



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FÁBIO ROCHA BARBOSA

**DIAGNÓSTICO DE FALHAS INCIPIENTES A PARTIR DAS
PROPRIEDADES FÍSICO-QUÍMICAS DO ÓLEO ISOLANTE EM
TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA COMO MÉTODO
ALTERNATIVO À ANÁLISE DE GASES DISSOLVIDOS.**

FORTALEZA

2013

FÁBIO ROCHA BARBOSA

DIAGNÓSTICO DE FALHAS INCIPIENTES A PARTIR DAS PROPRIEDADES
FÍSICO-QUÍMICAS DO ÓLEO ISOLANTE EM TRANSFORMADORES DE
POTÊNCIA COMO MÉTODO ALTERNATIVO À ANÁLISE DE GASES
DISSOLVIDOS.

Tese submetida à Coordenação do
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica da Universidade
Federal do Ceará como parte dos
requisitos exigidos para a obtenção do
grau de Doutor em Engenharia Elétrica.
Área de Concentração: Eletrônica de
Potência e Acionamentos.

Orientador: Prof. Dr. Otacílio da Mota
Almeida

Co-Orientador: Prof. Dr. Arthur Plínio de
Souza Braga

FORTALEZA

2013

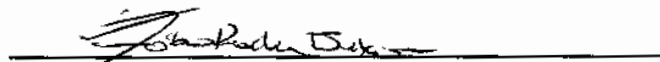
Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

-
- B197d Barbosa, Fábio Rocha.
 Diagnóstico de falhas incipientes a partir das propriedades físico-químicas do óleo isolante em transformadores de potência como método alternativo à análise de gases dissolvidos / Fábio Rocha Barbosa. – 2013.
 131 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2013.
 Área de Concentração: Eletrônica de Potência e Acionamentos.
 Orientação: Prof. Dr. Otacílio da Mota Almeida.
 Coorientação: Prof. Dr. Arthur Plínio de Souza Braga.
1. Engenharia Elétrica. 2. Transformadores Elétricos. 3. Redes Neurais. I. Título.

Fábio Rocha Barbosa

**Diagnóstico de Falhas Incipientes a Partir das Propriedades Físico-químicas
do Óleo Isolantes em Transformadores de Potência Como Método
Alternativo à Análise de Gases Dissolvidos**


Esta Tese foi julgada adequada para a obtenção de título de Doutor em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Eletrônica de Potência e Acionamentos, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará.


Fábio Rocha Barbosa

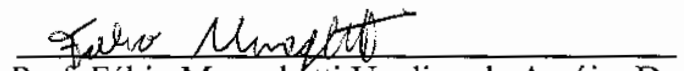
Orientador:

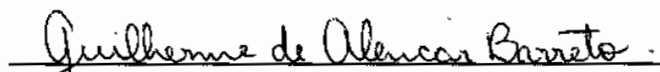

Prof. Otacílio da Mota Almeida, Dr.

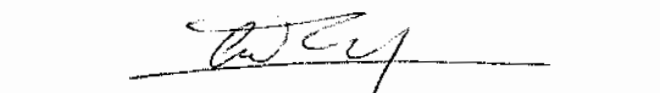
Co-Orientador:

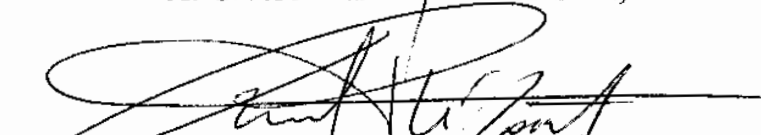

Prof. Arthur Plínio de Souza Braga, Dr.

Banca Examinadora:


Prof. Fábio Meneghetti Ugulino de Araújo, Dr.


Prof. Guilherme de Alencar Barreto, Dr.


Prof. Cícero Marcos Tavares Cruz, Dr.


Prof. Ricardo Silva Thé Pontes, Dr.

Fortaleza, 15 de janeiro de 2013

À minha amada esposa Aratuza, uma pérola de valor inestimável.

À minha linda filha, Mariah, que mesmo sem entender alguma ausência, aproveita intensamente os momentos de presença.

Aos meus pais, Paulo e Esmel, e minha maninha Camila, pilares familiares. Sempre acreditam nos meus caminhos.

Agradecimentos

Ao meu Deus, Senhor da minha vida, que tem se revelado em princípios, ensinando-me que algumas coisas tem preço e outras, valores inegociáveis.

À minha família que apoiou, incentivou e alegrou-se bastante em cada degrau conquistado. Assim tudo fica mais fácil.

Ao Prof. Otacílio da Mota Almeida, um mentor de fundamental importância na orientação do desenvolvimento deste trabalho e de toda a minha trajetória na pós-graduação.

Ao Prof. Arthur Plínio de Souza Braga, pelas considerações valiosas na co-orientação que engrandeceram os resultados finais.

Aos professores membros das bancas examinadoras de qualificação e de defesa, Fábio Meneghetti Ugulino de Araújo, Guilherme de Alencar Barreto, Cícero Marcos Tavares Cruz, Ricardo Silva Thé Pontes e Samuel Jorge Marques Cartaxo, pelas contribuições e comentários que agregaram valor a este trabalho.

Aos professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará que de alguma forma participaram deste empreendimento.

Aos colegas do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e do grupo de pesquisa GPAR, pelas sugestões e incentivos. Especialmente ao Prof. Márcio André Baima Amora pelas idéias brilhantes que geraram produções conjuntas.

Ao engenheiro Luciano A. C. Lisboa, da Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (CHESF), pela disponibilidade e empenho no desenvolvimento do projeto de P&D que possibilitou muitos resultados apresentados na tese.

À CAPES pelo apoio financeiro em toda minha formação no nível de pós-graduação.

*“A sabedoria é a coisa principal; adquiere,
pois, a sabedoria; sim, com tudo o que
possuis adquiere o entendimento.”*

(Provérbios 4:7, ARC)

Resumo

O diagnóstico de falhas incipientes em transformadores de potência imersos em óleo está diretamente relacionado à avaliação das condições do sistema de isolamento. Este estudo aborda a relação entre os gases dissolvidos no óleo e a qualidade do óleo mineral isolante utilizado em transformadores de potência. As redes neurais artificiais são utilizadas na abordagem da avaliação das condições operacionais do óleo isolante em transformadores de potência, que é caracterizada por um comportamento dinâmico não-linear. As condições de operação e a integridade do sistema de isolamento de um transformador de potência podem ser inferidas através das análises físico-químicas e cromatográficas (Análise de Gás Dissolvido). Estes ensaios permitem estabelecer procedimentos de operação e manutenção do equipamento e normalmente são realizados simultaneamente. Esta tese de doutorado propõe um método que pode ser usado para extrair informações cromatográficas usando as análises físico-químicas através de redes neurais artificiais. As análises atuais das propriedades físico-químicas fornecem apenas diagnóstico do estado do óleo, o que não permite o diagnóstico de falhas incipientes. Acredita-se que, as concessionárias de energia podem melhorar a confiabilidade na previsão de falhas incipientes a um custo menor com este método, uma vez que apenas um ensaio é necessário. Os resultados mostraram que esta estratégia é promissora com média de acertos em diagnósticos de falhas maiores que 72%. O objetivo deste trabalho é a aplicação direta do diagnóstico de falhas incipientes através da utilização de propriedades físico-químicas, sem a necessidade de fazer uma cromatografia do óleo.

Palavras-chave – Transformador de potência; Diagnóstico de falhas; Análise de gás dissolvido; Propriedades físico-químicas; Rede neural artificial.

Abstract

The diagnosis of incipient fault in power transformers immerses in oil are directly related to the assessment of the isolation system conditions. This search is about the relationship between dissolved gases and the quality of the insulating mineral oil used in power transformers. Artificial Neural Networks are used to approach operational conditions assessment issue of the insulating oil in power transformers, which is characterized by a nonlinear dynamic behavior. The operation conditions and integrity of a power transformer can be inferred by analysis of physicochemical and chromatographic (DGA – Dissolved Gas Analysis) profiles of the isolating oil. This tests allow establishing procedures for operating and maintaining the equipment and usually are performed simultaneously. This work proposes a method that can be used to extract chromatographic information using physicochemical analysis through Artificial Neural Networks. The present analysis of physicochemical properties only provide a diagnostic tool for the oil quality, which does not allow the diagnosis of incipient faults. It's believed that, the power utilities could improve reliability in the prediction of incipient failures at a lower cost with this method, since only one test is required. The results show this strategy might be promising with an average accuracy for diagnosis of faults greater than 72%. The purpose of this work is the direct implementation of the diagnosis of incipient faults through the use of physicochemical properties without the need to make an oil chromatography.

Keywords – Power transformer; Fault diagnosis; Dissolved gas-in-oil analysis (DGA); Physico-chemical properties; Neural networks.

