영역이 겹치는 부분과 열화원인이 판정되지 않는 부분이 존재하므로 정확한 열화 원인분석을 하는 데는 한계가 있다[5]. 또한, 국내 산업현장에서 변압기의 진단을 위해 사용되는 절연유중 용존가스관리기준은 주요가스 성분의 양이나 가스 조성비를 이용하여 기준값과 비교하는 이분법적인 판단을 하고 있어, 이분법 자체가 지니고 있는 특성에 의해 오판을 하는 확률이 존재한다[6]. 전력용 변압기는 운전 중 각부의 열화로 전기적 성능이 서서히 감소하므로 기존 진단방식에 의한 확실적인 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 제시해 줄 필요성이 있다.

본 연구에서는 FCM(Fuzzy c-Means)과 SOM(Self Organizing Map)을 이용하여 열화의 정도와 원인을 판단하는 방법을 제안한다. 발생 가스량은 시그모이드 함수를 이용한 비선형 변환을 통하여 정규화 한 후, FCM에 의해 효과적인 특징을 선택하였다. 최종적으로 제안된 방법은 SOM에 의해 이상유무의 판단뿐만 아니라 정상변압기의 잠재적인 열화의 추이특성 및 열화정도를 분석한다. 제안된 방법의 타당성을 입증하기 위해 사례연구가 수행되고, 그 결과를 제시하였다.

## II. 유증가스 분석법을 이용한 변압기 진단

유입변압기를 오랫동안 사용하게 되면 변압기 절연유

나 절연물속에 포함되어 있는 습기, 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, 프레스보드 등은 열 분해되어 수소(H<sub>2</sub>), 메탄(CH<sub>4</sub>), 에탄(C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>), 에틸렌(C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>), 아세틸렌(C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>), 일산화 탄소(CO), 이산화탄소(CO<sub>2</sub>) 등의 가스를 발생하게 되며, 각 발생가스의 대부분은 절연유에 용해된다.

따라서 유입변압기에서 절연유를 채취하여 유증가스를 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]의 절연유중 용존 가스 관리 기준에 의거하고 있다. 이 기준에 따라 정상/요주의 등 열화정도를 판정한다. [표 1]에 의해 요주의가 발생하였을 경우에는 전문가에 의해 이상의 원인을 분석하고 있다.

표 1. KEPCO 기반 절연유중 용존가스 관리 기준 (단위 : ppm)

판정 가스성분	정상 (Normal)	요주의 (Caution)	이상 (Abnormal)
H <sub>2</sub>	400 미만	400 이상	800 이상
CO	300 미만	300 이상	800 이상
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	20 미만	20 이상	100 이상
CH <sub>4</sub>	250 미만	250 이상	750 이상
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	250 미만	250 이상	750 이상
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	250 미만	250 이상	750 이상
CO <sub>2</sub>	4000미만	4000이상	7000이상

유증가스 분석법을 통하여 비교적 정확한 변압기 진단을 수행할 수 있지만 현실에 적용하기에는 몇 가지 문제점이 있다. 즉, 유증가스 분석법은 변압기의 설치시기, 구조, 용량, 제조회사 등의 영향을 많이 받고 측정 방법에 따라 계측치가 달라진다. 또한, 전력용 변압기는 운전 중 각부의 열화로 전기적 성능이 서서히 감쇄되어 기존

진단방식에 의한 확실적인 이상/정상 판단 만으로는 정확한 변압기의 열화 상태를 판단하는 데는 한계가 있다.

[그림 1]에서는 KEPCO 규정에 의해 정상으로 판정된 데이터의 일례를 보이고 있다. [그림 1]에서 보는 바와 같이 단순한 이진법적인 정상/요주의만을 판정하는 KEPCO 규정에 의하면 정상으로 판별되지만 각각의 가스성분 값들이 [표 1]의 열화진단기준과 비교해 볼 때, 요주의에 해당하는 임계값에 근접한 것을 알 수 있다. 즉, KEPCO 규정만으로는 이분법적인 정상/요주의만을 판정함으로써 변압기의 열화추이특성을 진단하지 못하고 있다. 따라서 변압기가 정상이라 하더라도 어느 정도 열화가 진행되는 경우가 많으므로 그 열화정도를 수치적으로 제시하여 보다 정밀한 상태를 제시해줄 필요성이 있다.

