

퍼지 패턴 분류와 뉴럴 네트워크를 이용한 지능형 유증가스 판정 시스템

論文

56-12-5

Intelligent Diagnosis System for DGA Using Fuzzy Pattern Classification and Neural Network

趙成旻* · 金載哲† · 權東震** · 南昌鉉**

(Sung-Min Cho · Jae-Chul Kim · Dong-Jin Kweon · Chang-Hyun Nam)

Abstract - The DGA (Dissolved Gases Analysis) technique has been widely using for fault diagnosis of the power transformers. Some electric power utility company establishes the criteria of DGA to improve reliability, because of difference of operation environment and design of power transformer. In this paper, we introduce intelligent diagnosis system for DGA result of KEPCO (Korea Electric Power Cooperation). This system can classify patterns type of gases ratio that frequently occurs in recent result of gases analysis using Fuzzy Inference. The classification of Patterns let us know that major causes of gases generation based on type of patterns. Finally, Neural Network based on patterns diagnose transformer. NN was trained using result data of DGA of actually faulted transformers recently. Result of intelligent diagnosis system is right well in comparison with actual inner inspection of transformers.

Key Words : DGA, Diagnosis, Power Transformer, Neural Network, Fuzzy

1. 서 론

산업의 발달에 따라 안정적인 전력의 공급은 더욱 중요시되고 있다. 전력 설비 중 전력용 변압기는 이러한 안정적인 전력공급을 위해 매우 중요한 설비이다. 전력용 변압기의 안정적인 운영을 위해 고장 징후를 초기에 발견하여 사고를 미연에 방지하고 전력 시스템의 안정성을 확보하기 위해 많은 진단 기법들이 연구되어지고 발표되고 있다. 그중 유증가스진단 기법은 유입 변압기의 초기 고장 진단을 위해 널리 사용되는 기법이며 현재에도 가장 신뢰성이 있는 것으로 알려져 있다.

변압기 절연유의 가스분석 기술은 1960년대에 적극적인 연구가 추진되어 1970년대에 실용화된 진단 기술로, 한국전력공사에서는 1982년 전력연구원에 가스 분석실을 설치하고, 154kV급 이상의 변전용 및 발전용 변압기를 대상으로 절연유 가스분석 업무를 처음으로 실시하였다. 한전에서는 1985년 국내의 가스분석 데이터를 분석하고, 일본전기협동연구회의 가스분석 주기 및 판정기준을 참조하여 한전 자체의 가스분석 판정기준을 최초로 제정하였다. 또한 1998년 200kV 이하 변압기와 345kV 이상 변압기에 대한 판정기준을 별도로 분리하고, 판정기준을 “요주의”, “이상” 및 “위험”的 3단계로 개정하였다. 2002년 C₂H₂ 가스의 판정기준치를 일부 개정하고, C₃H₈ 가스를 분석대상 가스로 추가로 선정하여 오늘에 이르고 있다.[1][2]

* 學生會員 : 崇實大學 電氣工學科 碩士課程

** 正會員 : 韓電 電力研究院 責任研究員 · 工博

† 教신저자, 正會員 : 崇實大學 電氣工學科 教授 · 工博

E-mail : jckim@ssu.ac.kr

接受日字 : 2007年 7月 10日

最終完了 : 2007年 10月 1日

유증가스진단의 판정 기준은 IEEE의 기준과 IEC60599등 많은 판정 기준들이 발표되었으나 변압기의 구조, 사용 환경 등이 다름에 따라 일본과 대만전력 등은 그들만의 축적된 데이터를 기반으로 하여 유증가스진단 판정 기준을 제정, 발표하였고 Doble사와 TPC(Taiwan Power Company)등의 축적된 데이터를 기반으로 한 지능형 알고리즘의 유증가스 판정 시스템이 발표되었다.[4][5]

본 연구에서는 한국전력공사의 가스분석 기록과 최근 5년간의 변압기 내부점검 기록을 기반으로 하여 주로 발생하는 가스 구성비의 패턴을 퍼지추론(Fuzzy Inference Systems) 기법을 이용하여 분류하였다. 그리고 변압기 내부점검 시 발견되는 가스 발생의 원인과 패턴별로 수집된 자료를 이용하여 한전 변압기에 가장 적합한 판정을 내릴 수 있도록 대표적인 신경망인 역전파(BP, Back-Propagation) 알고리즘을 이용하여 고장의 유무를 판별하는 시스템을 개발하였다.

