

## 변압기 고장 진단을 위한 하이브리드형 전문가 시스템

전영재, 윤용한, 김재철, 최도혁

송실대학교 전기공학과

## A Hybrid Type Based Expert System for Fault Diagnosis in Transformers

Young-Jae Jeon, Yong-Han Yoon, Jae-Chul Kim, Do-Hyuk Choi

Department of Electrical Engineering in Soongsil University

## Abstract

This paper presents the hybrid type based expert system for fault diagnosis in transformers. The proposed system uses the novel fault diagnostic technique based on dissolved gas analysis(DGA) in oil-immersed transformers. The uncertainty of key gas analysis, norm threshold, and gas ratio boundaries are managed by using a fuzzy set. Also, the uncertainty of the fault diagnostic rules are handled by using fuzzy measures. Finally, kohnen's feature map performs fault classification in transformers. To verify the effectiveness of the proposed diagnosis technique, the hybrid type based expert system for fault diagnosis has been tested by using KEPCO's transformer gas records.

## 1. 서론

변압기의 유중 가스 분석은 운전중인 변압기의 내부 이상을 사전에 감시하기 위한 상태 진단법 중에서 신뢰성이 높아가장 널리 이용되고 있는 방법이다. 그러나 유중 가스 분석을 위한 기준은 여러 가지가 제시되고 있지만 현실적으로 적용하기 어렵고 전문적인 지식을 요구하기 때문에 아직까지 경험적인 판단으로 처리되고 있다. 즉, 유중 가스 분석은 가스 성분비 등에 불확실성이 존재하고, 지식을 표현하고 있는 규칙에도 불확실성이 내포되어 있어 정확한 진단을 위해서는 불확실성의 처리가 필요하다. 따라서 최근에는 지식 베이스에 기초한 전문가 시스템이 유중 가스를 이용한 변압기 고장 진단 문제에 적용되는 연구가 다수 제시되고 있다.[1-5]

본 논문에서는 유중 가스 분석을 통한 변압기의 고장 진단을 위해 하이브리드형의 전문가 시스템을 개발하였다. 유중 가스 분석에 적용되는 가스 구성비, 주요 가스 분석, 가스 구성비 경계 등의 불확실성은 퍼지 집합으로, 규칙의 불확실성은 퍼지 척도를 이용하여 처리하였고, 진단 결과의 신뢰성을 표현하기 위하여 신뢰도 지수를 도출하였다. 또한 한편의 유중 가스 분석 데이터를 통하여 실제 현장에서 내린 고장 판정과 본 논문에서 제안한 전문가 시스템의 고장 판정이 일치하도록 코호넨 네트워크를 학습한 후, 신뢰도 지수의 입력으로 고장을 판단하도록 설계하였다. 따라서 유중 가스 분석만으로 현실성 있는 변압기 진단 및 상태 추정이 가능하게 되었고, 이것의 적용으로 적절한 변압기 유지, 보수 방안을 제시할 수 있게 되었다.

## 2. 유중 가스 분석

절연유 중에 용해되어 있는 가스를 분석하기 위한 방법은 크게 가스 구성비 분석과 주요 가스 분석으로 나눌 수 있다. 유중 가스의 비율로 변압기 내부 상태를 판별하는 가스 구성비 분석은 관련된 기준이 다수 있지만 일반적으로 IEC, Rogers, Dornenburg 규격 등이 사용되고, 주요 가스 분석은 수소와 탄화 수소 계열의 가스, 일산화탄소, 이산화탄소의 가스량으로 변압기 상태를 진단한다[3].

가스 구성비 분석과 주요 가스 분석을 통해 비교적 정확한 변압기 진단을 수행할 수 있지만 현실에 적용하기에는 변압기의 상태와 환경이 서로 상이하기 때문에 퍼지 이론을 이용한 진단이 시도되어 상당한 성과를 거두었다. 그러나 조정해야 하는 파라미터가 너무 많고 각 사례에 따라 상이한 결과를 나타낼 수 있는 경우도 있기 때문에 본 논문에서는 실제 데이터를 사용으로 코호넨 네트워크를 학습시키는 방안을 도입하였다.