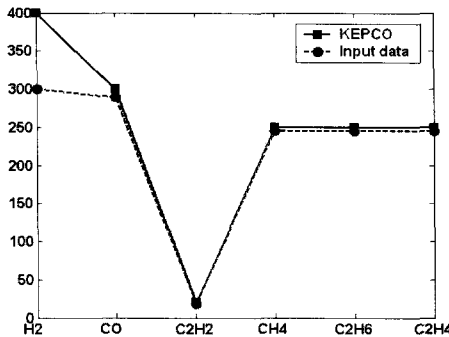


그림 1. 요주의 근처에 존재하는 정상데이터

### III. FCM과 SOM을 이용한 진단 알고리즘

[그림 2]에서는 제안된 방법의 구성도를 나타냈다. [그림 2]에서 보는 바와 같이 제안된 방법은 전처리부, 데이터 구축부, 지능형 열화판정부 등 크게 세부분으로 구성되어 있다. 먼저, 특정 가스량의 절대기준을 사용함으로써 발생하는 임계치 부근의 입력에 대해 경직된 판정결과를 도출하는 문제를 해결하기위해 시그모이드 함수를 사용하여 인간의 판단방식과 유사한 판단을 내리도록 입력을 변환 시키고, 변환된 값을 이용하여 FCM에 의해 고장상태별로 효과적인 데이터를 구축하였다. 최종적으로 제안된 방법은 SOM에 의해 이상유무의 판

단뿐만 아니라 정상변압기의 잠재적인 열화의 추이특성 및 열화정도를 분석한다.

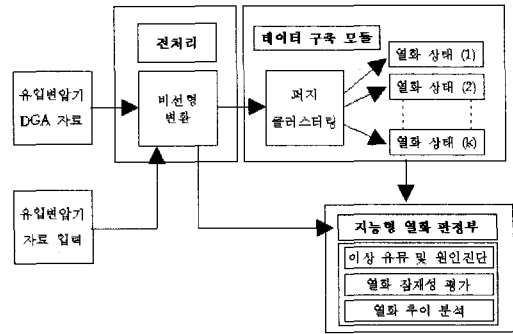


그림 2. 제안된 방법의 구성도

#### 1. 비선형 변환

퍼지기반 대표특징들을 적용하기에 앞서 데이터들의 0과 1사이에 값을 갖도록 정규화 과정을 행하게 된다. 기존방식에서 사용되는 최대값-최소값 정규화 방법 대신에 본 과제에서는 시그모이드 함수를 이용한 정규화를 하고자 한다. 이 방식은 기존의 정규화 방법에 사용되는 선형 매핑 대신에 식 (1)에 나타난 시그모이드 함수에 의한 비선형 매핑을 함으로써 인간의 판단방식에 근사하도록 데이터를 분류한다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x-c)]} \quad (1)$$

여기서,  $a$ 는 시그모이드 함수의 기울기이고,  $c$ 는 시그모이드 함수의 중심점 위치를 나타낸다. 이러한 중심값 및 기울기에 관련된 인자는 실측데이터의 다각적인 분석을 통하여 설정하였다.

#### 2. FCM에 의한 데이터 구축

입력 데이터의 정규화과정을 수행한 후, 퍼지기반 군집화 기법을 통하여 데이터의 대표 특징점을 선정하고자 한다. 퍼지기반 군집화 기법은 초기에 임의로 설정된 퍼지값을 갖는 분할행렬의 값을 갱신함으로써 이루어진다. 분할행렬의 갱신과정은 초기 대표점과 데이터간의 거리에 반비례하는 비례하는 퍼지값을 부여함으로써 이

루어진다. 퍼지 c-Means 군집화 기법을 단계별로 간략히 설명하면 다음과 같다[7].

