

## FERRAMENTA INTELIGENTE DE CLASSIFICAÇÃO DO DIAGNÓSTICO DE FALHAS INCIPIENTES EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA IMERSOS EM ÓLEO

RONALDO R. B. DE AQUINO<sup>1</sup>, MILDE M. S. LIRA<sup>1</sup>, AGNALDO MAGNUM<sup>1</sup>, VIVIANE ASFORA<sup>1</sup>, TACIANA FILGUEIRAS<sup>2</sup>, HELDEMARCIO FERREIRA<sup>2</sup>

<sup>1</sup>UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, ACADÊMICO HELIO RAMOS S/N, CIDADE UNIVERSITÁRIA, CEP: 50.740-530, RECIFE – PE, BRASIL

<sup>2</sup>CELPE, AV. JOAO DE BARROS 111, BOA VISTA, CEP: 50.050-902, RECIFE – PE, BRASIL

rrba@ufpe.br, milde@ufpe.br, agnaldomagnum@yahoo.com.br, vikhoury@gmail.com, taciaana@celpe.com.br, heldemarcio@celpe.com.br

**Resumo**– Este trabalho tem por objetivo desenvolver um sistema inteligente de manutenção preditiva para detectar automaticamente o tipo de falhas incipiente em transformadores de potência a partir da análise cromatográfica dos gases desenvolvido no óleo isolante destes equipamentos utilizando a norma IEC 599 (International Electrotechnical Commission). A modelagem do sistema protótipo é desenvolvido com base em técnicas de inteligência artificial utilizando a razão dos gases dissolvidos em óleo. Os resultados obtidos mostraram-se bastantes promissores comparados com resultados de artigos que abordaram o mesmo tipo de problema.

**Palavras-chave** – Falhas Incipientes, Transformador de Potência, Lógica Fuzzy, Óleo Isolante.

### 1 Introdução

Em virtude do grande crescimento do setor elétrico onde as concessionárias de energia recebem mais de acordo com a sua maior disponibilidade operacional, é de caráter fundamental a continuidade ou a disponibilidade de operação dos diversos equipamentos a qualquer momento. Além disso, é imprescindível a antecipação da ocorrência de uma falha, pois afora os maiores prejuízos para a empresa em reparar o equipamento falhado, a ocorrência de falha do equipamento penaliza também a empresa através de multas elevadas e denigre a imagem da mesma junto à sociedade. Sendo assim, verifica-se que a decisão do especialista da engenharia de manutenção em manter operando ou não um dado equipamento é de suma importância e deve assim ser bem balizada. Diante do exposto, verifica-se a grande importância da aplicação de técnicas de Inteligência Artificial adequadamente desenvolvida para indicarem falhas incipientes nos equipamentos do sistema de energia elétrica, auxiliando o Engenheiro de manutenção na sua tomada de decisão.

Dentre os equipamentos mais importantes de um sistema elétrico, destacam-se os transformadores de potência, os quais devem funcionar ininterruptamente para que seja mantido o fornecimento de energia elétrica. Uma falha incipiente em um transformador deve ser detectada tão rápido quanto possível, prevenindo-o de deteriorações futuras. Assim, um diagnóstico correto de suas falhas incipientes é vital para sua segurança e confiabilidade da rede elétrica.

Um transformador em operação está sujeito aos estresses térmicos e elétricos, os quais podem destruir o material isolante, liberando assim produtos gasosos. Os gases de acordo com a análise

cromatográfica do óleo isolante contem concentrações (ppm por volume) de hidrogênio, oxigênio, nitrogênio, metano, acetileno, etano, etileno, monóxido de carbono e dióxido de carbono. A análise dos gases dissolvidos em óleo – DGA (Dissolved Gas Analysis) – pode determinar a condição dos transformadores a partir das concentrações destes gases dissolvidos no óleo isolante, taxa de geração dos gases, razão específica de gases e concentração total de gases combustíveis no óleo. Sobreaquecimento, descarga parcial e arcos são as três causas primárias associadas aos diversos tipos de falhas.