Lista de Figuras

1.1 - Diagrama Unifilar: Utilização de transformadores no sistema elétrico	16
2.1 - Diagrama vetorial da permissividade relativa complexa	32
2.2 - Formação dos gases em função da temperatura de decomposição	34
2.3 - Evolução de hidrogênio e monóxido de carbono em condições de falha	37
2.4 - Evolução de hidrogênio e monóxido de carbono durante teste de sobrecarga ...	38
3.1 - Espectroscopia dielétrica de óleo isolante envelhecido	45
3.2 - Variação da condutividade do óleo em função da temperatura	46
4.1 - Evolução do gás chave para falha de sobreaquecimento no óleo	59
4.2 - Evolução do gás chave para falha de sobreaquecimento na celulose	59
4.3 - Evolução do gás chave para falha de descargas parciais	60
4.4 - Evolução do gás chave para falha de descargas de alta energia	60
4.5 - Interpretação gráfica do método de Dörnenburg	62
4.6 - Representação gráfica do método de Duval	64
4.7 - Representação gráfica do método de Rogers revisado pelo IEEE/IEC	67
5.1 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Acetileno	83
5.2 - Entrada x Saída RNA: Fator de Potência x Dióxido de Carbono	84
5.3 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Dióxido de Carbono	84
5.4 - Entrada x Saída RNA: Rigidez Dielétrica x Hidrogênio	84
5.5 - Entrada x Saída RNA: Acidez x Hidrogênio	85
5.6 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Metano	85
5.7 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Monóxido de Carbono	85
6.1 - Objetivo do estudo proposto	89
A.1 - RNA <i>feedforward</i> totalmente conectada	120

Lista de Tabelas

2.1 - Casos exemplos de falhas em transformadores	30
2.2 - Condições do óleo isolante e o fator de dissipação	32
2.3 - Razões entre as concentrações dos gases	41
2.4 - Limites das concentrações dos gases para condição de normalidade	41
2.5 - Limites da evolução dos gases em relação ao volume de óleo	42
2.6 - Limites das concentrações dos gases em relação à localização da falha	42
3.1 - Resultados dos ensaios físico-químicos comparados aos valores normatizados..	47
3.2 - Propriedades físico-químicas do óleo mineral	50
3.3 - Guia de verificação das condições do óleo isolante	51
4.1 - Faixas das razões definidas no método de Dörnenburg	61
4.2 - Tabela de diagnóstico do método original de Rogers	63
4.3 - Códigos do IEEE, IEC e ABNT para o método de Rogers revisado	65
4.4 - Método de interpretação de Rogers revisado	66
4.5 - Aplicação de RNA no Diagnóstico de Falhas Incipientes	74
5.1 - Principais métodos de análise do sistema isolante de transformadores.....	78
5.2 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Acetileno	81
5.3 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Hidrogênio	81
5.4 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Etano	82
5.5 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Etileno	82
5.6 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Metano	82
5.7 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Dióxido de Carbono	82
5.8 - Taxa de Acerto RNA estimando gás Monóxido de Carbono	83
6.1 - Resultados do Diagnóstico de Falhas a partir de propriedades físico-químicas.	91
6.2 - Resultados do Diagnóstico de Falhas - IEEE/IEC e Triângulo de Duval	92
6.3 - Exemplos das amostras utilizadas	92

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABNT:	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ABP:	<i>Adaptive Back-Propagation</i>
ASTM:	<i>American Society for Testing and Materials</i>
BP:	<i>Back-Propagation</i>
C-C:	Carbono-Carbono
CH ₄ :	Metano
C ₂ H ₂ :	Acetileno
C ₂ H ₄ :	Etileno
C ₂ H ₆ :	Etano
CO:	Monóxido de Carbono
CO ₂ :	Dióxido de Carbono
DEC:	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
DGA:	<i>Dissolved Gas-in-oil Analysis</i>
EQM:	Erro Quadrático Médio
FEC:	Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
GP:	Grau de Polimerização
H ₂ :	Hidrogênio
H-C:	Hidrogênio-Carbono
HMLP:	<i>Hybrid Multilayer Perceptron</i>
IEC:	<i>International Electrotechnical Commission</i>
IEEE:	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
L1:	Limite crítico de normalidade para gases dissolvidos no óleo isolante
LM:	Levenberg-Marquardt
MLP:	<i>Multilayer Perceptron</i>
N ₂ :	Nitrogênio
NBR:	Norma Brasileira
O ₂ :	Oxigênio
PPM:	Partes por milhão
R1:	Razão CH ₄ /H ₂
R2:	Razão C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄

- R3: Razão C_2H_2/CH_4
- R4: Razão C_2H_6/C_2H_2
- R5: Razão C_2H_4/C_2H_6
- R6: Razão CO_2/CO
- RNA: Redes Neurais Artificiais
- RVM: *Recovery Voltage Method*
- TAN δ : Tangente de Perda ou Fator de Dissipação

Sumário

1	Introdução	14
1.1	Diagnóstico de Falhas em Transformadores de Potência	14
1.2	Objetivos da Pesquisa	20
1.3	Metodologia Desenvolvida	22
1.4	Produção Científica	23
1.5	Disposição Geral do Documento	23
2	Detecção de Falhas Incipientes através da Análise do Óleo Isolante	25
2.1	Falhas em Transformadores	25
2.1.1	Falhas Térmicas	26
2.1.2	Falhas Elétricas	28
2.2	Condições Dielétricas do Óleo Isolante	29
2.3	Gases Dissolvidos no Óleo.....	32
2.3.1	Teoria da Formação dos Gases Dissolvidos no Óleo.....	33
2.3.2	Análise dos Gases Dissolvidos no Óleo	39
2.4	Conclusão.....	43
3	Diagnóstico do Estado do Óleo Isolante	44
3.1	Análise das Propriedades Físico-Químicas.....	44
3.2	Diagnóstico do Estado do Óleo Isolante.....	51
3.3	Conclusão.....	53
4	Diagnóstico de Falhas Incipientes a partir dos Gases Dissolvidos no Óleo Isolante	55
4.1	Gases Dissolvidos e as Falhas Incipientes	55
4.1.1	Técnicas de Análise de Gases Dissolvidos	57
4.1.1.1	Método do Gás Chave (Key Gas Method)	58
4.1.1.2	Método das Razões de Dörnenburg (Dörnenburg Ratio Method)	61
4.1.1.3	Método das Razões de Rogers (Rogers Ratio Method)	62
4.1.1.4	Triângulo de Duval (Duval's Triangle)	63
4.1.1.5	As Normas do IEEE, IEC e ABNT	65
4.2	Vantagens e Limitações da Análise Cromatográfica	67
4.3	Inteligência Computacional no Diagnóstico de Falhas Incipientes	69

4.4 Conclusão.....	75
5 Relação entre as Grandezas dos Ensaios Físico-Químico e Cromatográfico	77
5.1 Relação entre os Ensaios Físico-Químico e Cromatográfico.....	77
5.2 Estimação dos Gases Dissolvidos no Óleo Isolante	79
5.3 Conclusão.....	87
6 Diagnóstico de Falhas Incipientes a partir das Propriedades Físico-Químicas.....	89
6.1 Diagnóstico de Falhas Incipientes	89
6.2 Conclusão.....	95
7 Conclusão	97
7.1 Desenvolvimentos Futuros	98
Referências Bibliográficas	100
Apêndices	115
Apêndice A - Redes Neurais Artificiais.....	115
A.1 Rede Neural Artificial.....	115
A.2 Padrões de Dados.....	116
A.3 Processo de Aprendizagem de RNA.....	117
A.4 Perceptrons de Múltiplas Camadas (MLP).....	119
A.5 Algoritmos de Treinamento.....	121
A.5.1 Back-Propagation e Adaptive Back-Propagation	121
A.5.2 Levenberg-Marquardt.....	125
Anexos.....	129
Anexo A - Certificados de Ensaios Cromatográficos e Físico-Químicos.....	129

1 Introdução

Os sistemas elétricos são de suma importância para as atividades humanas modernas. Um dos principais elementos que compõe estes sistemas são os transformadores de potência presentes desde a geração até a distribuição de energia. A busca pelo funcionamento eficiente desse tipo de equipamento é uma necessidade comprovada. E devido ao seu valor agregado e importância no sistema elétrico, sua manutenção e a antecipação às falhas são temas essenciais tanto no mercado quanto na academia. Isto motiva a busca por resultados sobre as avaliações dos sistemas de isolamento destes equipamentos no intuito de se obter diagnósticos das unidades quando as falhas estão ainda em fase inicial.

Este capítulo contém uma explanação acerca do diagnóstico de transformadores de potência. Na seção 1.1 são feitos comentários sobre os desenvolvimentos mais importantes acerca da análise do óleo isolante e do conseqüente diagnóstico de falhas em transformadores. Na seção 1.2 são apresentados os objetivos que a pesquisa busca atingir. A problemática e metodologia utilizadas neste estudo estão na seção 1.3. As principais contribuições da pesquisa estão na seção 1.4. A disposição geral do documento, na seção 1.5.

1.1 Diagnóstico de Falhas em Transformadores de Potência

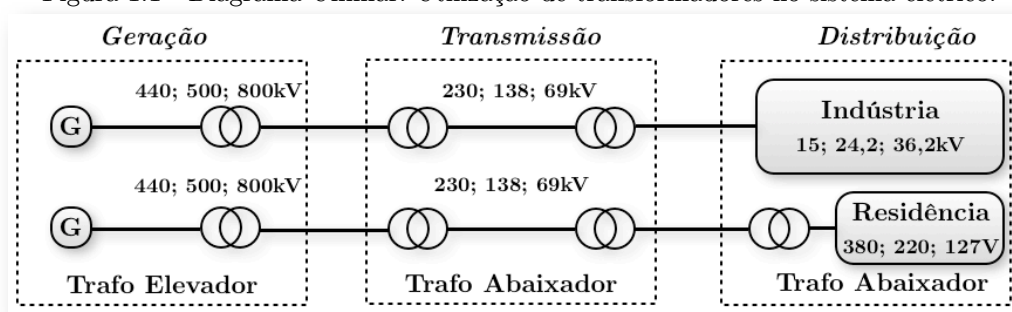
Devido a importância do adequado funcionamento de um sistema elétrico, no que tange à sua disponibilidade, desempenho e confiabilidade, o envelhecimento natural de partes dos equipamentos instalados motiva o estabelecimento de índices mais rigorosos de qualidade técnica e de serviço. Tendo-se em vista as demandas exigentes e crescentes de energia elétrica em tempos atuais, as faltas que comprometem a disponibilidade do sistema elétrico que o obriguem a sair de operação tornam-se cada vez mais averiguadas pelos agentes de regulamentação do setor. Devem ser aplicados amplos esforços com o objetivo de evitar falhas que comprometam o adequado funcionamento do equipamento.