[단계 1] 취득하고자 하는 대표점의 수 즉, 클러스터의 수  $c(2 \leq c \leq n)$ 를 정하고, 초기 분할행렬  $U^{(0)}$ 를 초기화한다. 분할행렬에 할당될 소속정도의 값  $\mu_{ik}$ 는 다음 식을 만족한다.

$$\mu_{ik} = \mu_{A_i}(x_k) \in [0,1] \quad (2)$$

[단계 2] 각 단계에서 데이터  $x$ 와 초기 분할 행렬값  $u$ 를 이용하여 대표 특징의 중심  $v_i^{(r)}$ 을 계산한다.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m} \quad (3)$$

[단계 3] 단계 2에서 계산된 대표 특징들의 중심값과 데이터  $x$ 와의 거리값  $d$ 에 의하여 분할 행렬  $U^{(r)}$ 을 다음과 같이 갱신한다.

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}^{(r)}}{d_{jk}^{(r)}} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (4)$$

여기서,  $m$ 은 퍼지화 정도를 나타내는 퍼지 수로써 일반적으로 2를 이용한다. 또한,  $d_{jk}$ 는  $p$  차원을 갖는  $j$  번째 데이터  $x_j$ 와  $k$  번째 대표 중심값  $v_k$ 와의 유클리디안 거리값을 의미한다.

$$d_{jk} = d(x_j, c_k) = \left[ \sum_{i=1}^p (x_{ji} - v_{ki})^2 \right]^{-1} \quad (5)$$

[단계 5] 다음과 같이 목적함수를 계산한 후, 만약  $\|J(U^r, v^r) - J(U^{(r-1)}, v^{(r-1)})\| \leq \epsilon_t$  이면 알고리즘을 종료하고 그렇지 않으면 [단계 2]로 가서 반복 수행한다.

$$J(U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (6)$$

### 3. SOM에 의한 지능형 열화판정

변압기의 이상 유무와 열화의 원인을 판별하기 위해 비교사학습의 대표적인 신경회로망인 SOM을 사용하였다. 유중 가스로 구성된  $N$ 차원의 입력패턴, 즉 가스 패턴을 2차원 평면에 맵핑할 수 있는 능력을 갖고 있는 SOM은 입력층에  $N$ 개의 입력노드와 변압기의 이상유무와 열화 원인을 나타낼 수 있는 출력층은  $M$ 개의 뉴런으로 구성되어 있다. 출력 뉴런은 2차원의 격자 형상으로 입력노드  $i$ 와 출력 뉴런  $j$ 와의 연결 가중치  $W_{ij}$ 로 연결되어 있다. 그러므로 출력층 각 뉴런은  $N$ 차원의 연결가중치 벡터  $W_j$ 를 갖게 되며, 총  $M$ 개의 연결가중치 벡터로 구성되어 진다[8-10].

입력패턴의 구성 요소는 유중의 주요 가스성분으로 하였으며, 입력패턴을 구성하기 위하여 식 (1)과 같은 비선형 변환을 시켰다. SOM학습은 식 (7)과 같은 입력패턴이 입력되면, 식 (8)과 같이 경쟁학습원리에 따라 초기 가중치벡터와 입력패턴 벡터와의 거리를 계산하고, 가장 가까운 거리에 있는 연결가중치 벡터를 갖는 최적 뉴런을 찾게 된다. 그리고 최적 뉴런을 중심으로 설정된 근방뉴런들의 연결가중치를 식 (9)와 같이 수정하고, 계속적으로 근방 뉴런 수를 감소시키면서 경쟁학습을 진행한다. 따라서 SOM은 [그림 3]에서 보인 바와 같이 근방 뉴런을 포함한 반복적인 학습을 통하여 입력패턴들의 공간적인 순서 관계나 위상을 2차원 평면에 보존하는 지형학적 맵핑이 실현된다. 학습이 완료 후 입력패턴들은 맵핑된 뉴런 위치에 따라 이상 유무 및 열화원인을 나타내게 된다.