Embora a análise de gases dissolvidos no óleo isolante dos equipamentos seja utilizada mundialmente há mais de vinte anos, ainda hoje é considerada como a melhor técnica preditiva para diagnosticar problemas internos nos transformadores. Existem muitos métodos de interpretação destes gases baseado na técnica DGA para diagnosticar a natureza da deterioração do transformador, tais como, os critérios IEC (IEC-599, 1978), Rogers, Duval, Dornenburg, entre outros, que foram desenvolvidos através de extensas investigações das relações entre os gases gerados e as falhas incipientes resultantes. Desses métodos, apenas o da IEC / IEC revisada e o Rogers / Rogers modificado apresentam também diagnósticos de normalidade para os equipamentos, além dos diagnósticos de problemas já indicados em parte pelos outros métodos, sendo assim os mais usuais.

Pesquisas recentes verificam a possibilidade de desenvolvimento de um modelo computacional utilizando técnicas de Inteligência Artificial, tais como, Rede Neural Artificial - RNA e Lógica Fuzzy - LF para realizar o diagnóstico preditivo de falhas em transformadores de potência.

Enfatizaremos neste trabalho o desenvolvimento do Sistema de Inferência Fuzzy - SIF e faremos uma comparação com uma Rede Neural Artificial - RNA tipo multilayer perceptron para mostrar a superioridade do primeiro.

As RNAs foram designadas para diagnosticarem falhas em transformadores por causa das suas excelentes habilidades de aprender classificações complexas (HAYKIN, 2001) e (LUDERMIR et al, 2000).

O banco de dados para desenvolvimento e avaliação do SIF, assim como para treinamento e teste da RNA, foi construído a partir dos dados históricos de análises cromatográficas dos gases dissolvidos em óleo isolante de transformadores das subestações da Companhia Energética de Pernambuco - CELPE.

## 2 Esquema Proposto

A partir do banco de dados da CELPE, coletado com maior intensidade a partir de 1985 e composto por 4905 padrões de análises de gases dissolvidos no óleo isolante dos transformadores de subestações, foi possível obter informações valiosas quanto ao desempenho dos métodos ou critérios de diagnósticos de estados utilizados na cromatografia.

Pelo método da IEC, os diagnósticos são obtidos a partir das relações entre os gases  $C_2H_2/C_2H_4$ ,  $CH_4/H_2$ , e  $C_2H_4/C_2H_6$ , cujos valores são distribuídos por faixas, conforme mostra a Tabela 1, e geram, para algumas dessas combinações, diagnósticos tabelados indicados na coluna 2 da Tabela 2. Embora alguns diagnósticos não sejam conclusivos em termos de decisão da retirada de operação de um determinado equipamento, eles são de extrema importância, visto que indicam a natureza e o tipo do problema, ou seja, se envolve ou não o papel (celulose) ou se está limitado ao próprio óleo isolante.

A Tabela 2 mostra, de acordo com a norma IEC 599, o total absoluto e a porcentagem de dados por diagnósticos extraídos do banco de dados da CELPE (1985 até 2008), bem como o total de padrões não tabelados que é de aproximadamente 50% do total de dados.

Tabela 1. Codificação IEC

RELAÇÃO DOS GASES	CÓDIGOS DAS RELAÇÕES DOS GASES		
	$\frac{C_2H_2}{C_2H_4}$	$\frac{CH_4}{H_2}$	$\frac{C_2H_4}{C_2H_6}$
$R < 0,1$	0	1	0
$0,1 \leq R < 1,0$	1	0	0
$1,0 \leq R < 3,0$	1	2	1
$3,0 \leq R$	2	2	2

Tabela 2. Quantidade de amostras por classe de defeito de acordo com o código IEC.