## 3. 하이브리드형 전문가 시스템

## 3.1 퍼지 이론[6]

본 논문에서는 효과적인 연산을 위해 식 (1)의 Dombi가 제안한 연산자를 사용하였다.

$$\mu_c(x) = \frac{1}{1 + \left( \left( \frac{1}{\mu_A(x)} - 1 \right)^\lambda + \left( \frac{1}{\mu_B(x)} - 1 \right)^\lambda \right)^{\frac{1}{\lambda}}} \quad (1)$$

여기서,  $\lambda < 0$ 이면  $C=A \cup B$ 가 되고,  $\lambda > 0$ 이면  $C=A \cap B$ 가 된다.  $\lambda$ 의 절대값이 0에 가까울수록  $\lambda$ 의 영향이 크고, 무한대에 근접하면 일반적인 연산을 한다.

또한 식 (1)을 이용하기 위해 식 (2)를 사용으로 소속함수를 결정하였다.

$$\mu(x) = \frac{(1-\nu)^{\lambda-1}(x-a)^\lambda}{(1-\nu)^{\lambda-1}(x-a)^\lambda + \nu^{\lambda-1}(b-x)^\lambda} \quad (2)$$

여기서,  $a$ 는 구간의 하한치,  $b$ 는 구간의 상한치,  $\lambda$ 는 변화율,  $\nu$ 는 굴절점이다.

유증 가스 데이터와 규칙의 불확실성을 포함한 고장 진단의 처리 과정에서 퍼지 척도를 적용하는 것은 상당히 유용하다. 퍼지 척도의 기본적인 성질과 정의는 다음과 같다.

$$m : P(X) \rightarrow [0,1] \quad (3)$$

$$\text{단, } m(\emptyset) = 0 \text{ and } \sum_{A \in P(X)} m(A) = 1 \quad (4)$$

여기서  $P$ 는 멱집합이고,  $m(A)$ 는 집합  $A$ 의 증거로써 기본 할당 확률로 사용되기도 한다.

믿음척도  $Bel(A)$ 와 근사척도  $Pl(A)$ 는 식 (5), (6), (7)과 같이 구할 수 있고, 역으로도  $m(A)$ 를 구할 수 있다.

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (5)$$

$$Pl(A) = \sum_{B: A \cap B \neq \emptyset} m(B) \quad (6)$$

$$m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A-B|} Bel(B) \quad (7)$$

### 3.2 규칙의 형태

지식기반 시스템의 기본적인 특성은 지식의 추가나 삭제가 편리하고 존재하는 지식의 변환이 용이하다 점이다. 그리고 잘못된 데이터나 규칙은 전문가 시스템의 추론 과정을 제거되어야 하는 절차도 필요하다. 이를 위해서 본 논문에서는 규칙의 형태를 퍼지 집합과 퍼지 척도를 이용하여 다음과 같이 구성하였다.

Rule  $R_i$   
 IF 퍼지 조건  $A_j$   
 THEN 결론  $B_k$   
 REQUIRED  $r$  (믿음 척도)

측정한 유증 가스 데이터를 가지고 식 (2)의 이용으로 조건절의 퍼지값인  $A_j$ 를 구하고  $A_j$ 와 믿음 척도  $r$ 을 근거로 결론  $B_k$ 의 퍼지값을 구한다. 따라서 구축된 사고 멱집합에서 같은 멱집합에 속한 규칙들을 다음의 수식으로 구할 수 있다.

$$Pl^{i+1}(B_k) = Pl^i(B_k) \cup (Pl^i(B_k) \cap r(R_i)) \quad (8)$$

식 (8)은 식 (1)의 이용으로 연산을 수행하는데 믿음 척도가 낮은 규칙이 최종 결론에 적은 영향을 미치도록 하고, 같은 결론에 많은 증거가 수집되면 근사 척도가 커지도록 파라미터 값을 적절히 조정할 수 있도록 정식화 하였다.

### 3.3 코호넨 네트워크

지식 베이스에 퍼지 이론을 적용해서 구한 변압기의 이상과 정상 믿음 척도를 입력으로 사용해서 입력 노드를 2개로 설정하였고, 출력층은 16개로 선정하였다. 전체 입력 패턴수는 변압기 사고 데이터의 부족으로 정상, 요주의, 이상 데이터를 각각 100개씩 랜덤하게 선택하였으며, 초기 연결 가중치는 학습 효과를 향상시키기 위해 정상과 이상에서 각각 5개씩 선택하고, 요주의에서 6개를 선택하여 학습을 시켰다.

그림 1은 코호넨 네트워크로 학습하여 입력 패턴이 출력층

인 2차원의 뉴런에 대응된 결과를 보여주고 있다.