$$x_p = [x_{p1}, x_{p2}, x_{p3}, \dots, x_{p\pi}] \quad (7)$$

$$\|x_p - \hat{w}_i\| = \min \|x_p - \hat{w}_j\| \quad (8)$$

$$w_{ij}^{(k+1)} = \begin{cases} w_{ij}^{(k)} + \alpha^{(k)} [x_i^{(k)} - w_{ij}^{(k)}] & \text{for } i \in N_j^{(k)} \\ w_{ij}^{(k)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

학습된 SOM의 출력층에서 동일한 위치의 뉴런에 맵핑된 입력패턴들은 SOM의 학습 원리에 따라 입력패턴들이 거의 동일함을 의미하며, 이웃 뉴런에 맵핑된 입력패턴과의 유사성은 지형학적 거리의 정도뿐만 아니라, 맵핑된 뉴런들이 갖는 연결 가중치 벡터의 유클리드거리에 의하여 패턴의 유사성 정도를 나타내기도 한다 [8-10].

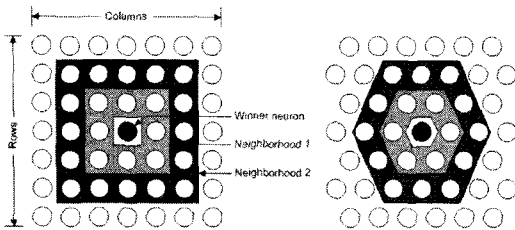


그림 3. SOM의 이웃 뉴런

#### IV. 사례 연구

제안된 기법의 유용성을 보이기 위해 사용된 데이터는 [표 3]에서 보인 바와 같이 1992년에서 1997년 동안 지역 2곳의 154kV와 345kV용 변압기에서 취득한 KEPCO 데이터를 이용하였다[10]. 지역 (A)에서는 64개 변전소에 설치 운용중인 177개 변압기에서 942개의 데이터를 취득하였고, 다른 지역 (B)에는 38개의 변전소에 설치된 98개의 변압기에서 463개의 가스성분을 취득하였다. 따라서 구성된 데이터는 수소(H<sub>2</sub>), 일산화탄소(CO), 아세틸렌(C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>), 메탄(CH<sub>4</sub>), 에탄(C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>), 에틸렌(C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>), 이산화탄소(CO<sub>2</sub>)로 총 7개의 가스성분으로 구성되어 있는 1405개이다. 데이터의 구조를 자세히 살펴보면 사용된 데이터 1405개 중 요주의 데이터는 313개이고 정상데이터는 1092개로 구성되어 있다. 요주의 데이터를 전문가의 고장원인 분석별로 살펴보면, 절연열화 157개, CO<sub>2</sub>초과 32개, 아크방전 46개, 저온과열 16개, 고온과열 62개로 이루어져 있다.

SOM의 학습을 위한 입력패턴수는 지역 A의 전력관리처에서 취득한 942개의 자료를 사용하였다. SOM에 의해 학습을 하기 전 단계인 데이터 구축단계에서는 각

각의 정상 및 고장 상태별로 FCM에 의해 7개의 데이터를 구축하였다. 다음 단계로, 얻어진 대표점들을 이용하여 SOM에 의해 학습이 이루어진다. 이 때, 출력층은 패턴이 충분히 맵핑될 수 있도록 2차원 평면상에 10행과 10열, 총 100개의 뉴런으로 구성하였다. 초기 연결가중치는 임의로 설정하였다. 학습 횟수는 입력 패턴이 출력 뉴런층에 충분히 맵핑되도록 각 근방뉴런별로 100회씩 반복학습 하도록 설정하였다.

