

변형된 SOM을 이용한 유입변압기 열화진단

이종필*, 지평식**, 임재운***, 김성수*
 * 충북대, ** 충주대, *** 대덕대

Diagnosis of Power Transformer Using Modified Self Organizing Map

Jong-Pil, Lee* · Pyeong-Shik, Ji** · Jae-Yoon, Lim*** · Sung-Soo, Kim*
 *Chungbuk Nat'l University · **Chungju Nat'l University · ***Daeduk College

Abstract - Substation facilities have become large and complex in the electric power systems. Development of condition monitoring and diagnosis techniques have been very important to improve the security of substation transformers.

This paper presents a method to analyze the cause and the degree of aging of power transformers by Self organizing map(SOM). Dissolved gas data were non-linearly transformed by sigmoid function to make determination of SOM close to that of human. Potential of a failure and the degree of aging of a normal transformer are identified by using the proposed quantitative criterion. Furthermore, transformer aging is monitored by the proposed criterion for a set of transformers. To demonstrate the validity of the proposed method, a case study is performed and its results are presented.

해결하기위해 시그모이드 함수를 사용하여 인간의 판단 방식과 유사한 판단을 내리도록 입력을 변환 시키고, 변환된 값을 이용하여 변압기의 이상유무와 열화의 원인을 판별하는 학습된 SOM 신경회로망에 의한 분석과정, 그리고 변압기의 상태가 정상으로 판별된 경우대해 분석 시점에서의 잠재적인 열화의 원인과 정도를 제한된 열화 지표를 이용하여 진단하는 과정으로 구성하였다.

입력자료의 비선형변환

SOM을 이용한 열화판별

정상변압기의 잠재적인 열화진단

1. 서 론

근래의 최첨단 부하설비들은 고품질의 전력을 요구한다. 고품질의 전력을 공급하기 위해서는 계통을 구성하는 전력기기의 신뢰도 확보가 필수적이다. 특히 전력용 변압기는 운전중 각부의 열화로 인해 전기적 성능이 저하되어 이상이 발생하는 경우가 있으므로, 그 이상을 조기에 감지하여 적절한 조치를 취해야만 한다[1-6]. 유입 변압기의 진단기술[2-11] 중에 일반적으로 가장 널리 사용되는 방법은 유중가스분석법이다.

이 방법은 가동 중에 수시로 유입변압기의 이상 유무를 판정할 수 있다는 장점이 있으나, 주요가스 성분의 양이나 가스 조성비를 이용하여 기준값과 비교하는 이분법적인 판단을 하고 있어, 이분법 자체가 지니고 있는 특성에 의해 오판을 하는 확률이 존재한다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 없애기 위해, 유중가스량과 SOM(Self Organizing Map)[12-15]을 이용하여 열화의 정도와 원인을 판단하는 방법을 제안하였다. 발생 가스량을 SOM 신경회로망에 입력시킬 때, 시그모이드 함수를 이용한 비선형 변환을 통하여 정규화함으로써 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 제한된 지표를 근거로 특정 변압기에 대해 분석하였다. 제안된 방법의 타당성을 입증하기 위해 사례연구가 수행되고, 그 결과를 제시하였다.

2. 제안된 SOM을 이용한 유중가스분석

2.1 개요

본 연구는 그림 1과 같이 3단계로 구성된다. 먼저, 특정 가스량의 절대기준을 사용함으로써 발생하는 임계치 부근의 입력에 대해 경직된 판정결과를 도출하는 문제를

그림 1. 제안된 SOM 분석법

2.2 비선형 변환

본 연구에서는 자료의 입력부에서 시그모이드 함수를 이용한 비선형 변환을 통하여 정규화 함으로써, 퍼지이론에서의 멤버쉽 함수의 개념에서처럼 "요주의", "이상" 등의 판정시에 보다 인간의 판단 방식에 가까운 결정을 내릴 수 있도록 하였다. 본 연구에서 사용한 시그모이드 함수는 식(1)과 같다.