Código IEC	Diagnósticos	Número de amostras	Porcentagem (%)
000	Sem Falha	571	11,64
001	Falta térmica ( $t > 150^\circ C$ )	436	8,89
010	Descargas parciais de pequena densidade de energia	237	4,83
020	Falta térmica ( $150^\circ C < t < 300^\circ C$ )	615	12,54
021	Falta térmica ( $300^\circ C < t < 700^\circ C$ )	208	4,24
022	Falta térmica ( $t > 700^\circ C$ )	232	4,73
101	Descargas de energia reduzida	41	0,84
102	Descargas de alta energia	143	2,92
110	Descargas parciais de alta densidade de energia	9	0,18
202	Descargas de energia reduzida	99	2,02
-	Não tabelados	2314	47,18
Total	-	4905	100

## 3 Lógica Fuzzy

Visto à pequena quantidade de amostras por algumas classes de defeito e por não existir necessidade de treinamentos subsequentes, a lógica Fuzzy foi escolhida com o intuito de desenvolver um sistema e avaliar seus resultados.

Uma das vantagens da lógica Fuzzy é que ela não necessita de um pré-tratamento dos dados de entrada e a quantidade de dados para seu desenvolvimento não necessita ser muito grande. O banco de dados utilizado em seu desenvolvimento foi constituído pelas informações presentes nos laudos das análises cromatográficas.

### 3.1 Desenvolvimento do SIF

Em linguagem computacional foi desenvolvido no MatLab<sup>®</sup> um script de implementação da lógica fuzzy, no qual é possível, a partir das relações dos gases contidos na análise cromatográfica do óleo isolante, fornecer um diagnóstico compatível com a norma IEC. Em caso de limites de concentração de gases não tabelados, o SIF é capaz de aproximar para um diagnóstico, o qual indica a tendência do diagnóstico deste trafo. Este diagnóstico é comparado com análises futuras até que a DGA passa novamente a ser tabelada, comprovando a

tendência do diagnóstico indicado pelo Sistema Fuzzy.

O limite estabelecido para cada relação gasosa ( $C_2H_2/C_2H_4$ ,  $CH_4/H_2$  ou  $C_2H_4/C_2H_6$ ), foi substituído por funções membros (ZERO, UME DOIS). Portanto, a fuzzificação da relação dos gases nestas funções membros atribui valor de pertinência à cada valor das relações gasosas, tornando-as mais próximas possível do tabelamento pela norma IEC. Desse modo foram obtidas as três funções membros para cada relação gasosa, parametrizadas heurísticamente com o objetivo de satisfazer os limites fixados na norma (Tabela 1), como mostrado na Figura 1.

Com base nestes limites foram também definidas as formas das funções, por exemplo para a relação  $C_2H_4/C_2H_6$  no lugar do limite  $R < 1$  estabelecido pela norma IEC, foi criada uma função membro “Zero” do tipo Zmf. Os tipos das funções membros “Um” e “Dois” foram Gbellmf e Sigmf, respectivamente.

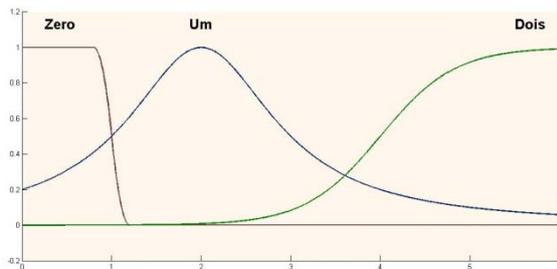


Figura 1. Funções membro da relação  $C_2H_4/C_2H_6$

Assim enquanto que pela codificação IEC (Tabela 1) há somente um valor para a relação  $C_2H_4/C_2H_6$  (0, 1 ou 2), pela lógica fuzzy a relação passa a ter valor entre zero e um para cada uma das três relações dos gases.

As funções de pertinência para cada provável defeito indicam a probabilidade de um defeito está relacionado ao transformador, como segue:

$$F(0) = R_{1,zero} + R_{2,zero} + R_{3,zero} \quad (1)$$

$$F(1) = R_{1,zero} + R_{2,zero} + R_{3,um} \quad (2)$$

$$F(2) = R_{1,zero} + R_{2,um} + R_{3,zero} \quad (3)$$

$$F(3) = R_{1,zero} + R_{2,dois} + R_{3,zero} \quad (4)$$

$$F(4) = R_{1,zero} + R_{2,dois} + R_{3,um} \quad (5)$$

$$F(5) = R_{1,zero} + R_{2,dois} + R_{3,dois} \quad (6)$$

$$F(6) = \text{máximo}((R_{1,um} + R_{2,zero} + R_{3,um}) \text{ ou } (R_{1,dois} + R_{2,zero} + R_{3,dois})) \quad (7)$$