표 2. 데이터의 구성

Case	지역(A)	지역(B)	합 계	
요주의	절연열화	125	32	157
	CO <sub>2</sub> 초과	23	9	32
	아크방전	11	35	46
	저온과열	15	1	16
	고온과열	52	10	62
	소 계	226	87	313
정상	716	376	1092	
합 계	942	463	1405	

[그림 4]에서는 SOM에 의해 학습한 후, 각각의 혼련 데이터에 대한 출력층의 맵핑 구조를 나타냈다. [그림 4]에서 N은 정상상태, F1은 절연열화, F2는 CO<sub>2</sub> 초과, F3는 아크방전, F4는 저온과열, F5는 고온과열을 나타낸다. [그림 4]에서 보는 바와 같이 SOM에 의해 효과적으로 정상 및 고장상태별로 패턴이 뚜렷이 구분됨을 확인할 수 있다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 지역 (B)에서 측정된 검증데이터를 적용하였다. 적용결과를 [표 3]에 나타냈다. [표 3]에서 보는 바와 같이 제안된 방법은 전문가의 진단방법과 동일하게 나타났다. [그림 5]에서는 요주의 상태별로 구분하여 출력층에 따른 검증데이터의 분포도를 나타냈다. 여기서, 출력층에 기입한 숫자는 해당 출력층에 존재하는 검증데이터의 개수를 나타낸다.

[표 3] 및 [그림 5]에서 보는 바와 같이 요주의 데이터에 대하여 제안된 방법과 전문가의 진단방법이 동일하지만, 제안된 방법은 열화진행정도와 추이특성을 제공한다라는 장점을 가지고 있다. 즉, [그림 4]에서 보는 바와 같이 중앙에 위치한 정상데이터들과 고장 데이터에 대

하여 방사 형태로 존재하고 있으므로, 도시적으로 쉽게 정상 데이터의 특성을 분석할 수 있다.

표 3. 진단결과

Case	선언기	제안정량	
요주의	절연열화	32	32
	CO <sub>2</sub> 초과	9	9
	아크방전	35	35
	저온과열	1	1
	고온과열	10	10
	소 계	87	87
정상	376	376	
합 계	463	463	

이에 대한 타당성을 검증하기 위하여 전문가가 정상이라 판단한 376개의 검증데이터를 대상으로 출력특성을 분석하여 [그림 6]에 나타냈다. 그림 6에서 보는 바와 같이 비전문가라 하더라도, 출력층의 위치만으로도 열화추이 및 정도를 효과적으로 분석 가능하다. 즉, [그림 6]에서 A로 표시한 정상적인 2개의 데이터는 고온과열, B로 표시한 3개의 데이터는 아크방전, C로 표시한 1개의 데이터는 절연열화, D로 표시한 8개의 데이터는 CO<sub>2</sub>초과로 어느 정도 진행되고 있음을 알 수 있다.

그러나 E로 표시한 부분에 위치한 대부분의 정상데이터는 열화가 거의 진행하지 않은 것으로 분석된다. [그림 7][그림 8][그림 9][그림 10]에서는 각각의 출력층 영역별 (A~E) 주요 가스성분의 정규화된 크기를 나타냈다. 여기서, y축의 1의 의미는 정상과 고장의 임계범위를 의미한다. [그림 7]에서 보는 바와 같이 A지역에 위치한 정상데이터는 C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>가스성분이 임계값의 60%정도 F5(고온과열) 방향으로 진행됨을 알 수 있다. [그림 8]에 나타낸 B지역의 데이터는 C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 가스성분이 임계값의 60%이상 F3(아크방전) 방향으로, [그림 9]에 나타낸 C 지역의 데이터는 CO 가스와 CO<sub>2</sub> 가스성분 모두 임계값의 70% 이상 F1(절연열화)와 F2(CO<sub>2</sub>초과) 방향으로 진행되고 있는 것으로 분석되었다. 마지막으로 [그림 10]에 나타낸 D 영역의 데이터는 CO<sub>2</sub> 가스성분이 40%~60% 정도 F2(CO<sub>2</sub>초과) 방향으로 열화가 진행되고 있음을 알 수 있다. [그림 11]에서는 열화가 거의 진행되지

않은 E 지역의 데이터에 대한 열화진행 정도를 나타냈다. [그림 11]에서 보는 바와 같이 E 지역에 존재하는 대부분의 정상데이터는 열화가 20% 이하로 매우 양호한 것으로 분석된다.