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

여기서, a는 시그모이드 함수의 기울기, c는 시그모이드 함수의 중심점 위치이다.

식(1)에서 시그모이드 함수의 중심점의 위치에 따라 임의의 입력에 대하여 출력의 레벨이 크게 달라지며, 또한 기울기의 변화에 의해서 입력에 대한 출력값 역시 변화한다.

2.3 SOM 신경회로망

변압기의 이상유무와 열화의 원인을 판별하기 위해 비교사학습의 대표적인 신경회로망인 SOM을 사용하였다.

유중 가스로 구성된 N차원의 입력패턴, 즉 가스패턴을 2차원 평면에 맵핑할 수 있는 능력을 갖고 있는 SOM은 입력층에 N개의 입력노드와 변압기의 이상유무와 열화 원인을 나타낼 수 있는 출력층은 M개의 뉴런으로 구성되어 있다. 출력 뉴런은 2차원의 격자 형상으로 입력노드 i와 출력 뉴런 j와의 연결 가중치 W_{ij} 로 연결되어 있다. 그러므로 출력층 각 뉴런은 N차원의 연결가중치 벡터 W_j 를 갖게 되며, 총 M개의 연결가중치 벡터로 구성되어 진다.

입력패턴의 구성 요소는 유중의 주요 가스성분으로 하

였으며, 입력패턴을 구성하기 위하여 식 (1)과 같은 비선형 변환을 시켰다.

SOM 학습은 식 (2)와 같은 입력패턴이 입력되면, 식 (3)과 같이 경쟁학습원리에 따라 초기 가중치벡터와 입력패턴 벡터와의 거리를 계산하고, 가장 가까운 거리에 있는 연결가중치 벡터를 갖는 최적 뉴런을 찾게 된다.

$$x_p = [x_{p1}, x_{p2}, x_{p3}, \dots, x_{pn}] \quad (2)$$

$$\|x_p - \hat{w}_r\| = \min \|x_p - \hat{w}_i\| \text{ (similarity matching)} \quad (3)$$

$$w_{i,j}^{(k+1)} = \begin{cases} w_{i,j}^{(k)} + \alpha^{(k)} [x_{i,j}^{(k)} - w_{i,j}^{(k)}] & \text{for } i \in N^{(k)} \text{ (updating)} \\ w_{i,j}^{(k)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

그리고 최적 뉴런을 중심으로 설정된 근방뉴런들의 연결가중치를 식 (4)와 같이 수정하고, 계속적으로 근방 뉴런 수를 감소시키면서 경쟁학습을 진행한다. 따라서 SOM은 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 이상유무 및 열화 원인을 나타내게 된다. 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[12-15].

2.4 열화지표

본 연구에서는 이상유무의 판단뿐만 아니라 정상변압기의 잠재적인 열화의 가능성을 정량적으로 보이기 위한 지표를 제안한다. 일반적인 두 벡터 x, y 의 유사성은 두 벡터의 크기와 두 벡터가 향하는 방향이 얼마나 일치하는가로 식 (5)와 같이 정의 할 수 있다. 식(5)는 두 벡터의 크기와 방향이 일치할 경우 1의 값을 갖게되며, 크기나 방향이 다를 경우 유사성이 감소하여 0의 값에 가까운 값을 갖게된다. 이러한 식(5)의 특성을 이용하여 본 연구에서 정상변압기의 잠재적 열화정도와 원인을 정량적으로 판단할 수 있는 지표로 이용하였다.

$$D = \frac{|x|}{|y|} \langle x', y' \rangle \quad (5)$$

여기서, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$.

x', y' 는 정규화된 x, y 이며, 벡터는 각 변압기의 유증가스에 따라 SOM에 맵핑된 각 뉴런의 연결가중치를 의미한다.