			4
		7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

그림 1. 코호넨 네트워크의 대응 결과

진한 음영으로 표시된 뉴런(1, 2, 3, 5, 6, 10)은 이상 상태를 나타내고, 흐린 음영으로 표시된 뉴런(7, 8, 9, 11, 13)은 요주의 상태를 나타내며, 나머지 부분의 뉴런은 정상 상태를 나타낸다. 학습 결과 300개의 입력 패턴 중에 245개는 일치하여 82%의 직중률을 나타내었다. 일치하지 않은 65개의 입력 패턴 중에서 23개의 입력 패턴은 몇 개월 후의 재조사에서 일치하게 나온 것을 감안하면 90% 정도의 정확성이 가지고 있어 본 논문에서 제안한 추론 방법이 유증 가스를 이용한 변압기 고장 진단에 있어 적절한 판정을 할 수 있을 것으로 기대된다.

### 3.4 고장 진단 알고리즘

본 논문에서 제안한 변압기 고장 진단 전문가 시스템의 전체적인 알고리즘은 그림 2와 같다.

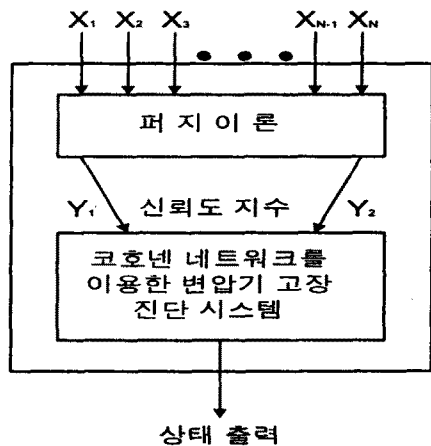


그림 2. 변압기 고장 진단 알고리즘

유증 가스 데이터 취득 후에 가스 분석으로 적절한 규칙을 선택한다. 선택된 규칙들은 식 (8)의 이용으로 각 노드에서 근사 척도를 구한다. 다시 근사 척도의 이용으로 믿음 척도를 구한 후, 믿음 척도와 근사 척도로서 식 (7)의 이용으로 멱집합의 퍼지척도  $m(A)$ 를 구한다.

멱집합의 퍼지 척도를 통해 이상 상태와 정상 상태의 믿음 척도를 구하고, 이것을 코호넨 네트워크로 학습을 시킨다. 입력으로 사용한 데이터는 한전의 자료를 이용했기 때문에 통계적인 분류를 해주는 코호넨 네트워크로 현장에서 내린 판정과 제안한 전문가 시스템의 판정이 유사하도록 하였다. 또한 일반적인 전문가 시스템이 사고로 판정하는 경우가 많기 때문에 적절한 파라미터 설정을 통해 현실성과 정확성을 높였다.

#### 4. 사례 연구

본 논문에서 제안한 변압기 고장 진단 전문가 시스템의 성능을 검증하기 위하여 2가지의 사례 연구를 실시하였다. 사례 연구 1은 온도 사고의 경우이고, 사례연구 2는 아크 사고와 정상이 비슷하게 나타나는 경우이다.

표 1. 사례연구 1의 변압기 유증 가스 데이터 (단위 : [ppm])

구분	CO <sub>2</sub>	CO	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
가스량	940	138	26	558	0	960	365

<사례연구 1의 결과>

IEC criteria : Thermal  
 Rogers rate : Unknown  
 제안한 방법 : 상태-사고 (온도-중온과열)  
 믿음 척도 : (0.72, 0.11)  
 예상되는 사고 원인 : 조임부 이완 점접  
 전환기 점접의 접촉 불량 점접  
 절연 불량

기존의 IEC, Rogers 성분비 기준으로 분석한 결과 IEC 규격은 온도 사고(300-700[°C])를 나타내고, Rogers 규격은 일치하는 것이 없다. 입력된 데이터는 지식 베이스를 토대로 퍼지 집합과 퍼지 척도를 적용시켜 사고와 정상의 믿음 척도를 구한 결과 각각 0.72, 0.11의 값을 얻었다. 사고와 정상의 믿음 척도를 코호넨 네트워크의 입력으로 하여 학습시킨 결과 그림 1의 1번 뉴런이 반응을 해서 사고임을 알 수 있다. 또한, 분석을 통해 사고의 원인이 조임부 이완, 전환기 점접의 접촉 불량, 절연 불량 등으로 예상되고, 변압기의 상태는 명백한 이상 상태이므로 즉시 재검사하고, 적절한 조치를 취하라는 제안을 나타낸다.