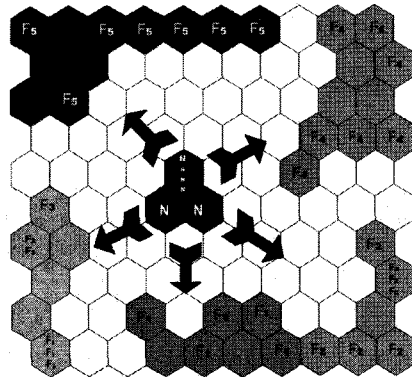
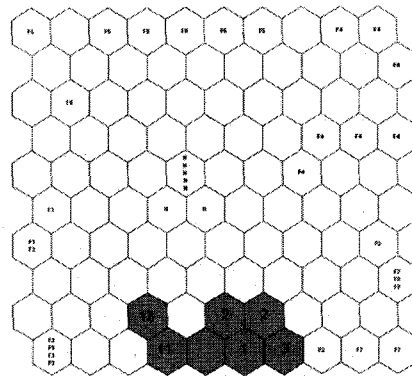
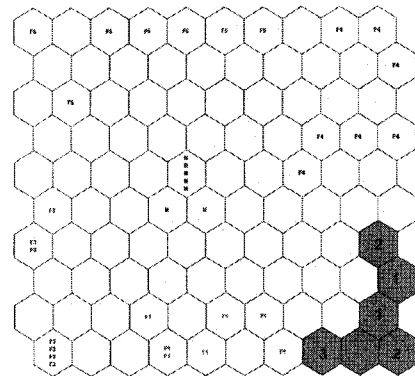