3. 사례연구

본 연구에 사용된 실적 자료는 현재 운용중인 송·배전용 변전소의 전력용 변압기에서 1992년~1997년까지 절연물류 채취한 후 추출한 가스분석 자료이다. 변압기에서 취득한 데이터는 $He, O_2, N_2, CO_2, C_2H_2, C_2H_4, C_2H_6, CH_4, CO$ 등 9종류의 추출가스와 총 가스 발생량이다. 실적자료는 신설초기치 및 변압기 운전 중 이설한 후의 이설초기치, 이상 징후가 발생하여 3개월 후 또는 6개월 후의 추적조사치, 1년에 1회 실시하는 정기분석치 등으로 구성되어 있다.

SOM의 알고리즘을 이용하여 전력용 변압기의 이상을 진단한다. 입력노드는 유증 주요가스 $He, CO, CO_2, C_2H_2, C_2H_4, C_2H_6, CH_4$ 등 7개를 이용하였다.

SOM의 학습을 위한 입력패턴수는 D전력관리처에서 취득한 963개의 자료로 구성하였으며, 출력층은 963개의 패턴이 충분히 맵핑될 수 있도록 2차원 평면상에 10행과

10열, 총 100개의 뉴런으로 구성하였다. 초기 연결 가중치는 난수로 설정해도 되지만, 본 연구에서는 학습 효과를 높이기 위해 각 노드의 입력패턴 중간 값으로 초기화 하였다.

학습 횟수는 입력 패턴이 출력 뉴런층에 충분히 맵핑 되도록 각 근방뉴런별로 100회씩 반복학습 하도록 설정 하였다. 근방 뉴런의 수는 전체 100개의 뉴런에서 뉴런과 뉴런 사이의 지형학적 거리를 나타내는 맨하탄 거리를 구하여, 최대 맨하탄 거리의 1/2인 9를 초기 근방 뉴런수로 정하여, 설정된 학습 횟수 완료 후 1씩 감소 시켰으며 학습율은 0.01로 하였다.

입력 패턴 벡터가 입력되면 가중치 벡터와의 거리를 계산하여, 입력 패턴 벡터와 가장 가까운 가중치를 가진 뉴런, 즉 최적 뉴런을 중심으로 근방 뉴런을 포함하여 가중치를 수정하게 된다.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11										20
21										30
31										40
A										50
51					E					
61										
71							D			
81										
			93	94	C	96	97	98	F	100

그림 2. SOM에 의한 진단 결과

표 1 SOM에 의한 진단 결과

구 분	전력관리처의 진단	SOM에 의한 진단
총자료수	471	471
정상	378	375
절연물열화	34	34
CO ₂ +절연물	1	2
CO ₂ 초과	9	11
아크방전	34	34
저온과열	1	1
중온과열	3	
고온과열	7	10
이상	4	4

그림 2는 D전력관리처에서 취득한 학습자료를 이용하여 학습된 SOM의 학습 정도를 확인하기 위해 D전력관리처의 자료를 다시 진단한 결과이다. 그림 2에서 일련번호는 각 뉴런의 지형학적 위치를 나타내고 A영역은 절연물 열화, B영역은 절연물열화와 CO₂ 초과, C영역은 CO₂ 초과, D영역은 아크방전, E영역은 저온과열, F영역은 중온과열, G영역은 중온과열과 고온과열의 패턴들이 함께 맵핑되었고 정상적인 변압기들에서 추출된 패턴들은 이외의 영역에 넓게 분포하였다. 이와 같이 SOM 학습 완료 후 C전력관리처에서 운용중인 전력용 변압기의 이상유무 및 열화원인에 대한 진단결과 표 1과 같이 전력관리처의 진단 결과와 거의 동일하게 나타났다. 그러나 전력관리처의 진단결과와 본 연구의 결과에서 나타난 차이는 전력관리처의 진단의 경우 이분법적인 판단에 의해 정상 변압기로 진단 하였지만, 본 연구에서 제안한 방법은 가스량이 임계치 부근에 있을 경우, 입력 자료가 비선형 변환됨에 따라 SOM에 맵핑 결과 오주의 지역에 인접한 뉴런에 맵핑되는 결과를 가져와 "오주의"로 판정할 수 있었다. 이러한 것은 발생가스량이 임계치 부근의 값으로 나타난 경우 지속적인 전력용 변압기 사용에 따

라 열화현상이 계속해서 진행할 것이므로 정상으로 판단하기 보다는 제한한 방법의 결과와 같이 요주의로 판단하는 것이 타당할 것이다.