No Brasil, especificamente, diante de um horizonte regulado, o estudo de mecanismos de avaliação da qualidade de energia gerada, transmitida e distribuída vem sendo abordado no intuito de consolidar a mudança estrutural do setor elétrico. A criação de índices que avaliem as empresas envolvidas no processo visa proporcionar um ambiente bem definido para competição e conseqüente qualidade no serviço ofertado (ZIRBES *et al.*, 2005; ARANTES, 2005). O conceito de qualidade está relacionado também à continuidade do fornecimento de energia. Para efeito de exigências mínimas, o agente regulador exige que principalmente dois índices sejam respeitados: DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora) e FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora). O não cumprimento das metas nos termos destes índices pode acarretar penalizações à distribuidora de energia por parte da agência reguladora (ANEEL, 2000; DE DEUS, 2011).

O sistema elétrico tem os transformadores de potência de grande porte como equipamentos críticos. Tanto no sentido econômico quanto no técnico é imediata sua importância para os processos que resultam na entrega de energia ao consumidor final. Diante de tal importância, qualquer esforço é potencialmente valorizado para garantir sua perfeita operação e evitar falhas que venham a excluir esse equipamento de sua operação no sistema.

Os transformadores estão presentes em toda extensão do sistema elétrico. Algumas mudanças específicas na concepção da máquina fazem com que esta possa assumir funções diferenciadas contribuindo para o melhor desempenho do sistema. O diagrama unifilar a seguir, Figura 1.1, demonstra as diversas formas de atuação dos transformadores no sistema elétrico.

Figura 1.1 - Diagrama Unifilar: Utilização de transformadores no sistema elétrico.



Fonte: O autor.

As principais falhas que podem acometer um transformador tem suas origens no envelhecimento natural do equipamento ou no resultado da incidência de sobrecarga e/ou curtos-circuitos no regime de trabalho submetido. Dispor de instrumentos que permitam verificar a evolução das condições de funcionamento de transformadores passa a ser essencial no cotidiano de empresas do setor elétrico. Muito tem sido investido no intuito de desenvolver técnicas sobre monitoramento de transformadores, inclusive com sensores intrusivos (BENGTSON, 1996; BETTA *et al.*, 2000; KOVACEVIC; DOMINELLI, 2003; TENBOHLEN; FIGEL, 2000).

Em termos de diagnóstico, técnicas procuram aproveitar o monitoramento *on-line* e a disponibilidade de dados para fornecer pré-diagnósticos que disparem alarmes em situações críticas para serem confirmadas sob análise laboratorial ou por meio de aplicação de técnicas clássicas de diagnóstico (GIBEAULT; KIRKUP, 1995; ZYLKA *et al.*, 2002; VARL, 2002; SAHA, 2003). Alguns sistemas, por meio de implementação de *software*, são desenvolvidos para unir monitoramento e diagnóstico baseados em parâmetros específicos (VALIN, 2004; CARDOSO, 2005). Outras pesquisas direcionam seus esforços na aplicação de técnicas inteligentes que substituam o conhecimento do especialista acerca do diagnóstico de transformadores (LIMA, 2005; LIMA *et al.*, 2006; ALMEIDA *et al.*, 2007a; ALMEIDA *et al.*, 2007b; DURAISAMY *et al.*, 2007; BARBOSA, 2008; BARBOSA *et al.*, 2009; ZHANG *et al.*, 2010). O aprimoramento de cada técnica vai avançar de acordo com a exigência na qualidade dos dados disponíveis. A importância de exames que confirmem o diagnóstico das falhas também tem sido evidenciada (DING *et al.*, 2011).

Com os últimos avanços no desenvolvimento da tecnologia de sensores há a possibilidade de que praticamente todos os parâmetros de um transformador sejam monitorados. Contudo, é necessário estabelecer níveis de relevância entre cada um dos parâmetros a monitorar. Deve ser levado em consideração o equilíbrio entre eficiência e custos. Aliado a isso, a escolha adequada da técnica empregada para avaliar os dados monitorados pode resultar na redução da quantidade de sensores, influenciando diretamente no investimento do sistema. Normas técnicas são geralmente utilizadas na avaliação e na coleta de dados, com finalidade de prover eficientemente uma caracterização do ambiente interno do equipamento.

Um interessante aspecto que diz respeito ao monitoramento e diagnóstico de transformadores de potência consiste no seu monitoramento *on-line*. Algumas pesquisas apresentam propostas de sistemas que realizam o monitoramento de dados de equipamentos sem necessidade de desligamento do mesmo (KOVACEVIC; DOMINELLI, 2003; CARGOL, 2005). Para tanto, o conhecimento na tecnologia de sensores tais como os de fibra óptica, que são eletromagneticamente inertes, vem sendo incrementado promovendo um crescente desenvolvimento nas técnicas de aquisição de dados e dispositivos digitais e analógicos para processamento de sinais (LUMASENSE, 2007; TENBOHLEN; FIGEL, 2000; LAZAREVICH, 2003; LOBO *et al.*, 2005). Em meio a isso, novos componentes para fabricação de transformadores tem sido pesquisados (MAK *et al.*, 2007). Os dados adquiridos devem ser analisados fornecendo um diagnóstico do ambiente de funcionamento do equipamento em questão. Tal diagnóstico, pode ser efetuado por um especialista utilizando técnicas e métodos normatizados ou por programas computacionais (LEVY *et al.*, 2007; FREITAS, 2000; PATEL; KHUBCHANDANI, 2004; CARDOSO, 2005; MIRANDA; CASTRO, 2005; MORAIS, 2004; LIMA; 2005; LIMA *et al.*, 2006; PRADHAN, 2006). Sistemas de informações que suportam tomada de decisões no sistema elétrico como um todo e não somente no transformador também aparecem como tema de algumas pesquisas (LEITE *et al.*, 2007; COLAÇO *et al.*, 2007).

Observa-se a tendência da substituição do diagnóstico feito por um especialista por aqueles realizados de forma automática e que incorporam técnicas inteligentes para representar, entre outros conhecimentos, a experiência do especialista (MORAIS; ROLIM, 2006; BARBOSA, 2008; BARBOSA *et al.*, 2009a; WAHABA *et al.*, 2011; FURH, 2011).

Conforme exposto, o fato de se conhecer as reais condições de trabalho deste tipo de equipamento é indispensável. Pode ser o diferencial entre manter a oferta de energia ou comprometer o funcionamento adequado do sistema. Um bom plano de manutenção deve permitir avaliação de riscos de falha, mesmo que incipientes, para que haja antecipação em casos confirmados que ameacem a integridade do transformador. Tais condições ideais de operação, bem como a integridade de um transformador de potência, podem ser avaliados por meio de análise do óleo mineral isolante (IEEE, 2008). Tal avaliação pode ser comparada a um exame sangüíneo humano devido à similaridade informativa entre os resultados. Enquanto um exame de sangue auxilia médicos a verificar situações de ameaça a saúde humana, por exemplo, a análise do óleo isolante de equipamentos elétricos, como os transformadores de potência, pode ajudar na tomada de decisão quanto à sua manutenção e operação (DING *et al.*, 2011).

Largamente usado em equipamentos elétricos, o óleo mineral apresenta as funções de conferir o isolamento e a refrigeração. A primeira função evita o aparecimento e garante a extinção de arcos elétricos. A segunda realiza a refrigeração do equipamento, dissipando o calor gerado (THE ELECTRICITY FORUM, 2005).

Inerente a sistemas de monitoramento e diagnóstico de transformadores de potência, há o objetivo de se avaliar falhas incipientes através da análise dos gases dissolvidos no óleo isolante (WANG, 2000; LIMA, 2005; MIRANDA; CASTRO, 2005; BARBOSA, 2008). De forma semelhante, há a necessidade de verificação da qualidade dielétrica e da integridade do líquido isolante por meio das grandezas físico-químicas (WAHAB, 1999; MOKHNACHE; BOUBAKEUR, 2002; PARASKEVAS *et al.*, 2006). A partir destes dois tipos de análises, foram definidas normas e procedimentos de

operação e manutenção de equipamentos isolados a óleo (CAVALEIRO *et al.*, 1999; DERVOS *et al.*, 2005; PARASKEVAS *et al.*, 2006, WANG *et al.*, 2006).

A qualidade dielétrica do óleo isolante de transformadores e as falhas incipientes de natureza térmica e elétrica destes equipamentos podem ser determinadas a partir dos ensaios físico-químicos e cromatográficos (KOHTOH *et al.*, 2009; IEEE, 2008; BIRLASEKARAN *et al.*, 2010, FERGUSON *et al.*, 2002). Estes ensaios são importantes para orientar o programa de manutenção das concessionárias. Entretanto, o ensaio cromatográfico é mais informativo que os testes físico-químicos e, por isso, mais usual no diagnóstico de falhas em transformadores uma vez que fornece medidas quantitativas das concentrações de gases dissolvidos no óleo que indicam condições operacionais que comprometem a vida útil do transformador (AMORA *et al.*, 2009; PRZYBYLEK *et al.*, 2010; CARGOL, 2005; SWIFT *et al.*, 2001).

Há, na literatura técnica, trabalhos que apontam para a correlação entre estes dois tipos de ensaios (DERVOS *et al.*, 2005; SETAYESHMEHR *et al.*, 2008; FERGUSON *et al.*, 2002; IEEE, 2008). Esta correlação pode ser explorada, resultando na obtenção das concentrações dos gases dissolvidos no óleo diretamente das propriedades físico-químicas das amostras. Como para a obtenção destas concentrações usualmente é necessário teste de cromatografia, a obtenção direta por meio das características físico-químicas, e conseqüente uso das concentrações em análise de gases dissolvidos, incidiria em redução econômica na previsão de falhas incipientes do transformador (AMORA *et al.*, 2009).