2. 유증가스분석의 절차

한전의 현재 유증가스 분석의 절차는 운전 중인 변압기에 대하여 년 1회 정기 분석을 실기하게 된다. 주석 도금의 채유 통에 변압기의 절연유를 채유하여 제주를 포함한 대전 이북지방 변압기의 절연유는 남서울 전력관리처의 가스 분석실로 보내지고 이외 지역의 변압기 절연유는 대전 전력관리처의 가스 분석실로 보내지게 된다. 옮겨진 절연유는 헤드스페이스 샘플러(HeadSpace Sampler) 장치에 의해 절연유에서 가스가 추출되어 지고 추출된 가스는 가스크로마토그래피(Gas Chromatography)의 샘플루프(sample loop)에 주입되어 각각의 가스가 검출된다. 표 1은 한전의 가스분석 판정 기준치를 나타낸다. 검출된 7종의 가스 중에서 한 개의 가스라도 ‘요주의’기준치 범위에 들거나 가연성가스의 총량

이 ‘요주의’ 기준치 범위에 들어가면 ‘요주의’ 판정이 내려지고, ‘이상’과 ‘위험’도 같은 방법으로 판정되어 진다.[1]

표 1 가스분석 판정기준치

Table 1 Criteria values of the gas in oil

| 구 분 | 요주의 (Caution) | | 이 상 (Abnormal) | | 위 협 (Danger) | |
|---|--------------------|---------------------|--------------------|-------------|-----------------|-------------|
| | 200kV 이하 | 345kV 이상 | 200kV 이하 | 345kV 이상 | 200kV 이하 | 345kV 이상 |
| H ₂ (수소) | 400~800 | | 801~1,200 | | - | |
| CO (일산화탄소) | 400~ 700 | 350~ 600 | 701~ 1000 | 601~ 800 | - | |
| C ₂ H ₂ (아세틸렌) | 25~ 80 | 20~ 60 | 81~ 150 | 61~ 120 | 150이 상 | 120이 상 |
| CH ₄ (메탄) | 250~750 | | 751~1,000 | | - | |
| C ₂ H ₄ (에틸렌) | 300~750 | | 751~1,000 | | - | |
| C ₂ H ₆ (에탄) | 250~750 | | 751~1,000 | | - | |
| C ₃ H ₈ (프로판) | 250~750 | | 751~1,000 | | - | |
| T.C.G (가연성가스 총량) | 1,000~2,500 | | 2,501~4,000 | | 4,000 초과 | |
| T.C.G 증가량 | 정상상태에서 200/월 이상 | 요주의상태에서 200/월 이상 | 이상상태에서 300/월 이상 | | | |

3. 개발된 판정 시스템 개요

개발된 판정 시스템은 6종(H₂, C₂H₂, C₂H₄, C₂H₆, CH₄, CO)의 가스를 사용하게 된다. 한전의 기준 판정에 7종의 가스가 사용되었지만 실제 최근 분석한 자료를 근거로 하여 C₃H₈가스는 단독으로 발생하는 경우가 없고 주도적으로 발생하지 않으며 다른 가스 발생에 종속적으로 발생하는 것을 확인 할 수 있었다. 이러한 이유로 6종의 가스로도 충분한 판정을 내릴 수 있었다. 가스양의 전체 합이 100ppm을 초과하거나 C₂H₂가스가 20ppm을 초과하면 최소한의 안정적인 상태를 벗어난 것으로 간주하였다. 이 기준은 기존의 한전의 기준 보다 매우 낮은 수치로 최소한의 안정적인 범위를 정의하는데 적합하다.

최소한의 안정적인 범위를 넘게 되면 퍼지 추론을 이용하여 5 종류의 패턴으로 분류하게 된다. 이중 CO주도형 패턴은 고체 절연물의 파열이나 경년 열화로 인해 발생이 예상되는 타입이나 실제 내부점검을 하여도 고장원인을 발견하는 경우가 드물어 CO주도형 패턴은 경년열화에 의한 발생으로 간주하여 IEC60599의 판정 기준인 CO₂와 CO의 비율로서 판정하여 경년열화 시 발생되는 퓨란계 생성물에 대한 분석을 별도로 실시하도록 하였다. 나머지 4종의 패턴은 대표적인 신경망인 역전파(BP, Back-Propagation) 알고리즘을 사용하여 고장 여부를 판정하도록 하였다. 특정 고장 원인에

의해 발생한 가스는 그 증가에 따라 비율이 특정 패턴에 수렴해 가는 특징을 갖고 있다. 패턴이 미분류 된 경우는 일정 시간의 지연을 두고 다시 가스 분석을 실시하도록 하여 물리적 고장에 의해 발생 할 수 있는 가스 패턴 범위를 벗어난 경우는 가스 추출과 절연유 채유 등에서 발생 할 수 있는 오차로 간주 하였다. 그림 1은 개발된 지능형 판정 시스템의 전체 흐름을 나타낸다.

시스템은 MATLAB의 부가 기능인 이용하여 GUI(Graphic User Interface)구현하고 MATLAB Fuzzy Logic Toolbox와 Neural Network Toolbox를 통해 연산을 수행하였다.