표 2. 사례연구 2의 변압기 유증 가스 데이터 (단위 : [ppm])

구분	CO <sub>2</sub>	CO	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
가스량	942	30	135	33	76	45	49

<사례연구 2의 결과>

IEC Criteria : Unknown  
 Rogers rate : Unknown  
 제안한 방법 : 상태-요주의(아크)  
 믿음 척도 : (0.72, 0.11)  
 예상되는 사고 원인 : 권선의 층간 단락  
 권선의 용단  
 탭 전환기 점접의 아크 단락

이 사례 연구는 IEC와 Rogers 규격과 일치하는 것이 없다. 가스량이 비교적 적어 규격과 일치하지 않지만 본 논문에서 제안한 추론 방법에 따르면 아크 사고임을 알 수 있다. 지식 베이스를 통해 얻은 사고와 정상의 믿음 척도는 각각 0.45, 0.21이고, 코호넨 네트워크의 입력으로 사용해 학습을 시키면 그림 1의 8번 뉴런이 반응을 해서 요주의 상태라는 것을 알 수 있다. 또한 분석을 통해 사고 원인이 권선의 층간 단락, 권선의

용단, 탭 전환기 점접의 아크 단락 등으로 예상되고 변압기 상태는 요주의 상태이므로 6개월 후에 재검사를 하라는 제안을 내었다.

각 사례 연구에서 코호넨 네트워크의 뉴런 반응 결과를 유클러드 기준 오차로 표현한 것이 표 3이다.

표 3. 코호넨 네트워크의 뉴런 반응 결과

뉴런	사례연구 1	사례연구 2	뉴런	사례연구 1	사례연구 2
1	0.0399	0.2858	9	0.3172	0.1644
2	0.1420	0.1657	10	0.3875	0.2606
3	0.4163	0.1576	11	0.5298	0.4942
4	0.5694	0.3045	12	0.7416	0.0673
5	0.1557	0.1359	13	0.3549	0.1854
6	0.3080	0.0493	14	0.4648	0.0673
7	0.4848	0.2184	15	0.6893	0.4377
8	0.6234	0.0324	16	0.8262	0.5873

#### 5. 결론 및 향후 계획

본 논문은 고장이 의심되는 변압기의 초기 상태를 진단하고 보수하는 방안을 제시하였으며 퍼지 집합과 퍼지 척도 개념을 이용하여 데이터 및 규칙의 불확실성을 처리했다. 일반적으로 널리 쓰이는 유증 가스 분석의 단점을 보완하고, 코호넨 네트워크로 한전의 실제 데이터를 학습시켜 보다 정확하고 신뢰성 있는 변압기 진단 및 상태 추정을 가능하게 하였을 뿐만 아니라 변압기 상태에 따른 적절한 행동도 가능해졌다.

향후 추론 과정에서 발생하는 규칙의 충돌 해소와 보다 합리적인 경향분석이 필요하며 변압기 상태뿐만 아니라 설치 년도, 기름량, 사고 기록 등을 포함한 진단 방안도 고려할 예정이다. 또한 초음파를 이용한 진단법과 진동을 이용한 진단법을 추가하여 보다 완전한 전문가 시스템을 구축할 예정이다.

본 연구는 한국학술진흥재단의 "변압기 고장 진단을 위한 전문가 시스템에 관한 연구"에 따른 연구비로 수행되었음.

#### 참고 문헌

- [1] C. E. Lin et al., "An Expert System for Transformer Fault Diagnosis and Maintenance Using Dissolved Gas Analysis," *IEEE Trans. on PWRD*, Vol. 8, No. 1, Jan. 1993, pp.231-238
- [2] K. Tomsovic et al., "A Fuzzy information Approach to Integrating Different Transformer Diagnostic Methods," *IEEE Trans. on PWRD*, Vol. 8, No. 3, July 1993, pp.1638-1646
- [3] J. J. Kelly et al., "Transformer Fault Diagnosis by Dissolved-Gas Analysis," *IEEE Trans. on IA*, Vol. IA-16, No. 6, Nov. 1980, pp.777-782
- [4] 김재철 외, "유증 가스를 이용한 변압기 고장 진단용 전문가 시스템 개발," *대한전기학회 하계학술 논문집(B)*, July 1996, pp.859-861
- [5] 남창현 외, 변압기 유증가스 상시 감시 시스템의 운용 연구, 전력연구원, June 1995
- [6] G. J. Klir et al., *Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information*, Prentice-Hall, New Jersey, 1988