Estabelecer características através da análise de dados químicos por métodos matemáticos e estatísticos é definição de quimiometria. Em alguns exemplos de uso de quimiometria propriedades físicas, químicas entre outras são estimadas a partir da composição química do produto analisado (RIBEIRO *et al.*, 2005). Algumas pesquisas estimam propriedades físico-químicas do óleo diesel a partir de testes de espectroscopia e técnicas quimiométricas (SIKORA *et al.*, 1996; ALEME, 2011). Com relação ao óleo isolante de transformadores, pesquisas usam quimiometria e relacionam sinais de espectroscopia com propriedades físico-químicas e análise de

imagens do óleo isolante para estabelecer a tensão interfacial (JANNE *et. al.*, 2001; GODINHO, 2009). Porém, não há trabalhos que correlacionem ou estimem concentrações de gases em óleo isolante a partir das propriedades físico-químicas.

Redes Neurais Artificiais (RNA) têm sido empregadas com sucesso na modelagem e identificação de sistemas de natureza complexa. Os estudos de Funahashi (1989) provam que qualquer mapeamento contínuo é possível com modelos de redes RNA multicamadas, com pelo menos uma camada oculta com neurônios sigmoidais. As provas são estendidas para qualquer número de camadas escondidas, por indução. Em Hornik *et. al.* (1989), os estudos mostram a capacidade das RNA de aproximação precisa de funções arbitrárias e suas derivadas, como é o caso de funções que são apenas seccionalmente diferenciáveis. Maiorov e Meir (1998) consideram a aproximação de funções suaves de várias variáveis através de RNA de única camada escondida. Cao *et. al.* (2008) confirmam a prova de RNA como aproximador de funções arbitrárias e formula um novo método construtivo de redes neurais para aproximação de funções contínuas.

A relação entre grandezas físico-químicas e concentração de gases é implementada neste trabalho através de Redes Neurais Artificiais (RNA) (HAYKIN, 2001; VAN BOLHUIS *et al.*, 2002) que, a partir de exemplos, aprendem a realizar mapeamentos lineares ou não-lineares, sendo considerados aproximadores universais (CYBENKO, 1989; CHEN, CHEN, 1995; ATTALI, PAGES, 1997; HAYKIN, 2001).

1.2 Objetivos da Pesquisa

Esta tese é desenvolvida baseando-se, inicialmente, em uma revisão dos mais importantes trabalhos científicos e normas técnicas que abordam as teorias e aplicações mais significantes acerca das análises cromatográficas e dos ensaios físico-químicos de óleos minerais em transformadores de potência.

A proposta da tese é providenciar o diagnóstico de falhas incipientes em transformadores de potência imersos em óleo isolante diretamente através das

propriedades físico-químicas, uma vez que tradicionalmente este diagnóstico é efetuado a partir dos dados advindos de cromatografias. Para atingir este objetivo, é necessário verificar a possibilidade de correlação entre os gases dissolvidos no óleo que podem ser obtidos mediante testes cromatográficos e as propriedades físico-químicas provenientes das análises físico-químicas.

Mesmo com procedimentos bem documentados e com normas específicas para os testes, estas normas não levam em consideração a correlação entre as propriedades físico-químicas e os gases dissolvidos no óleo. Não há citações na literatura acerca de diagnóstico de falhas através das propriedades físico-químicas em normas e procedimentos de manutenção, justificando a pesquisa aprofundada deste tema nesta tese.

Algumas considerações sobre os métodos utilizados para tais análises são apresentadas, inclusive a exploração da possibilidade de correlação entre as características físico-químicas do óleo isolante e a concentração dos gases dissolvidos, provenientes, respectivamente, dos ensaios físico-químicos e cromatográficos. Em seguida, métodos de inteligência computacional, mais precisamente RNA, são utilizados para implementação direta do diagnóstico de falhas incipientes através das características físico-químicas, estudo ainda não encontrado na literatura técnica sobre o assunto. A utilização de RNA também permite almejar que a proposta do diagnóstico inovador desta tese seja capaz de fornecer diagnóstico para casos que os métodos clássicos de análise de gases dissolvidos não cobrem. Estes casos são conhecidos como zonas de não-decisão. Somado a isso, o uso, por parte de um especialista, de informações históricas das amostras e resultados paralelos de ensaios físico-químicos do mesmo óleo para estabelecer diagnósticos mais precisos não é contemplado em nenhum método padrão de análise de gases dissolvidos. É possível que a RNA possa estabelecer aprendizado destes casos específicos, solucionado pelo conhecimento e experiência de um especialista, superando os métodos clássicos.

A contribuição desta tese está em prover um diagnóstico inovador de falhas incipientes diretamente das propriedades físico-químicas estabelecendo a correlação e

estimação das concentrações dos gases dissolvidos a partir dessas propriedades. Esta contribuição também é fortalecida pelo fato de normalmente se estimar as propriedades físico-químicas a partir de sinais advindos de instrumentação usada em testes de análises quantitativas. Em tais sinais são aplicadas técnicas de quimiometria para se estimar as propriedades físico-químicas. Nesta tese, o que se propõe é estabelecer a estimação inversa.

O efeito desta proposta pode impactar procedimentos de manutenção. Em casos onde os relatórios dos ensaios cromatográficos apontam para normalidade, o período entre as amostras é estendido para até 12 meses (IEEE, 2008). Durante este período não há informação sobre os gases dissolvidos. Pela nova técnica a ser proposta nesta tese, é possível obter informações sobre os gases dissolvidos e a qualidade de óleo, por um custo reduzido equivalente a somente um dos testes, no caso, o físico-químico.

1.3 Metodologia Desenvolvida

Esta tese propõe uma nova técnica resultante da estimação das concentrações dos gases dissolvidos em óleo mineral isolante em transformadores de potência fazendo uso das características físico-químicas deste óleo e o conseqüente diagnóstico de falhas sem necessidade de cromatografia gasosa.

Nesta pesquisa, será implementada a utilização de técnicas de Redes Neurais Artificiais, para efetuar tal estimação. Busca-se comprovar a proposta de uso de testes economicamente mais atrativos para implementação deste diagnóstico utilizando as concentrações dos gases estimados.

Uma vez confirmada a possibilidade de estimação dos gases dissolvidos sem necessidade de um teste cromatográfico de uma amostra do óleo, um avanço pode ser obtido utilizando os dados físico-químicos como entrada direta de uma Rede Neural Artificial que gere em sua saída o diagnóstico de falhas incipientes. Esta proposta consiste em uma solução que otimiza a relação técnico-econômica na avaliação das condições de funcionamento de transformadores de potência. O uso de apenas um

teste, no caso, ensaio físico-químico do óleo, pode fornecer a avaliação da integridade e qualidade do meio isolante como a verificação da presença e classificação de falhas incipientes. A pesquisa é motivada pelo fato do transformador ser um equipamento essencial na geração, transmissão e distribuição de energia elétrica.

1.4 Produção Científica

A pesquisa em torno do tema desta tese gerou produção técnica vasta. Seguem os trabalhos publicados mais recentes:

BARBOSA, F. R.; ALMEIDA, O. M.; BRAGA, A. P. S.; TAVARES, C. M.; AMORA, M. A. B.; ARAGAO, F. A. P.; BRAGA, P. R. O.; LIMA, S. S. Artificial Neural Network Application In Estimation Of Dissolved Gases In Insulating Mineral Oil From Physicochemical Datas For Incipient Fault Diagnosis. *The 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems (ISAP 2009)*, Curitiba, 2009.

BARBOSA, F. R.; ALMEIDA, O. M.; BRAGA, A. P. S.; AMORA, M. A. B.; CARTAXO S. J. M. Application of an Artificial Neural Network in the Use of Physicochemical Properties as a Low Cost Proxy of Power Transformers DGA Data. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 19, n. 1, pp. 239-246, 2012.

SOUSA, R.; AMORA, M.; BARBOSA, F. R.; PONTES, R. T.; BRAGA, A. P. S.; ALMEIDA, O. M. Análise de Métodos para o Diagnóstico de Faltas Incipientes em Transformadores com Base na Concentração de Gases no Óleo Isolante. *IV Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE 2012)*, Goiás, 2012.

1.5 Disposição Geral do Documento

Esta tese possui oito capítulos. O primeiro capítulo reúne a apresentação dos conceitos iniciais para uma melhor compreensão da problemática. No capítulo 2, é tratado o tema da detecção de falhas incipientes em transformadores mediante os

conceitos acerca da análise do óleo mineral isolante proveniente de sua decomposição. No capítulo 3, aborda-se o diagnóstico do estado do óleo utilizando as propriedades físico-químicas do óleo. Este diagnóstico verifica a integridade do sistema de isolamento do equipamento em operação. O capítulo 4 trata das técnicas de diagnóstico de falhas incipientes a partir dos gases dissolvidos no óleo. No capítulo 5 é feita a relação entre as grandezas físico-químicas e as concentrações de gases dissolvidos, evidenciando os principais pontos da teoria sobre gases dissolvidos no óleo. Uma vez estabelecida a correlação entre os ensaios físico-químicos e cromatográficos, um método de diagnóstico de falhas incipientes, diretamente a partir das características físico-químicas, é demonstrado no capítulo 6. O capítulo 7 contém os comentários conclusivos e as idéias centrais para os desenvolvimentos futuros.