표 2. 제안된 지표에 의한 분석결과

Case	임팩트 평가된 뉴런	절연물 열화 (41)	저온 과열 (55)	아크 방전 (67)	고온 과열 (69)	절연물+CO ₂ 초과 (92)	CO ₂ 초과 (95)	중온 과열 (99)
1	10	0.0449	0.0207	0.1101	0.0320	0.0284	0.0092	0.0067
2	34	0.6691	0.1826	0.1644	0.0986	0.4689	0.2384	0.0269
3	54	0.6896	0.4334	0.1698	0.0987	0.5151	0.3397	0.1126
4	57	0.0592	0.6193	0.2775	0.1551	0.0464	0.0670	0.2611
5	74	0.6021	0.1558	0.1366	0.0780	0.5466	0.5293	0.0163
6	85	0.3129	0.1014	0.0635	0.0545	0.4798	0.7707	0.0211

표 2는 정상으로 판정된 임의의 변압기에 대해 잠재적인 열화의 가능성을 정량적으로 평가하기 위해 변압기가 매핑된 뉴런과 열화원인이 확정된 뉴런간의 열화지표를 나타낸 것이다.

10번 뉴런의 경우 가스발생량이 매우 적은 변압기들이 매핑되었고 각 열화원인과 계산한 열화지표가 매우 작게 나타나 양호한 정상 변압기라고 할 수 있고, 34번과 54번 그리고 74번 뉴런에 매핑된 변압기는 현재는 정상적인 범위에서 운전되고 있으나 절연물열화와의 열화지표가 0.6정도도 다른 열화원인에 비해 크게 나타나 절연물 열화로 진전될 가능성이 있으며, 57번 뉴런에 매핑된 변압기는 저온과열과의 지표가 0.6193으로 저온과열로 진전될 가능성이 있고, 85번 뉴런에 매핑된 변압기는 CO₂ 초과와의 지표가 0.7707로 CO₂ 초과로 진전될 가능성이 다른 열화원인보다 큰 것으로 나타났다. 그러나 이들 모두 지표가 0.8이하이므로 충분히 정상적으로 운전되고 있는 변압기로 판단 할 수 있다.

또한, 제안된 전력용 변압기의 경년에 따른 열화특성을 분석하고 그 타당성을 입증하기 위하여 동일 변압기에 대한 SOM의 판별 결과를 토대로 열화지표에 의해 분석한 결과는 표 3과 같다. 전력용 변압기는 운전 경력에 따라 경년열화가 발생한다. 표 3의 변압기는 92년 3월에 신설초기치로 40번 뉴런에 매핑되었으며, 각 열화원인과의 결정계수를 보면, 모두 매우 작게 나타나고 있지만, 그 중에서 절연물열화와의 결정계수가 0.0112로 다른 열화 원인과 비교하여 가장 크게 나타나고 있다. 7개월 경과한 후에는 29번 뉴런에 매핑되면서 결정계수가 0.0333으로 증가하였고, 약 1년 후의 정기점검 시에는 8번 뉴런에 매핑되었고, 그 다음 정기점검에서는 7번 뉴런에 매핑되며 절연물열화와의 지표가 점점 증가되어, 95년 정기점검에서는 1번 뉴런에 매핑되면서 절연물열화로 "요주의"판정을 받았다.

4. 결론

대형화 추세에 있는 전력용 변압기의 사고예방 및 보수 유지를 위해 유중 가스를 토대로 지형학적 맵핑 능력이 우수한 SOM을 이용하여 열화 특성을 정량적으로 분석하고자 하였다.