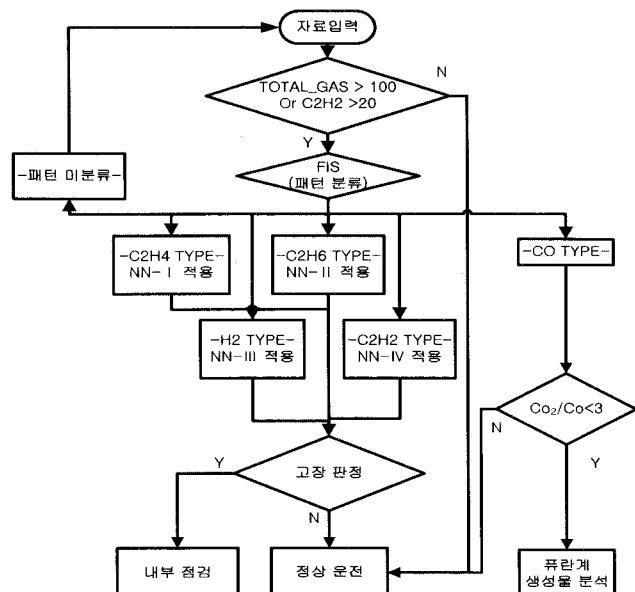


그림 1 개발된 지능형 판정 시스템 순서도

Fig. 1 Flow chart of developed intelligent diagnosis system

4. 가스 구성비 패턴의 정의 및 분류

4.1 가스 구성비 패턴의 정의

한전의 유증가스분석의 결과가 ‘요주의’ 이상으로 판정이 되어 내부점검이 시행된 최근 5년간의 자료를 기반으로 하여 5개의 가스 구성비 패턴을 정의 하였고 각각의 유형에서 주로 발견되는 가스 발생 원인을 정리하였다. 6종의 가스 중에서 C₂H₂는 아주 적은 양의 발생에도 고장징후가 발견되는 중대한 가스 이지만 발생양이 타 가스에 비해 매우 상대적으로 적다. 이것을 보완하기 위해 수식 (1)에 나타난 것과 같이 C₂H₂는 발생량의 10배를 적용하여 각각 가스의 비율을 기준으로 패턴을 정의하였다.

$$\text{가스 비율} = \frac{\text{가스량}}{\text{가스총량}(H_2 + C_2H_2 \times 10 + C_2H_2 + C_2H_6 + CH_4 + CO)} \quad (1)$$

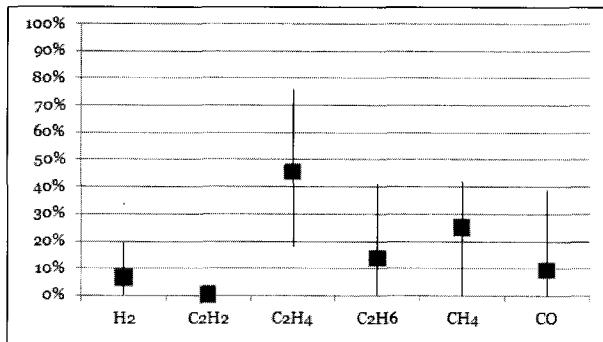
그림 2 C₂H₄ 주도형의 가스비율Fig. 2 Gases ratio of C₂H₄ type

그림 2는 C₂H₄주도형 패턴의 가스별 비율을 나타낸다. 그 래프의 검정 사각형은 분류된 C₂H₄주도형 패턴으로 분류된 가스들의 평균 비율이고 수직으로 그려진 선은 최대값과 최저값을 나타내었다. C₂H₄주도형은 약 700°C가 넘는 고온 과열에서 발생하는 유형이다.

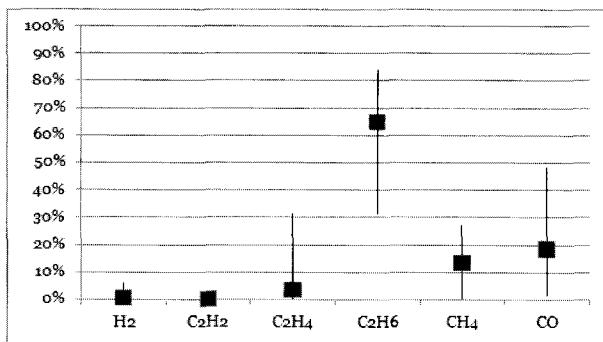
그림 3 C₂H₆ 주도형의 가스비율Fig. 3 Gases ratio of C₂H₆ type

그림 3은 C₂H₆주도형의 가스 비율로서 300°C이하의 저온 과열에서 나타나는 유형이고 그림 4는 H₂주도형 패턴의 가스 비율이며 코로나 등의 저에너지 방전에서 나타나는 유형이고 그림 5는 C₂H₂ 주도형 패턴의 가스 비율이며 아크 방전등에서 나타나는 유형이다.