2 Detecção de Falhas Incipientes através da Análise do Óleo Isolante

O óleo mineral isolante está em contato com todas as partes ativas internas do transformador, e além da função de isolamento, também acumula a função de meio refrigerante. Devido a essas razões, qualquer alteração no funcionamento do equipamento, seja envelhecimento ou por esforços de trabalho acima das condições de normalidade, reflete-se nas características e no comportamento do meio isolante. A análise do óleo isolante assume papel importante em planos de manutenção de transformadores. Um estudo sobre transformadores de potência e as possíveis falhas que o tirem de operação deve abordar a análise do óleo isolante.

Neste capítulo, os transformadores de potência são estudados com enfoque no seu sistema isolante. As falhas que podem ocorrer pelo comprometimento do óleo são tratadas na seção 2.1. Os aspectos da avaliação do óleo isolante por meio dos ensaios físico-químicos são discutidos na seção 2.2. A formação e análise dos gases dissolvidos no óleo do transformador são apresentadas na seção 2.3. A seção 2.4 apresenta a conclusão do capítulo.

2.1 Falhas em Transformadores

O sistema de isolamento de um transformador, mesmo operando em condições de normalidade, sofre redução de sua capacidade à medida que envelhece. No caso de operação em condições críticas, esta redução pode ser acelerada e a vida útil do isolamento se torna mais breve. Quando a capacidade do sistema de isolamento é reduzida, vários processos podem ser desencadeados, acelerando o processo de incapacidade do isolamento. A recuperação de um isolamento nestas condições nem sempre é possível e os custos envolvidos são geralmente elevados. Quando o isolamento não tem mais integridade para realizar sua função tem-se a falha do isolamento. Estes processos que colaboram para a aceleração da incapacidade do

sistema de isolamento, quando em fase principiante, são conhecidos como falhas incipientes (ZIRBES *et al.*, 2005; BARBOSA, 2008).

Inerente ao princípio de funcionamento de um transformador, ocorrem perdas produzidas no ferro e no cobre. Estas perdas geram calor que leva ao aumento da temperatura das partes ativas do equipamento. Este aumento de temperatura causa desequilíbrio térmico entre a parte aquecida e o ambiente. No caso de transformadores de potência, este meio é constituído por óleo isolante e papel celulósico para onde é conduzido parte deste calor. Quando solicitações térmicas e/ou elétricas, oriundas da operação do transformador de potência, produz calor acima da capacidade de refrigeração do sistema de isolamento, há um agravamento da sua integridade como isolante e falhas incipientes passam a ocorrer no interior do equipamento. A vida útil do sistema de isolamento de um transformador de potência sofre impacto direto do aumento de temperatura que desencadeia e acelera a degradação do isolamento (ALMEIDA *et al.*, 2009b).

As falhas incipientes podem ser classificadas em termos dos esforços térmicos, onde sobreaquecimentos são atores principais, e elétricos, relacionados às descargas internas no equipamento. As falhas de características térmicas resultam de correntes elétricas que circulam no equipamento e do seu relacionamento com a temperatura ambiente. Os esforços elétricos abrangem tensão e frequência de operação. Estes esforços podem, ainda, ocorrer tanto de forma isolada quanto de forma simultânea. Adiciona-se a isso a possibilidade do aparecimento de bolhas que contribuem para diminuição da capacidade dielétrica do sistema de isolamento líquido devido a presença de umidade, contaminações do processo de industrialização e impurezas no material (AZEVEDO, 2009).

2.1.1 Falhas Térmicas

À medida que envelhecem, os resultantes dos esforços térmicos, elétricos e oxidantes contaminam os óleos isolantes e uma diminuição da rigidez dielétrica pode ser verificada. Quando submetidos a temperaturas na faixa de 150°C a 500°C,

reconhecidas como baixas temperaturas, os óleos minerais utilizados para isolamento sofrem decomposição em gases leves, de baixo peso molecular, tais como hidrogênio (H_2) e metano (CH_4), e apenas traços de gases mais pesados, tais como etileno (C_2H_4) e etano (C_2H_6). À medida que a temperatura se eleva, na vizinhança da falha ocorre o aumento da produção de gases mais pesados. Inicialmente, a taxa de produção de etano se eleva mais rapidamente, seguida pelo etileno. Entretanto, quando uma falha promove o aumento substancial da temperatura, manifesta-se a produção de acetileno (C_2H_2). Devido a isso, a presença deste gás indica aos especialistas uma condição extrema dentro do equipamento, considerada como o maior nível de alarme em termos de falhas incipientes (BARBOSA, 2008; IEEE, 2008).

As requisições térmicas afetam também o isolamento sólido. As moléculas do papel isolante podem se degenerar como resultado de falhas térmicas aliada à presença de umidade e óxidos, causando a quebra de algumas das suas ligações químicas. A degradação térmica depende da velocidade de aquecimento. A temperaturas acima de $100^\circ C$, a decomposição da celulose é caracterizada pelo efeito da despolimerização, que após algumas reações, produz furfuraldeído (ASSUNÇÃO, 2007).

O oxigênio age como um catalisador das reações de degradação do isolamento sólido, fazendo com que uma menor temperatura seja necessária para sua decomposição (SOARES *et. al.*, 1995).

Em temperaturas baixas, a decomposição térmica da celulose e outros isolamentos sólidos produz água e óxidos de carbono (CO e CO_2) em quantidades relevantes. Portanto, a relação entre monóxido (CO) e dióxido de carbono (CO_2) carrega em si a importância de indicar a decomposição térmica da celulose em termos quantitativos. Sendo assim, o IEEE Std. C57.104-2008 utiliza-se da razão CO_2/CO e estabelece que sete (7,0) é um valor típico, muito embora alguns pesquisadores contestem (KAN; MIYAMOTO, 1995; IEEE, 2008). De forma mais geral, uma razão CO_2/CO na faixa de 3,0 a 10,0 é considerada normal. Também, de modo semelhante, a norma IEC 599 propõe a avaliação da degradação da celulose através do monitoramento dos óxidos de

carbono, no entanto, utiliza a razão CO/CO_2 , sendo definida uma faixa de valores ($0,07 < \text{CO}/\text{CO}_2 < 0,30$) para esta razão quando sob condição normal de envelhecimento (IEC, 1991).

Em uma situação da celulose sob temperatura extremamente alta, como sob arcos elétricos, a razão CO/CO_2 aproxima-se de 1:1, pois a geração de monóxido de carbono (CO) aumenta muito rapidamente em comparação à produção de dióxido de carbono (CO_2). Porém, em uma situação de leve sobrecarga ou problemas de ventilação, onde ocorre leve sobreaquecimento, o CO_2 cresce muito mais rapidamente que o CO, portanto a taxa de CO/CO_2 fica na faixa de 1:20 a 1:10 (BARBOSA, 2008).

2.1.2 Falhas Elétricas

As falhas elétricas em transformadores de potência são conhecidas como descargas parciais, corona e arco elétrico. Descargas parciais são caracterizadas por uma série de descargas elétricas rápidas, medidas em nanosegundos, por um meio isolante entre duas partes ativamente condutoras. Corona é ocasionado por um aumento no gradiente da tensão aplicada entre dois condutores que leva o meio em volta dos condutores a se tornar condutor. No ambiente do transformador, o isolante líquido é o meio ionizado. E o arco elétrico apresenta duração efetiva e é caracterizado pelas maiores temperaturas entre as falhas.

Quando há a ocorrência de descargas de baixa intensidade de energia, como descargas parciais ou arcos intermitentes de baixa intensidade, ou descargas de alta intensidade de energia, como arcos elétricos, é provável que ocorra a decomposição do óleo devido à temperatura que pode ser atingida por estas falhas. Na persistência da falha ou na maior duração da mesma a temperatura do óleo pode se elevar acima de 1500°C .

Para descargas elétricas de baixa intensidade de energia e arcos intermitentes de baixa energia, a produção de hidrogênio apresenta-se elevada, com pequena quantidade de metano e apenas possíveis traços de acetileno. À medida que a intensidade de energia das descargas aumenta, e, conseqüentemente, aumenta a

temperatura na vizinhança da falha, ocorre uma significativa aceleração da produção de etileno e acetileno. Quando a quantidade de gases dissolvidos é elevada e ocorrer uma alteração na temperatura que modifique o valor da solubilidade de saturação, os gases antes dissolvidos podem ser liberados na forma de bolhas. A existência de bolhas de gases não dissolvidos altera a condição de rigidez dielétrica, levando a uma ruptura do isolamento. As descargas podem se processar nessas bolhas gasosas envolvidas pelo óleo ou por partes impregnadas de óleo. A causa principal da decomposição é o bombardeamento iônico das moléculas de óleo.

No caso da intensidade das descargas elétricas atingirem valores de alta energia, ou seja, a formação de descargas contínuas, como arcos elétricos, a produção de acetileno torna-se relevante uma vez que a temperatura se eleva entre 800°C e 2800°C. Possíveis causas de formação destes pontos quentes são: centelhamentos promovidos por precariedade nas conexões ou interrupção de correntes no comutador; descargas de contorno ou arcos de potência decorrentes da ruptura dielétrica do óleo entre os enrolamentos, entre espiras ou entre espiras e massa (BARBOSA, 2008).

Os estudos de Ding *et. al.* (2011) apresentam casos de falhas em transformadores que estão demonstrados na Tabela 2.1.

2.2 Condições Dielétricas do Óleo Isolante

A perda dielétrica de um sistema isolante pode ser compreendida como a potência dissipada pelo isolamento quando da aplicação de uma tensão alternada. Esta perda dielétrica é mensurável de forma que um bom isolante apresenta valor de perda muito baixo. Entretanto, alguns fatores podem provocar um aumento no valor da perda dielétrica, tais como, envelhecimento natural do isolante, contaminação por umidade ou substâncias químicas, além de danos físicos provenientes de esforços elétricos ou outras forças externas (CHU; LUX, 1999).

Tabela 2.1 - Casos exemplos de falhas em transformadores.