$$F(7) = R_{1,um} + R_{2,zero} + R_{3,dois} \quad (8)$$

$$F(8) = R_{1,um} + R_{2,um} + R_{3,zero} \quad (9)$$

onde,  $R_1$ ,  $R_2$  e  $R_3$  indicam as razões dos gases  $C_2H_2/C_2H_4$ ,  $CH_4/H_2$  e  $C_2H_4/C_2H_6$ , respectivamente;

$R_{nMem}$  indica a fuzzificação da relação  $R_n$  na função membro Zero, Um ou Dois, e.g.,  $R_{1zero}$  indica a fuzzificação da relação  $R_1$  na função membro Zero.

Essas nove funções resultam em um valor entre 0 e 3 que corresponde a um tipo de falha tabelada. A saída do sistema é composta por um vetor contendo um valor pra cada uma das nove funções, de modo que o diagnóstico final é representado pela função que apresentou maior valor no vetor saída. Caso duas funções apresentem valores máximos iguais, o diagnóstico será indicado por ambas.

#### 4 Arquitetura da Rede Neural

No estudo sobre RNA, por GUARDADO et al (2001) é apresentada uma solução de problemas desta natureza, sendo o tipo de rede multilayer perceptron-MLP o ponto de partida para o desenvolvimento da rede utilizada neste trabalho.

A rede MLP escolhida possui uma camada de entrada, uma camada intermediária (oculta) e uma camada de saída. Na primeira camada, a rede possui 3 nodos de entrada correspondendo às razões dos gases  $C_2H_2/C_2H_4$ ,  $CH_4/H_2$  e  $C_2H_4/C_2H_6$ ; na camada de saída, possui 10 nodos que correspondem aos 10 diagnósticos apresentados na Tabela 3. Desta forma, o vetor de entrada da RNA é dado por  $Entrada = [C_2H_2/C_2H_4 \ CH_4/H_2 \ C_2H_4/C_2H_6]$ ; e o de saída, é um vetor de tamanho 10 que possui apenas um elemento com valor 1 (um), e os demais com valor 0 (zero) como mostra a Tabela 3.

Tabela 3 - Código do vetor de saída da rede neural

CÓDIGO IEC	CÓDIGO SAÍDA RNA
000	1000000000
001	0100000000
010	0010000000
020	0001000000
021	0000100000
022	0000010000
101	0000001000
102	0000000100
110	0000000010
202	0000000001

Na determinação do número de nodos da camada intermediária, alguns autores propõem determinadas regras heurísticas para se definir um modelo inicial para a arquitetura da rede a ser adotada. Uma dessas regras estipula que a camada intermediária deve ter pelo menos uma quantidade de nodos igual à média dos nodos utilizados nas camadas de entrada e saída da rede. Foi analisado uma arquitetura com 8 nodos na camada intermediária, visto que a média dos números de nodos nestas camadas é 6,5; em seguida, analisou-se a rede com 9 e 10 nodos. A quantidade de 9

nodos na camada intermediária atingiu um valor satisfatório para o desempenho da rede, onde adotou-se como critério de escolha o erro médio quadrado - MSE no conjunto de validação da rede.

As redes foram treinadas com o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt- LM (HAGAN & MENHAJ, 1994). Este algoritmo é mais rápido que outros algoritmos de treinamento de um fator que varia de 10 a 100 vezes. A desvantagem do algoritmo LM, é que ele requer muita memória no seu processamento. Porém, na versão 3 do MATLAB®, já houve uma redução de memória no algoritmo, permitindo que este seja usado em problemas de maior dimensão.

A Figura 2 ilustra a arquitetura final da rede escolhida com 3, 9 e 10 nodos na camada de entrada, intermediária e de saída, respectivamente.