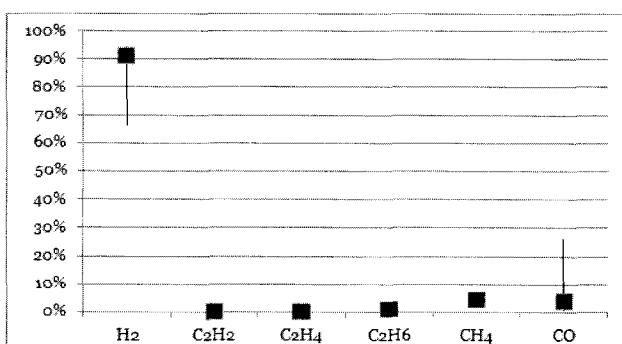
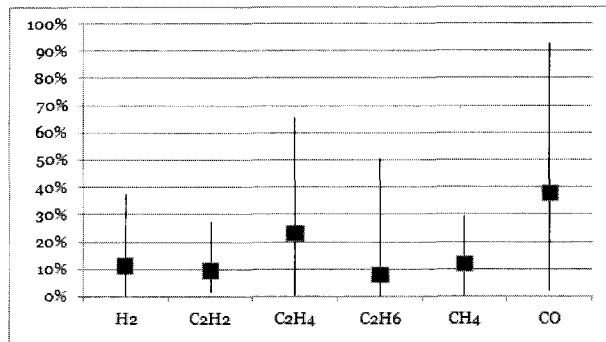
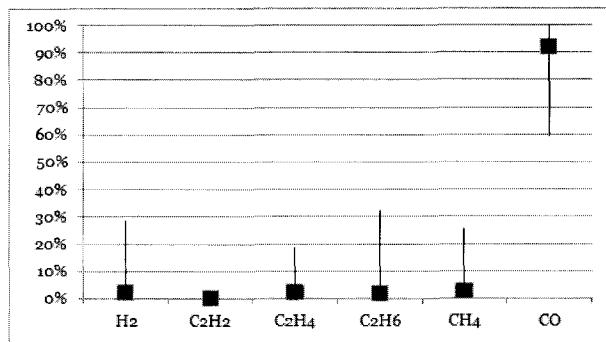
그림 4 H₂ 주도형의 가스비율Fig. 4 Gases ratio of H₂ type그림 5 C₂H₂ 주도형의 가스비율Fig. 5 Gases ratio of C₂H₂ type

그림 6 Co 주도형의 가스비율

Fig. 6 Gases ratio of Co type

그림 6은 Co주도형 패턴의 가스 비율로 절연지와 같은 고체 절연물의 과열이나 경년 열화에 의해 발생하는 유형이다. 5년간 수집된 내부점검 기록에서 CH₄ 가스는 주도적 발생 경우가 없고 다른 가스의 발생에서 종속적으로 발생함을 알 수 있어 별도의 유형으로 분류하지 않았다. 표 2는 각각의 유형에 따라 내부 점검 시 발견 되어지는 주된 원인을 나타내었다.

표 2 유형에 따른 가스 발생원인

Table 2 Major causes of gases generation based on type

| 유형 | 물리적 원인 | 내부 점검 시 발견되는 주요 원인 |
|-------------------------------|-----------|--|
| C ₂ H ₄ | 고온 과열 | -터미널 바 접촉 단자 볼트 풀림 -철심의 2중 접지에 의한 순환전류 |
| C ₂ H ₆ | 저온 과열 | -철심 고정물의 볼트 풀림 -자계 집중으로 인한 과열 흔적 |
| H ₂ | 저에너지 방전 | -이상 도체의 접촉에 의한 방전 -철가루에 의한 부분방전 |
| C ₂ H ₂ | 고에너지 방전 | -OLTC SELECTOR S/W의 ARC -OLTC 절환실 격막 균열 |
| CO | 고체 절연물 열화 | -빈번히 발생하는 특정 원인 없음 |

4.2 퍼지 추론을 이용한 패턴 분류

각각의 패턴의 유형이 일정한 가스 비율을 절대적으로 갖는 것이 아니라 일정한 범위를 갖으며 전문가의 직감적인 판정을 나타내는 내용이므로 이것을 일정한 수치로 패턴을 구분하는 것은 어려움이 따른다. 그래서 언어적인 모호한 분류를 구분하는데 적합한 퍼지 추론 기법을 이용하여 패턴을 구분하였다. 이것은 패턴의 언어적인 표현, 예를 들면 “C₂H₄가 많이 발생하고 H₂, C₂H₆, CH₄, Co가 약간 발생하면 C₂H₄ 주도형 패턴이다.”와 같은 패턴의 정의를 구분하는데 유용하게 사용된다.

수식 (1)에서 얻어지는 각각 가스의 비율을 퍼지 추론의 입력 값으로 하였고 5가지 패턴에 대한 소속도가 출력 값으로 0~1의 값을 갖도록 하였다. 그림 7은 퍼지 추론의 구조를 나타내고 있다.

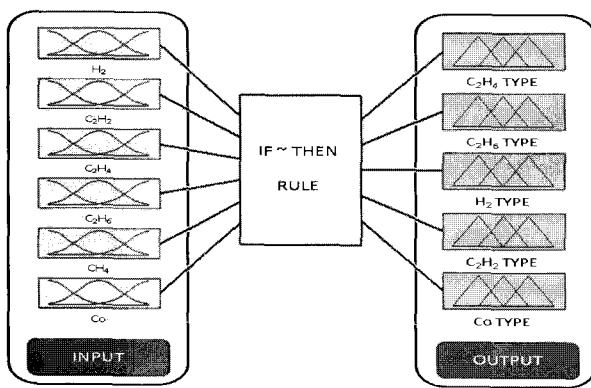


그림 7 퍼지 추론의 구조

Fig. 7 Scheme of fuzzy inference

입력된 6종의 가스 비율 값들은 “강하게 발생”, “약하게 발생”, “거의 발생안함”을 나타내는 소속도 함수 “Strong”, “Weak”, “Zero”에 대한 소속도와 정의 되어진 IF THEN Rule에 의해 각각의 유형에 속하는 정도를 나타내게 된다.