Suspeita de Falha	Confirmação da Falha	Registro Visual
Transformador retirado de serviço por alarme do relé Buchholz. Indicação da análise dos gases dissolvidos para falha térmica. Decremento das razões etileno/etano e dióxido de carbono/monóxido de carbono alerta acelerado envelhecimento do papel.	Abertura do transformador e análise dos enrolamentos revelou degradação do isolamento de papel. Amostras apresentavam valores do grau de polimerização abaixo de 200, o que indica fim de vida útil do isolamento sólido.	
Transformador apresentou incremento de etileno acima de 320 p.p.m. A cromatografia e a constância das razões etileno/etano e dióxido de carbono/monóxido de carbono apontam falha térmica sem envolvimento do isolamento sólido.	Testes com equipamento desligado encontraram alta resistência em uma das fases do enrolamento. Evidências do desenvolvimento local de falha térmica nesse enrolamento.	
Auto-transformador com incremento de etileno acima de 320 p.p.m. sugerindo falha a alta temperatura no papel. A razão entre os óxidos de carbono indicava apenas sobreaquecimento no isolamento sólido.	O transformador foi removido do serviço e em testes elétricos <i>off-line</i> encontraram alta resistência no barramento terciário.	
Um transformador com tratamento no óleo e resultados de teste no óleo apontaram sobreaquecimento no tanque principal.	Foi descoberto que, alguns locais do lado de baixo da tampa e as suas partes adjacentes nas armações do garfo de topo tinham sido queimadas devido a correntes circulantes no quadro superior e na tampa.	
Este transformador falhou, sem alarmes DGA, após 42 anos em serviço. Antes da falha, os níveis de gás estavam abaixo do requisitado para aplicação de métodos clássicos de DGA.	Abertura do equipamento mostrou que havia envolvimento de um severo arco no tanque principal.	

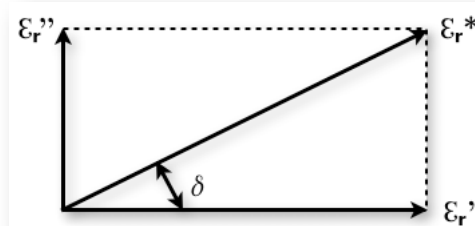
Fonte: Adaptado de DING *et. al.* (2011).

Um material é considerado dielétrico quando apresenta capacidade de armazenamento de energia sob a aplicação de um campo elétrico externo. A descrição das propriedades dielétricas inerentes a este material é feita por meio da permissividade complexa. Na aplicação da tensão externa, o material dielétrico sofre polarização que varia com a faixa de frequência. Em baixas frequências, dominam as polarizações iônicas e dipolares provendo aumento de temperatura. Isto intensifica o processo de transporte de carga, originando novas componentes de corrente e agindo diretamente nas propriedades elétricas. Em se tratando de líquidos isolantes, a polarização é influenciada pelos contaminantes presentes (ZAENGL, 2003).

Um dielétrico submetido a uma tensão alternada apresenta uma corrente resultante que pode ser decomposta em duas componentes. A permissividade complexa está relacionada a estas componentes. A corrente de carregamento, responsável pela interação entre o material e o campo elétrico no armazenamento de energia, tem íntima ligação com a parte real da permissividade, também chamada de constante dielétrica, enquanto a corrente de perda, representativa do efeito de dissipação, consiste na parte imaginária, denominada fator de perda. O fator de perda mede o quão dissipativo é um material para um determinado campo elétrico externo.

A permissividade complexa normalmente é descrita sob a forma de permissividade relativa, de valor adimensional, que compara a permissividade complexa do material com a permissividade do espaço livre ($8,854 \times 10^{-12}$ F/m). A Figura 2.1 mostra, em um diagrama de vetores, a permissividade complexa relativa (ϵ_r^*), sua componente real (ϵ_r') e a imaginária (ϵ_r''). O vetor resultante (ϵ_r^*) forma um ângulo δ com respeito ao eixo real. A tangente de perda ($\tan \delta$), ou fator de dissipação, representa a perda relativa do material denotada pela razão da energia dissipada pela energia armazenada (PARASKEVAS *et al.*, 2006).

Figura 2.1 - Diagrama vetorial da permissividade relativa complexa.



Fonte: PARASKEVAS *et al.* (2006).

Nos estudos de Paraskevas *et al.* (2006) sobre a resposta do dielétrico em função da frequência e da temperatura (espectroscopia dielétrica dependente da temperatura) alguns comentários podem ser colocados sobre o fator de dissipação em algumas condições de óleos isolantes, conforme resumido na Tabela 2.2.

Tabela 2.2 - Condições do óleo isolante e o fator de dissipação.

Condições do Óleo Isolante	Fator de Dissipação
1- Óleo de alto isolamento	Propício para uso, com fator de dissipação ($\tan \delta$) muito baixo para as frequências de operação e independente da temperatura. Permissividade complexa termicamente estável.
2 - Óleo com baixa perda	Recondicionamento através de desidratação ou filtragem para garantir o uso confiável e prolongado. Fator de dissipação ($\tan \delta$) maiores que os óleos de alto isolamento, mas com certa dependência da temperatura, nas frequências de operação; Estabilidade térmica reduzida para os valores da permissividade complexa.
3 - Óleo com alta perda e/ou instabilidade térmica	Condição precária de operação tendendo ao descarte ou recondicionamento, caso seja possível. Fator de dissipação ($\tan \delta$) muito elevado com ampla dependência da temperatura; Alta instabilidade térmica da permissividade complexa.

Fonte: PARASKEVAS *et al.* (2006).

2.3 Gases Dissolvidos no Óleo

A importância do óleo mineral como isolante para equipamentos elétricos está ligada à sua capacidade de atender às funções de meio isolante e refrigerante. O óleo

mineral, advindo do refino do petróleo, apresenta uma composição complexa com mais de 2900 componentes entre hidrocarbonetos e heterocompostos (MILASCH, 1984; SIEROTA; RUNGIS, 1995). O óleo mineral isolante é classificado em naftênico ou parafínico, sendo designado tipo A ou B, respectivamente (ABNT, 1993). O estudo de sua degradação deve levar em consideração seu comportamento quando submetido a situações diferentes da normalidade de operação do equipamento, bem como sua interação com outros compostos químicos presentes no interior do transformador.

2.3.1 Teoria da Formação dos Gases Dissolvidos no Óleo

O óleo mineral usado como isolante líquido dos transformadores de potência apresenta decomposição de acordo com o tempo de envelhecimento. Entretanto, um processo de aceleração desta decomposição pode ser desencadeado quando o equipamento é submetido a esforços térmicos e elétricos. Essa decomposição geralmente é caracterizada por formação de hidrogênio ativo e fragmentos instáveis de hidrocarbonetos ou radicais livres advindos da quebra de algumas ligações químicas do tipo hidrogênio-carbono (H-C) ou carbono-carbono (C-C). Em meio a essas condições, pode surgir o que se conhece por oxidação do óleo. A oxidação do óleo é a liberação de oxigênio resultante da formação de hidroperóxidos instáveis pela ação catalítica de metais, como o cobre (MILASCH, 1984). Com o avanço deste processo, são formados produtos quimicamente ativos, como ácidos. Isto resulta em aumento de acidez e do fator de dissipação do óleo. Pode ser verificado um aumento da tensão interfacial e um aumento da capacidade de dissolução de água. A rigidez dielétrica é afetada pelo aumento da quantidade de água dissolvida. Uma oportuna elevação de temperatura permite que esses radicais livres se combinem formando gases, hidrogênio molecular, metano, etano e até mesmo podem se recombinar para a formação de novas moléculas estáveis. Todo esse processo complexo de decomposição pode ser ainda mais acentuado pela presença de campo elétrico influenciando os agentes das reações químicas (ZIRBES *et al.*, 2005).

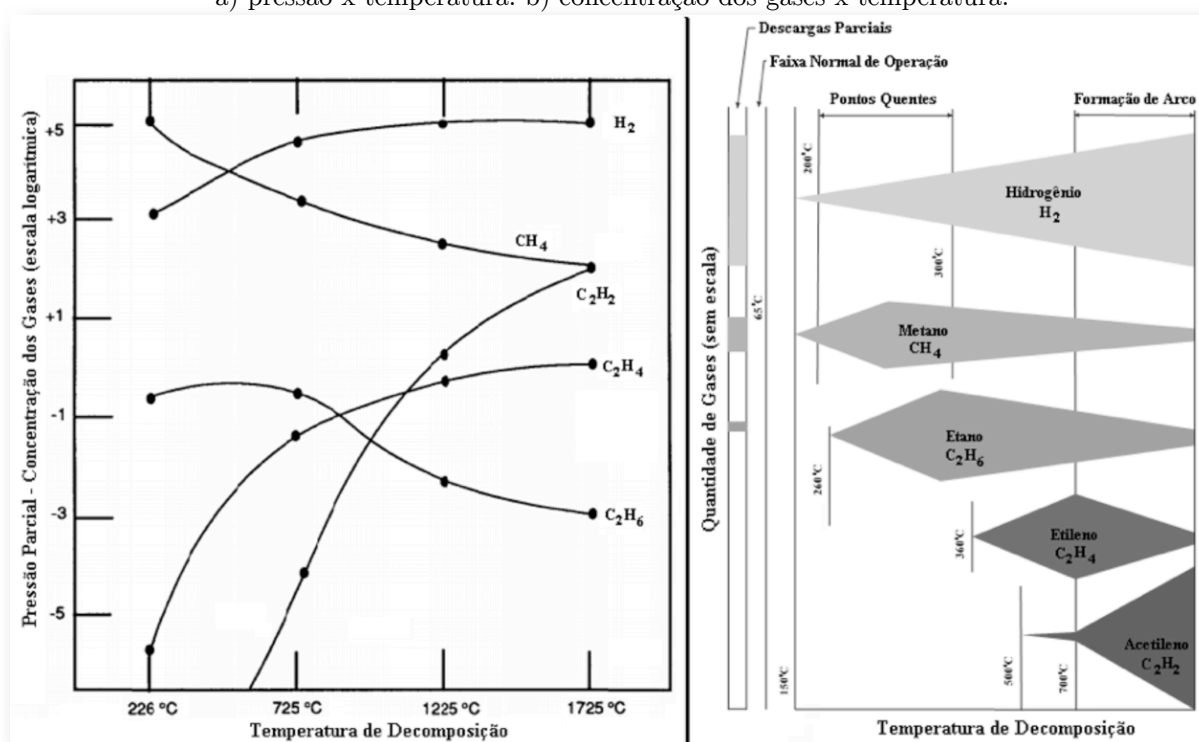
Seria onerosamente impraticável quantificar os compostos presentes no processo e as condições de energia do ambiente da reação. Conseqüentemente, há impossibilidade

de aplicação dos conhecimentos da teoria cinética das reações químicas para descrever de forma rigorosa a decomposição de tais hidrocarbonetos.