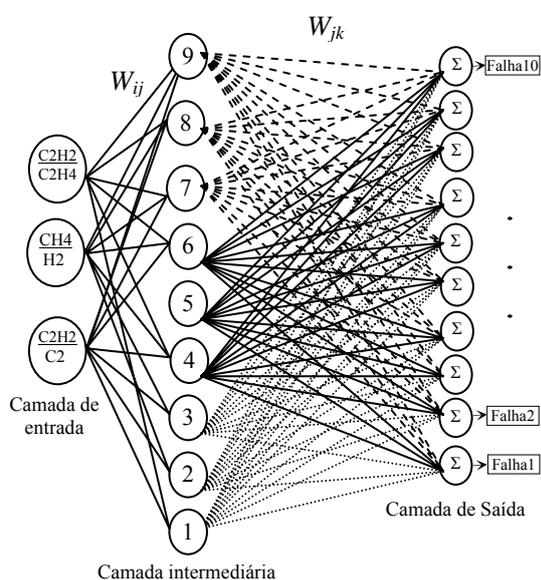


Figura 2. Arquitetura da rede MLP selecionada

## 5 Resultados

A partir das relações dos gases contidos na análise cromatográfica do óleo isolante de um transformador de potência, a lógica fuzzy fornece um diagnóstico compatível com os das normas IEC. Os diagnósticos, cujos limites de concentração dos gases não possuem tabelamento através das normas, são aproximados para um ou mais diagnósticos tabelados, já que podem existir falhas simultâneas ocorrendo no transformador.

A Tabela 5 expressa a quantidade de erros dos dados obtidos com a aplicação do SIF e da RNA para a codificação IEC. A quantidade total de dados analisados de cada tipo de falha é fornecida na coluna 2, e na coluna 3 e 4, o percentual de laudos mal diagnosticados pelo SIF e pela RNA.

Observa-se que a partir da lógica fuzzy foi possível diagnosticar todos os casos de acordo com a norma IEC. Outra grande funcionalidade através dessa metodologia é aproximar diagnósticos não-

tabelados e indicar os defeitos mais prováveis que podem ocorrer no transformador, facilitando a tomada de decisão da equipe de manutenção.

Na Tabela 4 é mostrada uma sequência de vários diagnósticos DGA para um caso real de um transformador de potência de 69kV/15MVA, fabricado pela ITEL em 1977 alocado na subestação de Ilha do Retiro/PE.

Tabela 4. Amostra de possíveis diagnósticos

Data da amostra	Diagnósticos IEC	Diagnóstico do SIF
11/03/1991	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia.
04/02/1992	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia.
23/10/1992	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia.
19/10/1993	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia
11/10/1994	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia
10/10/1995	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia
12/11/1996	Descargas parciais de pequena densidade de energia	Descargas parciais de pequena densidade de energia
15/12/1997	Descargas parciais de pequena densidade de energia	Descargas parciais de pequena densidade de energia
05/02/1999	Descargas parciais de pequena densidade de energia	Descargas parciais de pequena densidade de energia
30/08/1999	Não Tabelado	Descargas de energia reduzida
07/08/2000	Não Tabelado	Defeito térmico de baixa temperatura (< 150°C)
10/10/2001	Não Tabelado	Defeito térmico de baixa temperatura (< 150°C)
08/04/2002	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)
28/06/2002	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)
06/08/2003	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia
18/02/2004	Não Tabelado	Descargas parciais de pequena densidade de energia
25/02/2005	Não Tabelado	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)
06/02/2006	Não Tabelado	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)
01/03/2007	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)	Defeito térmico de alta temperatura (> 700°C)

Como se pode verificar na Tabela 4, inicialmente a análise cromatográfica do óleo

através da norma IEC não era conclusiva sobre um possível defeito no transformador. Entretanto, o SIF desenvolvido sempre acusava o defeito com maior probabilidade de estar ocorrendo. A cada ano, era realizada a análise cromatográfica, e apenas após seis anos o laudo foi decisivo, indicando uma descarga parcial de pequena densidade de energia, falha esta já acusada pela SIF desde a primeira amostra.