표 3 경년에 따른 열화현상

시험 일자	실 적 자 료							매핑된 뉴런번호	열 화 지 표					비고	
	H ₂	CO	C ₂ H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	CO ₂		절연물	저온	아크	고온	CO ₂		중온
92.03	1	13	0	1	0	0	190	40	0.0112	0.0066	0.0074	0.0060	0.0046	0.0036	신설초기치
92.10	2	107	0	3	1	2	701	29	0.0333	0.0148	0.0128	0.0098	0.0107	0.0057	정상
93.12	6	160	0	3	1	3	688	8	0.1422	0.0423	0.0423	0.0221	0.0209	0.0074	정상
94.11	4	190	0	3	1	3	862	7	0.2137	0.0566	0.0573	0.0286	0.0281	0.0068	정상
95.11	8	323	0	3	1	5	1247	1	0.8855	0.2134	0.2194	0.1094	0.0762	0.0161	절연물열화

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 판단 뿐만 아니라 정상변압기의 잠재적인 열화의 가능성을 정량적으로 보이기 위한 지표를 제안하였다. 아울러, 변압기의 열화과정을 제안된 지표를 근거로 특정 변압기에 대해 분석하였다.

앞으로 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.

[참 고 문 헌]

- [1] H. Tsukioka, K. Sugawara, E. Mori and H. Yamaguchi, "New Apparatus For detecting Transformer Faults", *IEEE Trans on Electrical Insulation*, Vol. EI-21, No. 2, pp. 221-229, 1986
- [2] 電気協同研究会, "油中ガス分析による油入機器の保守管理", *電気協同研究*, 36巻1號, pp. 1-39, 昭和 55年 7月
- [3] 木下二志 他, "油入變壓器の油中ガス分析による絶縁異常診断法(第1報)", *電気學會論文誌*, 94巻 2號, pp.65-72, 1974. 2
- [4] 村田孝一, 安田眞司, "配電用油入變壓器のポータル形診断技術最新動向", *T.IEE*, Vol. 112-B, No. 3, pp.214-219, 1992. 3
- [5] R. R. Rogers, "IEEE And IEC Code To Interpret Incipient Faults In Transformers Using Gas In Oil Analysis", *IEEE Trans. Electr. Insul.*, Vol. EI-13, No. 5, pp. 349-354, 1978
- [6] 남창현 외, "변압기 유중가스 상시 감시시스템의 운용 연구", *전력연구원 연구보고서*, pp.11-17, 1995. 6
- [7] Y. Kashima, "Automatic Field Monitoring of Dissolved Gases in Transformer Oil", *IEEE Trans.*, Vol. PAS-100, pp.1538-1544, 1981
- [8] M.Duval, "Dissolved Gas Analysis : It Can Save Your Transformer", *IEEE Electrical Insulation Magazine*, Vol. 5, No. 6, pp.22-26, 1989
- [9] H. Yoshida, Y. Ishioka, T. Suzuki, T. Yanari and T. Teranishi, "Degradation of Insulating Materials of Transformers", *IEEE Trans. Electr. Insul.*, Vol. EI-22, No. 6, pp.795-800, 1987
- [10] Y. Kamata, "Diagnostic Methods for Power Transformer Insulation", *IEEE Trans. Electr. Insul.* Vol. EI-21, No.6, pp.1045-1048, 1986
- [11] H. Tsukioka, K. Sugawara, E. Mori, S. Hukumori and S. Sakai, "New Apparatus for Detecting H₂, CO and CH₄ Dissolved in Transformer Oil", *IEEE Trans. Electr. Insul.* Vol. EI-13, No. 4, pp.409-419, 1983,
- [12] Philip D. Wasserman, "Neural Computer Theory and Practice", Van. Nostrand reinold, 1989, pp. 64-70
- [13] LiMin Fu, "Neural Network in computer Intelligence", McGraw-Hill, 1994, pp. 48-55
- [14] Xuegong Zhang, Yanda 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
- [15] 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, July 1998