Entretanto, um modelo termodinâmico proposto por Halstead (1973) permite conhecer a pressão parcial de cada gás em função da temperatura. Esta proposta admite que todos os hidrocarbonetos do óleo são decompostos nos mesmos produtos e que estes estão em equilíbrio entre si. Idealmente, toma-se que as reações ocorrem em temperatura constante. Pode-se considerar também constantes de equilíbrio conhecidas das reações de decomposição relevantes. O modelo está apresentado na Figura 2.2.

Figura 2.2 - Formação dos gases em função da temperatura de decomposição.

a) pressão x temperatura. b) concentração dos gases x temperatura.



Fonte: a) IEEE (2008). b) Adaptado de SINGH; BANDYOPADHYAY (2010).

Este modelo pode ser utilizado na estimação da taxa de geração de cada gás a qualquer temperatura. Com isso, uma distribuição da concentração de gases pode significar uma determinada falha caracterizada em termos de temperatura e duração da falha. O modelo descrito, pode produzir muitas dúvidas e comentários devido às condições idealizadas. Devido a algumas limitações, não é possível a identificação

clara da característica de formação dos gases quando duas ou mais falhas ocorrem simultaneamente no interior de um transformador (IEEE, 2008).

Os transformadores de potência envolvidos em situações de falhas, mesmo que incipientes, apresentam, dissolvidos em seu óleo isolante, traços de alguns gases: hidrogênio (H_2), metano (CH_4), etano (C_2H_6), etileno (C_2H_4), acetileno (C_2H_2), monóxido de carbono (CO) e dióxido de carbono (CO_2). Além desses, podem ser encontrados hidrocarbonetos com C_3 e C_4 e gases não-combustíveis como oxigênio (O_2) e nitrogênio (N_2), entretanto sem influenciar enfaticamente a obtenção de um diagnóstico de falhas, por não serem produtos significativos da decomposição do óleo (ABNT, 1982; MILASCH, 1984).

Para formar o sistema de isolamento do transformador faz-se uso, além do óleo mineral, da composição de papel celulósico impregnado em óleo. Importante ressaltar que cada um deles possui seu processo natural de degradação de acordo com o envelhecimento que pode ser acelerado de acordo com a interação no ambiente interno do transformador. A impregnação do papel em óleo tem objetivo de retardar a penetração da água. Porém, antes de impregnar em óleo, o papel é tratado com verniz ou resina. O primeiro, por conter solvente volátil, propicia a formação de cavidades na massa isolante, situação com maior probabilidade de aparecimento de descargas parciais, o que pode ser evitado com o uso de resina. A medição do fator de potência da isolação com tensões elevadas permite a avaliação da extensão das descargas parciais na isolação (MILASCHI, 1984; MORAIS, 2004; THE ELECTRICITY FORUM, 2005).

Os principais materiais celulósicos empregados no isolamento de transformadores são: Papel e papelão Kraft – feito de fibra de madeira; Papel Manilha – feito de fibras de madeira e cânhamo; Pressboard – feito de papelão com fibra de algodão (MILASCH, 1984). Estes materiais são preferíveis por apresentarem características propícias para isolamento como o fator de dissipação e rigidez dielétrica (KHALIFA, 1990).

Em termos da decomposição térmica da isolação celulósica, há produção de óxidos de carbono (CO e CO_2) e algumas moléculas de hidrogênio (H_2) e metano (CH_4) devido ao óleo mineral impregnado. A relação existente entre a taxa de produção dos gases é exponencial em relação à temperatura e proporcional ao volume do material que se encontra nesta. Assim, é possível que um grande volume aquecido a uma temperatura moderada tenha o mesmo efeito de um pequeno volume a alta temperatura. Do exposto, o volume de óleo de um transformador aparece como um parâmetro importante para se determinar os limiares de produção normal de gases no interior de transformadores (IEEE, 2008).

A degradação da celulose é também fonte de oxigênio, portanto, auxilia o processo de oxidação do óleo (MILASCH, 1984). A oxidação dos óleos minerais afeta largamente as propriedades físico-químicas agravando o desempenho do mesmo e conseqüentemente do equipamento em serviço. Os principais produtos da oxidação dos óleos minerais isolantes são polares e podem formar borras que diminuem a transferência de calor, causando entupimentos e formação de depósitos sólidos. Estes aspectos apontam para a necessidade de interromper ou retardar a oxidação do óleo em uso para aumentar sua vida útil e seu desempenho, reduzindo assim o custo de manutenção do equipamento (MELO *et al.*, 2005).

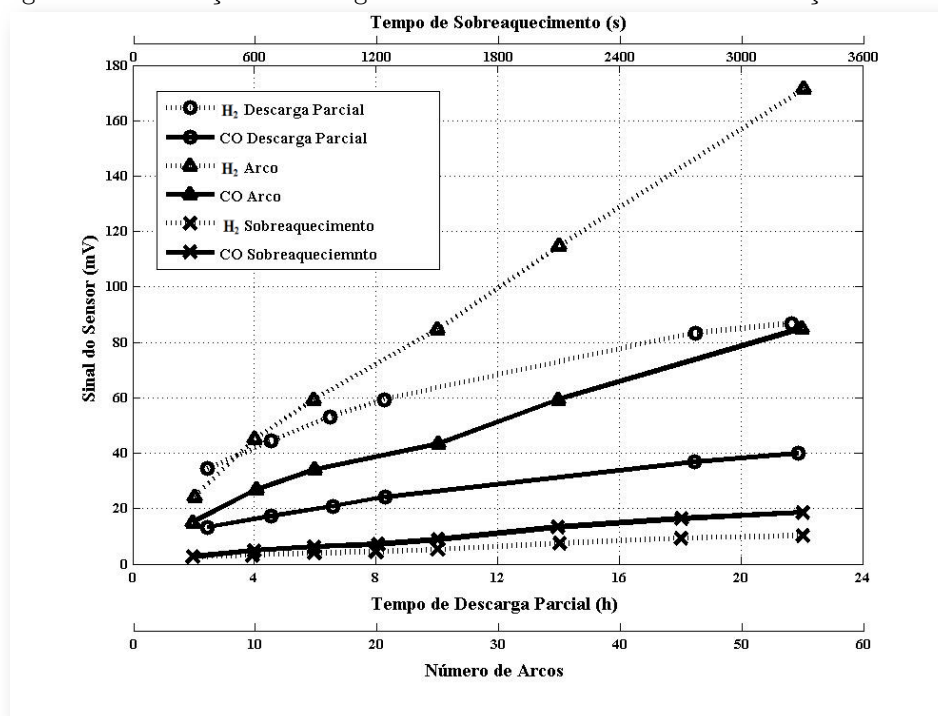
Embora seja verificada a presença de monóxido de carbono (CO) e dióxido de carbono (CO_2), assim como traços de hidrogênio (H_2) e metano (CH_4), em falhas que envolvam a celulose, cabe mencionar que mesmo em transformadores novos é possível encontrar certos níveis de hidrogênio e monóxido de carbono porque estes gases podem ser formados mesmo em condições de temperatura não muito acima das normais.

Nos estudos de Zylka e Mazurek (2002), pode ser observada a relação entre a produção de hidrogênio e monóxido de carbono dissolvidos em testes de falhas típicas em óleos isolantes. A evolução na geração dos referidos gases foi monitorada em um experimento com monitores de gases dissolvidos com membranas sensíveis a hidrogênio e monóxido de carbono. As falhas envolvendo sobreaquecimento do óleo,

descargas parciais e arco elétrico foram simuladas e a saída de sinal do sensor foi monitorada e documentada para verificação. A Figura 2.3 demonstra um gráfico com os sinais de saída do equipamento, em tensão elétrica da ordem de milivolts (mV), de monitoramento para a simulação dos três tipos de falhas.

Embora a quantidade de arcos do experimento não possa ser transladada para eixo de tempo, observa-se que há uma evolução na geração dos gases à medida que há intensificação na simulação das falhas ou aumento da temperatura envolvida. Este experimento confirma o exposto nos estudos de Halstead (1973) conforme demonstrado na Figura 2.2, pelo menos pelo comportamento do hidrogênio. Também pode ser observada uma característica interessante para este tipo de sensor ser utilizado como alarme de falhas. Há o fato de a produção de hidrogênio ultrapassar a taxa de geração de monóxido de carbono em caso de falhas de temperatura mais elevada. O alarme, neste caso, poderia tolerar algum sobreaquecimento sendo disparado com aumento de temperatura de falha refletido na geração dos gases. Quanto maior a severidade da falha, maior foi o afastamento da taxa de geração entre os dois gases monitorados.