소속도 함수는 (2)와 같은 Sigmoidal 함수와 (3)과 같은 Differential sigmoidal 함수를 사용하였다.

$$\text{Sigmf}(x; \alpha, c) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(x-c)}} \quad (2)$$

$$\text{Dsigmf}(x; \alpha, c, \beta, d) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(x-c)}} - \frac{1}{1 + e^{-\beta(x-d)}} \quad (3)$$

여기서, x는 수식(1)에서 계산된 가스의 비율 값이고 α, β, c, d 는 Sigmoidal 함수의 형상을 결정하는 값들이다.

표 3 C₂H₄의 소속도 함수의 상수 값

Table 3 Membership function of C₂H₄

| 소속도 함수 | | α | c | β | d |
|--------|--------|----------|--------|---------|-------|
| Zero | Dsigmf | 11 | -0.498 | 101.5 | 0.051 |
| Weak | Dsigmf | 43.9 | -0.001 | 48.1 | 0.314 |
| Strong | Sigmf | 75.16 | 0.326 | - | - |

표 3은 C₂H₄의 소속도 함수의 형상 상수를 나타내었고 그림 8은 그 소속도 함수를 도시하였다.

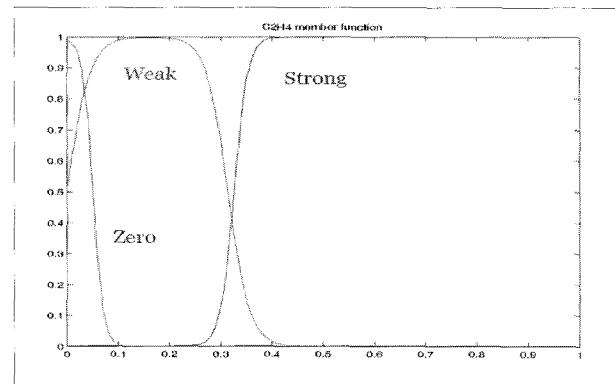


그림 8 소속도 함수

Fig. 8 Membership function

퍼지 추론의 규칙을 표 4에 나타내었다. 10개의 퍼지 추론 규칙은 정의된 가스의 소속도 값을 And 연산하여 출력 함수에 전달된다. 역퍼지화(Defuzzification) 기법으로는 SOM(Smallest value Of Maximum)사용 하였다. 5개의 유형에 대한 출력값 중 가장 큰 값을 가지는 유형을 해당 유형으로 분류하였고 5개의 출력 값이 모두 0.2를 넘지 않는 것은 특정 유형에 속하지 않는 것으로 간주 하였다.

표 4 퍼지 추론 규칙

Table 4 Fuzzy inference rule

| Rule | Definition | | | | | | THEN | |
|------|----------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-----------------|----|------------------------------------|--|
| | IF | | | | | | | |
| | H ₂ | C ₂ H ₂ | C ₂ H ₄ | C ₂ H ₆ | CH ₄ | Co | | |
| 1 | - | - | Z | Z | Z | S | Co type | |
| 2 | - | - | W | W | W | W | Co type | |
| 3 | - | - | W | W | W | S | Co type | |
| 4 | - | - | S | W | W | - | C ₂ H ₄ type | |
| 5 | - | - | W | W | W | - | C ₂ H ₄ type | |
| 6 | - | - | W | S | W | W | C ₂ H ₆ type | |
| 7 | S | - | - | - | - | - | H ₂ type | |
| 8 | S | W | - | - | - | - | H ₂ type | |
| 9 | - | W | - | - | - | - | C ₂ H ₂ type | |
| 10 | - | S | - | - | - | - | C ₂ H ₂ type | |

* - : 고려하지 않음

S : Strong, W : Weak, Z : Zero

5. 신경 회로망 구성

퍼지 추론은 가스양의 비율 유형이 고장이 발견된 유형 중 어떤 유형에 속하는지에 대해 판정 하지만 고장의 여부를 판정하기 위해서는 절대적인 가스양을 고려해야 한다. 가스양을 고려하여 고장여부를 판단하는 것은 변압기의 운영 조건 및 환경에 따라 다르기 때문에 IEEE와 IEC등에서 나

타낸 기준을 적용하는 것은 적절하지 않다. 따라서 본 논문에서는 한전의 고장징후가 발견된 변압기의 가스양을 유형별로 나눈 4개의 신경회로망을 사용하여 고장 여부를 판정한다. 신경망의 구조는 그림 9와 같이 입력층과 은닉층 그리고 출력층의 구조로 구성하였고 입력 뉴런의 수는 6개, 은닉층의 뉴런의 수는 10개, 출력층은 1개의 뉴런을 갖게 하였다. 입력층에서 은닉층으로의 전달 함수는 tansig(Hyperbolic tangent sigmoid transfer function)를 사용하고 은닉층에서 출력층으로의 전달 함수는 logsig(Log-sigmoid transfer function)를 사용하여 고장은 1로 정상은 0으로 나타내도록 하였다. 학습 방법은 Matlab에서 기본적으로 제공하는 Levenberg-Marquardt Backpropagation을 사용하였다.