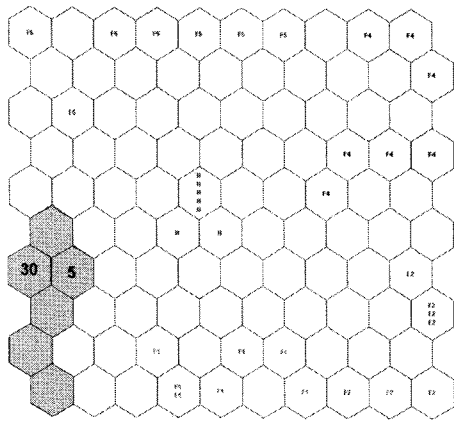
그림 4. 학습후의 상태별 출력구조



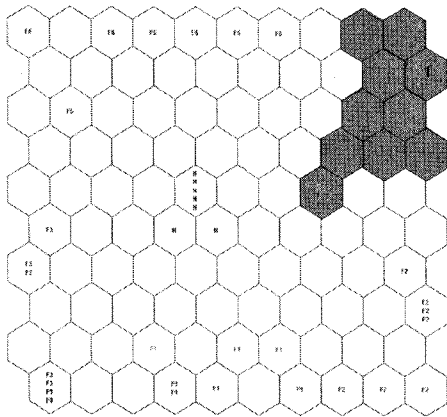
(a) 절연열화



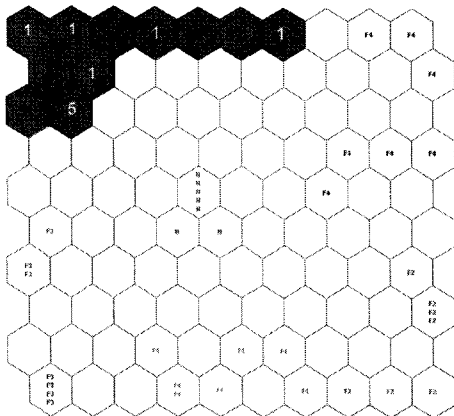
(b) CO<sub>2</sub>초과



(c) 아크방전



(d) 저온과열



(e) 고온과열

그림 5. 검증데이터의 출력구조

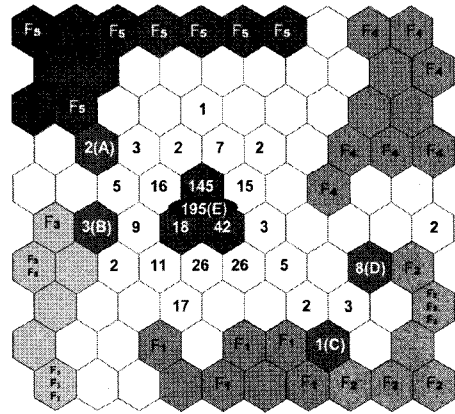


그림 6. 정상데이터에 대한 검증데이터의 출력구조

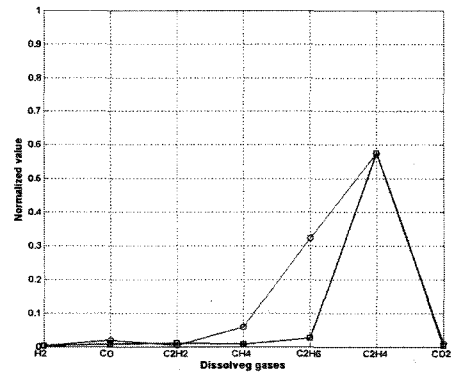


그림 7. [그림 6]의 A지역에서의 가스성분

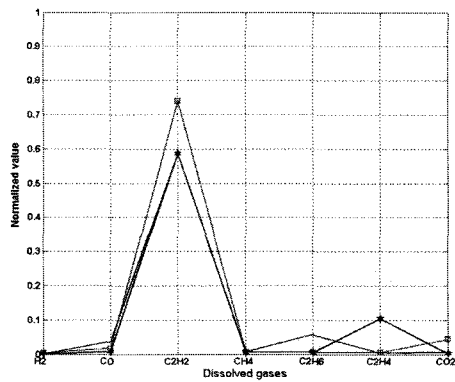


그림 8. [그림 6]의 B지역에서의 가스성분

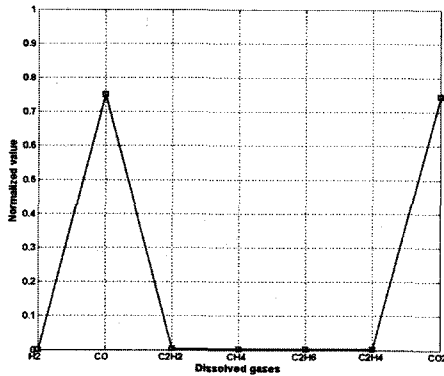


그림 9. [그림 6]의 C지역에서의 가스성분

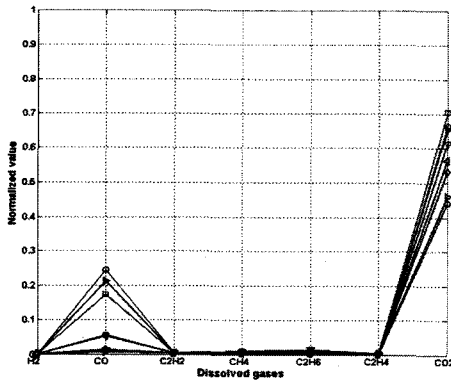


그림 10. [그림 6]의 D지역에서의 가스성분

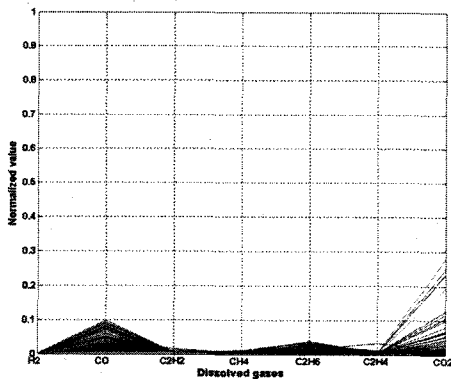


그림 11. [그림 6]의 E지역에서의 가스성분

## V. 결론

대형화 추세에 있는 전력용 변압기의 사고예방 및 보수 유지를 위해 유증 가스를 토대로 지형학적 맵핑 능력이 우수한 SOM을 이용하여 열화 특성을 정량적으로 분석하고자 하였다. 발생 가스량 자료를 SOM 신경회로망에 입력시킬 때, 시그모이드 함수를 이용한 비선형 변환을 통하여 정규화 함으로써 보다 인간의 판단 방식에 가까운 결정을 내릴 수 있도록 SOM의 구조를 변형하였고, 이상유무의 판단뿐만 아니라 정상변압기의 잠재적인 열화의 가능성을 정량적으로 보이기 위한 지표를 제안하였다. 아울러, 변압기의 열화과정을 제안된 지표를 근거로 특정 변압기에 대해 분석하였으며, 현장에서 취득한 가스성분값들을 이용하여 제안방법의 타당성과 적용 가능성을 검증하였다.

향후 과제로서, 전력용 변압기의 효과적인 열화 특성을 분석하기 위해서는 관련 자료 확보와 함께 자료의 체계적인 정리가 수반되어야 할 것이고, 또한 신경회로망의 구조와 시그모이드 함수의 파라미터 설정에 관한 보다 심도 깊은 연구가 수행되어야 할 것이다.

## 참고문헌

- [1] H. Tsukioka, K. Sugawara, E. Mori, and H. Yamaguchi, "New apparatus for detecting transformer faults," IEEE Trans. Electrical Insulation, Vol.EI-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. Yanariand, and T. Teranishi, "Degradation of insulating materials of transformers," IEEE Trans. Electrical Insulation, Vol.EI-22, No.6, pp.795-800, 1987.