Após a degaseificação do óleo isolante, ocorrida no ano de 1999, houve um novo crescimento na taxa dos gases e novamente o método de análise pela IEC não conseguiu identificar a falta, enquanto que o SIF indicava defeito térmico de baixa temperatura. Com o passar do tempo, tanto o SIF quanto a IEC mostraram uma evolução do defeito de baixa temperatura para alta temperatura ( $>700^{\circ}\text{C}$ ). Apesar de muito útil, a norma da IEC não é eficaz em todos os casos e nota-se a partir da Tabela 4 que em uma transição entre duas faltas térmicas (de baixa e de alta temperatura) a IEC deixa de apontar um diagnóstico, enquanto o SIF desenvolvido continua mostrando a transição entre os defeitos.

Com intuito de avaliar o desempenho do SIF, seus resultados foram comparados com as saídas da RNA escolhida. A Tabela 5 apresenta o erro percentual da RNA e do SIF para uma mesma quantidade de diagnósticos.

Como se observa nas Tabela 4 e 5, o SIF, além de apresentar um elevado desempenho comparado com a RNA, também permitiu o estudo de caso, não tabelados pela norma IEC, de vários transformadores através da análise de históricos associados aos laudos. O Sistema Fuzzy mostrou-se mais confiável, além de apresentar como grande vantagem uma estrutura bem mais simples que àquela da RNA.

Tabela 5. Erro percentual para o SIF e a RNA.

Codificação IEC	Total	Erro Percentual SIF	Erro Percentual RNA
000	571	0%	11,0%
001	436	0%	6,9%
010	237	0%	0%
020	815	0%	6,5%
021	208	0%	0,5%
022	232	0%	3,9%
102	143	0%	4,9%
110	9	0%	0%
101 202	140	0%	3,6%

## 6 conclusão

Os resultados mostram que a utilização da lógica fuzzy para a identificação de diagnósticos de transformadores é possível, de modo completo e confiável, apresentando os mesmos defeitos

indicados pela norma IEC. As grandes vantagens deste modelo são sua estrutura simplificada e elevado desempenho.

O SIF desenvolvido, além de apresentar um ótimo desempenho, também permitiu o estudo de caso de vários transformadores, através da análise de históricos associados aos laudos. Como foi mostrado nos resultados, a transição entre as faltas incipientes de um transformador podem ser acompanhadas pelo SIF, enquanto que através da norma IEC não é possível em alguns casos indicar um diagnóstico.

Assim, neste trabalho fica evidente o grande potencial das técnicas de Inteligência Artificial, em especial da Lógica Fuzzy, para a classificação do tipo de falta incipiente em transformadores de potência imersos em óleo isolante, cujo SIF desenvolvido diagnosticou defeitos tabelados com 100% de acerto e forneceu estimativa de diagnósticos nos casos não tabelados pela norma IEC, que foram confirmados pelos laudos das DGAs posteriores. O SIF desenvolvido pode ser utilizado para orientar as equipes de manutenção em transformadores na tomada de decisão da retirada ou não do trafo do sistema elétrico para manutenção.

## Agradecimentos

Os autores agradecem ao suporte financeiro da Companhia Energética de Pernambuco – CELPE, bem como, os dados para o desenvolvimento deste projeto.

## Referências Bibliográficas

- Guardado, J.L., Naredo, J.L., Moreno, P. & Fuerte, C.R. A Comparative Study of Neural Network Efficiency in Power Transformers Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis. *IEEE Transactions on Power delivery*, October, 2001.
- Haykin, S. *Redes Neurais – Princípios e práticas. Bookman*, Segunda Edição, Porto Alegre –RS-2001.
- Hagan, M.T. & Menhaj, M. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, 1994.
- IEC – *International Electrotechnical Commission. Interpretation the analysis of gases in transformer and other Oil-filled impregnated Electrical Equipment in Service*. CEI – IEC – 599, First Edition, 1978.
- Ludermir, T. B., Braga, A. P. & Carvalho, A. C. P. L. F. *Redes Neurais Artificiais : Teoria e Aplicações*. Editora LTC, Rio de Janeiro-RJ, Brasil, 2000.