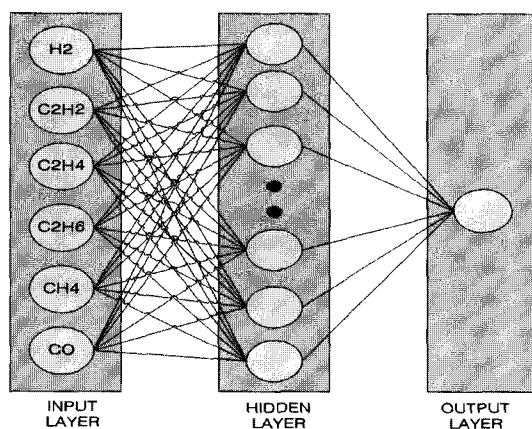


그림 9 신경망의 구조

Fig. 9 Structure of neural network

한전의 최근 5년간 내부 점검에 의해 고장 원인이 발견된 자료와 가스 분석이후 5년간 정상 운전 된 자료는 정상 판정의 가스 값으로 하여 1,652건의 자료를 유형 별로 정리하였다. 유형별로 $10^{\sim} \sim 20$ 개의 데이터는 테스트를 위해 별도로 관리하고 나머지 자료를 이용하여 유형 별로 신경망을 학습시켰다.

표 5 신경망의 학습 및 테스트 데이터

Table 5 Train and test data of neural network

| 유형 | 학습 데이터 | | | 테스트 데이터 | | | 총계 |
|------------------------------------|--------|-------|-------|---------|----|----|-------|
| | 고장 | 정상 | 합계 | 고장 | 정상 | 합계 | |
| C ₂ H ₄ type | 119 | 861 | 980 | 10 | 10 | 20 | 1000 |
| C ₂ H ₆ type | 119 | 329 | 448 | 10 | 10 | 20 | 468 |
| H ₂ type | 51 | 19 | 70 | 5 | 5 | 10 | 80 |
| C ₂ H ₂ type | 72 | 22 | 94 | 5 | 5 | 10 | 104 |
| 합계 | 361 | 1,231 | 1,592 | 30 | 30 | 60 | 1,652 |

표 5에 학습과 테스트에 사용된 자료의 수를 정리하였다. 학습의 목표 오차는 10^{-7} 로 설정하였으며 그림 10은 C₂H₄ 형의 학습에 따른 오차 수렴을 나타내고 있다. 패턴 별로 분류된 자료를 활용하는 것이 적은 숫자의 은닉층 뉴런으로 빠르게 수렴함을 확인 할 수 있다.

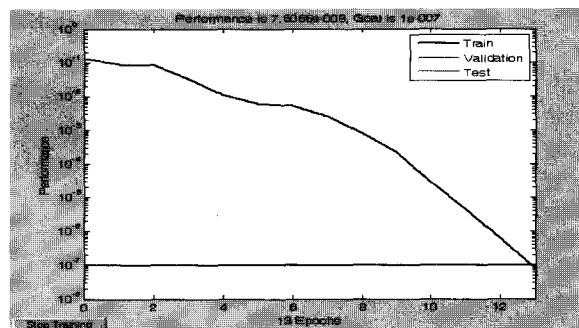


그림 10 신경망 학습의 오차 경향

Fig. 10 Error trend of neural network training

60개의 테스트 데이터를 구성된 신경망을 통해 시뮬레이션 하여 60개 모두 10~3의 오차 범위 안에서 고장과 정상을 구분해 내었다.

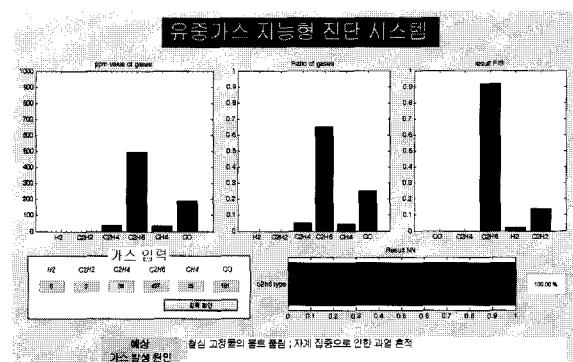


그림 11 개발된 지능형 유증가스 진단 시스템의 GUI

Fig. 11 GUI of intelligent DGA diagnosis system

그림 11은 테스트 데이터 중 C₂H₆ 유형을 시뮬레이션한 개발된 지능형 유증가스 진단 시스템의 GUI(Graphic User Interface)를 나타내고 있다. 상단의 3개의 그래프는 가스의 양을 ppm 단위 원쪽에 보여주고 가스별 비율을 중앙에, 페지 추론을 이용한 패턴 분류 값을 오른쪽 도표에 나타내었으며 신경망을 통한 고장에 대한 값이 가로형 그래프로 표현하고 있다.

6. 사례 연구

6.1 패턴 분류의 적용 결과

본 논문에서는 패턴의 분류에서 전문가의 직감적인 부분을 페지 추론을 이용하여 구현하였다. 표 6은 대표적인 패턴 구분의 모호성이 있는 사례를 나타내었다. 1번 사례는 비율적으로 C₂H₄가 90%가 넘게 발생하여 C₂H₄ 주도형으로 판단된다.