- [4] Y. Kamata, "Diagnostic methods for power



transformer insulation," IEEE Trans. Electrical Insulation, Vol.EI-21, No.6, pp.1045-1048, 1986.

- [5] R. C. Adriana and V. Miranda, "Knowledge Discovery in Neural Networks with Application to Transformer Failure Diagnosis," IEEE Trans. Power Systems, Vol.20, No.2, pp.717-724, 2005.
- [6] P. S. Ji, J. Y. Lim, and J. P. 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.
- [7] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York, 1981.
- [8] L. M. Fu, *Neural Network in computer Intelligence*, McGraw-Hill, pp.48-55, 1994.
- [9] X. Zhang and Y. Li, "Self-Organizing Map As a New Method for Clustering and Data Analysis," Proceedings of International Joint conference on Neural Network, pp.2448-2451, 1993.
- [10] J. P. Lee et al, "Aging Characteristics Power Transformer Oil and Development of It's Analysis Using KSOM," ICEE'98, Vol.II, Kyongju Korea, pp.461-464, 1998.

**한 운 동(Wun-Dong Han)**

정회원



- 1978년 2월 : 숭실대학교 전기공학과 (공학사)
- 1984년 2월 : 숭실대학교 전기공학과 (공학석사)
- 2002년 2월 : 숭실대학교 전기공학과 (공학박사)

▪ 1980년 5월 ~ 현재 : 충주대학교 전기공학과 교수  
 <관심분야> : SMPS, 지능경관조명, 전력 Filter IT 전력기반사업

**이 대 중(Dae-Jong Lee)**

정회원



- 1995년 2월 : 충북대학교 전기공학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 충북대학교 전기공학과 (공학석사)
- 2002년 8월 : 충북대학교 전기공학과 (공학박사)

▪ 2006년 8월 ~ 현재 : 충북대학교 충북정보기술사업단 초빙조교수  
 <관심분야> : 패턴인식, 고장진단, 지능시스템, 데이터 마이닝

**저 자 소 개**

**지 평 식(Pyeong-Shik Ji)**

정회원



- 1989년 2월 : 한밭대학교 전기공학과 (공학사)
- 1994년 2월 : 충북대학교 전기공학과 (공학석사)
- 1998년 8월 : 충북대학교 전기공학과 (공학박사)

▪ 2003년 8월 ~ 현재 : 충주대학교 전기공학과 조교수  
 <관심분야> : 전력 IT, 패턴인식, 인공지능 응용