할 수도 있으나 C_2H_4 는 절연유에 700°C 이상의 고온 파열로 인해 발생하는 가스이므로 그림 2에 나타난 것과 같이 절연유의 파열에서 발생하는 C_2H_6 과 CH_4 가 동반하여 발생한다. 그렇기 때문에 1번 사례의 가스 비율은 C_2H_4 유형에 속하지 않는다. 그래서 1번 사례의 퍼지 추론 결과는 표 4의 퍼지 추론 규칙 4,5번에 의해 C_2H_6 과 CH_4 가 Weak에 소속되는 값이 적어 미분류로 판정되었다. 2번 사례의 구성비는 C_2H_6 가 절대적으로는 가스양이 많아서 C_2H_6 주도형으로 보이나 비율적으로는 C_2H_6 의 비율이 높지 않아 그림 3의 C_2H_6 주도형의 비율과는 다르다. 이 경우는 C_2H_6 가 C_2H_4 가스의 생성에 종속적으로 발생한 것으로 생각 할 수 있어 표 4의 퍼지 추론 규칙 5번에 의해 C_2H_4 유형으로 분류되어 C_2H_4 주도형의 신경망에 적용된다.

표 6 패턴 분류의 적용 결과

Table 6 The result of pattern classification.

| No. | H_2 | C_2H_2 | C_2H_4 | CH_4 | C_2H_6 | Co | 퍼지 패턴 분류 결과 |
|-----|-------|----------|----------|--------|----------|-----|--------------|
| 1 | 10 | 0 | 600 | 5 | 1 | 10 | 미분류 |
| 2 | 290 | 1 | 360 | 371 | 373 | 234 | C_2H_4 주도형 |

6.2 문헌 자료에 의한 연구

개발된 시스템의 검증을 위해 문헌에 발표된 데이터를 적용하여 본 논문에 제시된 시스템의 판정을 확인하였다. 문헌에 제시된 자료를 시스템에 적용한 결과로 실제 고장 원인에 가까운 유형을 분류하였고 신경망의 출력 값도 1로 고장을 나타내었다. 표 7은 문헌에서 얻은 테스트 자료의 가스양과 판정 결과를 나타낸다.[3]

표 7 테스트 자료 와 판정 결과

Table 7 Test data and result of system

| No. | 문헌에 제시된 가스양 | | | | |
|-----|-------------|-------|----------|--------|----------|
| | C_2H_2 | H_2 | C_2H_4 | CH_4 | C_2H_6 |
| 1 | 2 | 22 | 429 | 127 | 89 |
| 2 | 61 | 22 | 33 | 30 | 0 |
| 3 | 0 | 16 | 45 | 104 | 471 |
| 4 | 2495 | 15994 | 0 | 0 | 99 |

| No. | 문헌에 제시된 고장원인 | 제시된 시스템의 판정 | |
|-----|------------------------------------|-------------|---------|
| | | 분류된 유형 | 신경망 출력값 |
| 1 | 순환 전류에 의한 철심의 접지 밴드 탄화 | C_2H_4 유형 | 0.9997 |
| 2 | 아크 방전 | C_2H_2 유형 | 1 |
| 3 | 와전류에 의한 코어 pressure ring의 절연 커버 탄화 | C_2H_6 유형 | 1 |
| 4 | 불충분한 절연거리에 의한 아크 | C_2H_2 유형 | 1 |

6.3 실 내부 점검 자료에 의한 연구

유중가스 분석에 의해 변압기의 내부 점검이 시행된 자료를 개발된 지능형 진단 시스템에 적용해 보았다. 유중가스 분석 결과인 가스양을 입력으로 하여 본 논문에서 제시된 지능형 진단 시스템의 적용 결과와 다른 판정법의 결과를 표 8에 나타내었다.

표 8 테스트 자료 와 판정 결과

Table 8 Test data and result of diagnosis

| 테스트 자료 | H_2 | C_2H_2 | C_2H_4 | C_2H_6 | CH_4 | CO | |
|--------------|-------|--------------|----------|----------------|--------|-----------------------|--|
| | 100 | 25 | 2 | 1 | 3 | 202 | |
| 판정 결과 | | 제시된 시스템의 판정 | | | | | |
| 유형 | | IEEE C57.104 | | IEC-60599 | | | |
| C_2H_2 주도형 | | 1 (고장) | | normal (정상 상태) | | typical value (정상 상태) | |

판정 결과는 C_2H_2 유형으로 고장임을 나타내고 있으며 철심 고정 볼트 부분에서 아크 흔적이 발견되어 판정이 적절함을 보여주고 있다. 그림 12는 아크가 발생한 부분을 보여주고 있다.

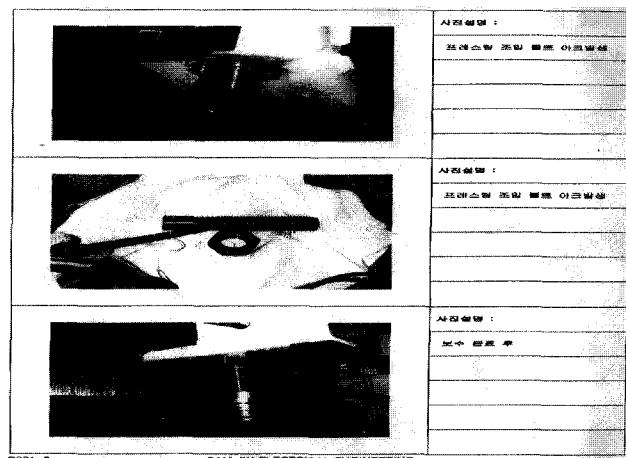


그림 12 볼트의 아크흔적

Fig. 12 The arc trace in bolt

7. 결 론

본 논문에서는 한전의 가스 분석 자료와 최근 5년간의 내부점검 자료를 활용하여 가스 발생 패턴을 정의하고 퍼지 추론 기법을 이용하여 패턴을 분류하여 실제 내부점검을 통해 고장원인을 발견한 자료에 의해 학습된 신경망을 통해 고장 여부를 판정하는 지능형 유중가스 진단 시스템을 소개하였다.

개발된 판정 시스템은 실제 한전에서 발생하는 가스 증가 패턴을 활용하고 패턴에 따라 빈번히 발생하는 가스 발생 원인을 제시함으로서 전문가와 같은 판정을 내릴 수 있도록 돋고 실제 발생하기 힘든 패턴은 미분류로 처리하여 신경회로망에 오차로 인해 얻어진 가스 값이 입력되는 것을 막았

다. 또한, 패턴 별로 정리한 자료를 신경망에 학습함으로써 학습 시간의 단축과 오차를 줄일 수 있었다.

문현에서 발표된 사례와 실제 고장 사례를 적용시킨 결과 개발된 지능형 유증가스 판정 시스템의 사용이 국제적 기준 보다 한전 변압기에 적합하고 오차에 의한 판정을 줄일 수 있는 것으로 나타났다.

감사의 글

본 연구는 한국 전력 공사의 학술용역으로 지원되어 수행 되었습니다. 관계 부처에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- [1] “주변압기 운영기준,” 한국전력공사 송변전처, pp.1~43, 2002
- [2] 권동진 외 “변압기 절연유 가스분석과 고장원인 검토”, 대한전기학회논문지 전기물성 응용부문C, 1229-246X, 제54권8호, pp.343-349, 2005
- [3] J. H. Sun el, “Neural Network Based Dissolved Gas Analysis Using Gas Composition Patterns Against Fault Causes” KIEE International Transactions on EA, Vol. 3-C No. 4, pp.130~135, 2003
- [4] Zhenyuan Wang “Neural net and expert system diagnose transformer faults”, IEEE Computer Applications in Power Vol. 13 Issue 1, pp.50~55, 2000 Jan
- [5] M. H. Wang, “Extension neural network for power transformer incipient fault diagnosis”, IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib., Vol 150, No. 6, 2003 November
- [6] 전영재, 김재철, “전력용 변압기의 유증가스 분석을 위한 LVQ3의 적용”, 대한전기학회논문지 전력기술부문 A, 1229-2443, 제49권1호, pp.31-36, 2000
- [7] 윤용한, 김재철, “유증 가스 분석을 이용한 전력용 변압기 고장 진단 전문가 시스템”, 한국조명전기설비학회지:조명전기설비, 1225-1135, 제11권2호, pp.80-88, 1997
- [8] M. Duval, “Dissolved gas analysis : It can save your transformer”, IEEE electrical insulation magazine, Volume 5, Issue 6, Page(s):22 - 27, Nov.-Dec. 1989
- [9] “IEEE Guide for the interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers”, IEEE Std C57.104-1991(ANSI)
- [10] “Mineral oil-impregnated electrical equipment in service - Guide to the interpretation of dissolved and free gases analysis”, IEC60599, 1999

저 자 소 개



조 성 민 (趙 成 民)

1980년 10월 03일생, 2003년 충실대 전기 공학과 졸업, 현재 충실대학교 대학원 전기공학과 석사 과정.

Tel : 02-817-7966

Fax : 02-817-0870

E-mail : dannyone@ssu.ac.kr



김 재 철 (金 載 哲)

1955년 7월 22일생, 1979년 충실대 전기 공학과 졸업, 1983년 서울대 대학원 전기 공학과 졸업(석사), 1987년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(공박), 1988년~현재 충실대 전기공학과 교수.

Tel : 02-817-0647

Fax : 02-817-0870

E-mail : jckim@ssu.ac.kr



권 동 진 (權 東 震)

1963년 1월 20일생. 1986년 서울산업대학교 전기공학과 졸업. 1992년 충실대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 충실대학교 대학원 전기공학과 졸업(공박). 1995년~현재 한전전력연구원 전력 계통연구실 책임연구원

Tel : 042-865-5862

Fax : 042-865-5844

E-mail : djkweon@kepri.re.kr



남 창 현 (南 昌 錦)

1957년 09월 09일생. 1983년 경희대학교 화학공학과 졸업. 1994년 충남대 화학공학과 졸업(석사). 1999년 충남대학교 대학원 화학공학과 졸업(공박). 1983년 한국전력공사 입사, 1988년~현재 한전전력 연구원 책임연구원

Tel : 042-865-5250

Fax : 042-865-5275

E-mail : chnam@kepri.re.kr