Figura 2.3 - Evolução de hidrogênio e monóxido de carbono em condições de falha.

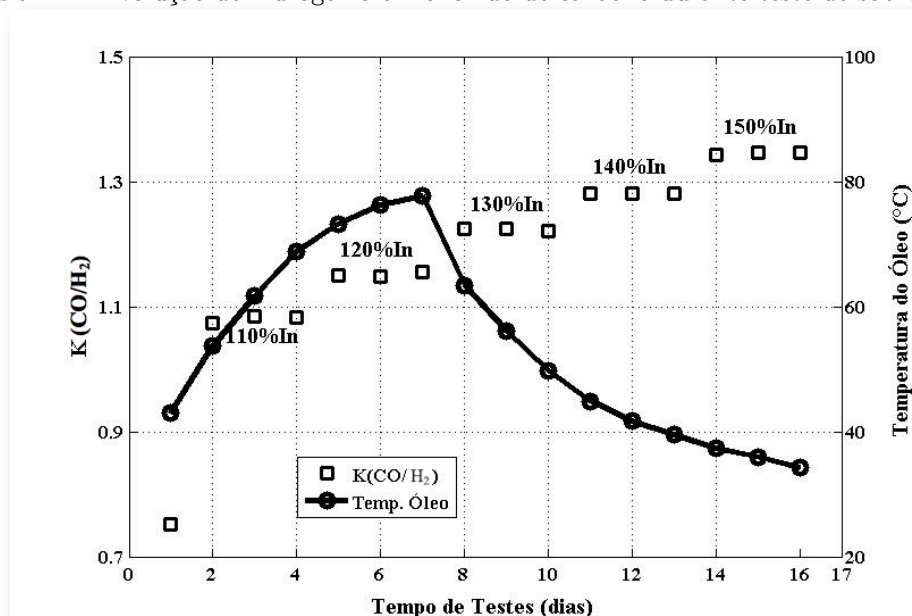


Fonte: Adaptado de ZILKA, MAZURECK (2002).

A Figura 2.4 demonstra uma característica do mecanismo de decomposição térmica do óleo a partir de testes de sobrecarga, ainda nos estudos de Zylka e Mazurek (2002). Para este teste, os autores se utilizaram da descrição do quociente adimensional entre os dois valores de tensão de saída para os sensores de monóxido de carbono e hidrogênio (k_{CO/H_2}).

Com amostragem durante três dias seguidos para cada etapa de teste, o óleo de um transformador real (160 kVA, 10/0.4 kV, In 9.2 A) foi submetido a sobrecargas de 110, 120, 130, 140 e 150% da corrente nominal. A partir da sobrecarga de 130% da corrente nominal pode-se averiguar a inversão na quociente k_{CO/H_2} , corroborando para o fato de haver inversão na taxa de produção entre os dois gases monitorados a medida que há aumento na temperatura de falha.

Figura 2.4 - Evolução de hidrogênio e monóxido de carbono durante teste de sobrecarga.



Fonte: Adaptado de ZILKA, MAZURECK (2002).

Diante do exposto, há grande interesse de pesquisadores no desenvolvimento e aperfeiçoamento de técnicas para diagnóstico de envelhecimento da isolação de transformadores, identificação dos produtos de degradação e a identificação antecipada da ocorrência de falhas. Como prova disto, um pequeno sumário das técnicas, seus níveis de desenvolvimento, campo de aplicação e a utilização de cada

uma delas no âmbito da engenharia são demonstrados a seguir (VAN BOLHUIS *et al.*, 2002):

- DGA - Envelhecimento do óleo e papel, identificação de pontos quentes, arcos elétricos ou descargas parciais. Amplamente em uso, há estudos em desenvolvimento para refinar a causa da formação do gás;
- Análise Físico-química - Comportamento do envelhecimento do óleo mediante as propriedades físicas e químicas do mesmo.
- Grau de Polimerização - Envelhecimento do papel isolante. Relaciona a cadeia de polímeros e a resistência mecânica;
- Análise Furfural - Envelhecimento do papel isolante. O comportamento da formação de compostos furânicos ainda sob pesquisa;
- Medição da Tensão de Restabelecimento (RVM) - Quantidade de água e envelhecimento do papel isolante;
- Tangente Delta - Perdas dielétricas no sistema isolante. Instrumentos portáteis têm sido desenvolvidos para este fim;
- Resistência do isolamento e índice de polarização - Acúmulo de materiais polarizáveis no sistema isolante;
- Descargas Parciais - Deterioração do sistema isolante, detecção de alguns defeitos localizados. Pesquisas estão sendo feitas para supressão de ruídos, interpretação dos dados e uso on-line.

2.3.2 Análise dos Gases Dissolvidos no Óleo

Os gases dissolvidos no óleo, segundo a teoria apresentada, podem fornecer informações acerca dos processos internos que envolvem as partes ativas do equipamento e seu isolamento. As falhas, mesmo em seus estágios iniciantes, influenciam efetivamente as interações entre as partes internas do transformador.

Esta influencia significa alterações no padrão de isolamento e queda da vida útil do equipamento.

Por refletir os acontecimentos internos ao transformador e incorrer em um processo que pode levar a falhas mais severas, como nos casos de curto-circuito no interior do equipamento, a análise dos gases dissolvidos no óleo torna-se importante para averiguação das condições de funcionamento e manutenção do equipamento.

As técnicas de análise fazem parte do processo de manutenção há décadas e são aplicadas em âmbito mundial. Isto significa o domínio de uma técnica e a comprovação do seu uso a ponto da metodologia ser padronizada por normas nacionais e internacionais, tais como as normas: ABNT NBR 7070 (ABNT, 1981), IEC 599 (IEC, 1999) e IEEE C57.104 (IEEE, 2008).

Após o processo de amostragem do óleo isolante, ocorre sua manipulação em laboratório, onde os gases são extraídos. Em um cromatógrafo, a amostra é analisada para identificação e quantificação da concentração dos gases dissolvidos. A identificação individual dos gases dissolvidos na amostra consiste na comparação do tempo de retenção de um padrão em relação ao da amostra. O tempo de retenção é o ocorrido entre a injeção da amostra e o máximo pico cromatográfico. Para quantificação da amostra, o cálculo da área dos picos registrados na cromatografia, através de integradores eletrônicos ou técnicas de medição de área, reflete a quantidade de massa do elemento injetado (BARBOSA, 2008).

Com as informações provenientes de um processo de cromatografia, é possível fazer avaliação das condições internas do sistema de isolamento do equipamento imerso em óleo mineral. Esta avaliação é executada por meio do uso de técnicas de DGA, do inglês *Dissolved gas analysis*, que reúne estudos que relacionam a distribuição de falhas e seus tipos com as temperaturas em que estas ocorrem e sua localização geral. As primeiras teorias remontam a 1928 e as técnicas atuais usam de uma coletânea de estudos e experimentos no decorrer dos anos (IEEE, 2008). O desenvolvimento das técnicas leva em consideração a solubilidade e grau de saturação de vários gases em

óleo, o ambiente de acomodação do óleo, a quantidade de material em contato com a falha, o sistema de circulação do óleo e outros parâmetros inerentes ao isolamento do transformador. Apesar de especialistas citarem que as técnicas de análise de gases dissolvidos não derivam de uma ciência exata, mas resultam de evidências empíricas, estas técnicas normatizadas são aplicadas continuamente há anos pelas concessionárias de energia e o tema é assunto recorrente em muitas pesquisas (WANG *et al.*, 2002; SAHA, 2003; NUNES, PAHLAVANPOUR, 2009; SINGH, BANDYOPADHYAY, 2010; DING *et al.*, 2011). Exemplos de relatórios de análises de gases dissolvidos são apresentados no Anexo A.

A maioria das teorias de DGA faz uso das razões apresentadas na Tabela 2.3. Estas teorias consideram como valores limites das concentrações dos gases dissolvidos para aplicação das técnicas os especificados pelo limite conhecido por L1, conforme Tabela 2.4 (IEEE, 2008).

Tabela 2.3 - Razões entre as concentrações dos gases.

Razão	CH_4/H_2	$\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$	$\text{C}_2\text{H}_2/\text{CH}_4$	$\text{C}_2\text{H}_6/\text{C}_2\text{H}_2$	$\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$
Notação	R1	R2	R3	R4	R5

Fonte: IEEE (2008).

Tabela 2.4 - Limites das concentrações dos gases para condição de normalidade.

Gás	H_2	CH_4	C_2H_2	C_2H_4	C_2H_6	CO	CO_2
Limite L1 (p.p.m.)	100	120	1	50	65	350	2500

Fonte: IEEE (2008).

A utilização dos valores limites decorre de que as razões de gases abaixo destas referências apresentam-se inexatas e incertas. Estes valores, segundo estudos recentes, podem ser influenciados por outros parâmetros de acordo com tipo de equipamento, país de instalação, fabricante, tensão, tempo de uso, aplicação, condições de operação, tipo do óleo, natureza da falha.

Como exemplo, na Tabela 2.5, segue a proposta dos limites dos valores da taxa de evolução dos gases variando com o volume de óleo no transformador, em p.p.m./ano (NUNES, PAHLAVANPOUR, 2009).

Tabela 2.5 - Limites da evolução dos gases em relação ao volume de óleo.

Volume de Óleo (em klitros)	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	CO	CO ₂	Número de Amostras
<5	6	1,5	0,4	2,8	1	70	430	3011
5-20	113	28	1,7	48	20	540	6720	2497
20-50	52	14	0,7	33	9	590	4500	6219
>50	75	49	1,5	146	38	1060	6870	7643
Qualquer volume	52	18	1	50	13	650	4720	17709

Fonte: NUNES, PAHLAVAMPOUR (2009).

Outro exemplo, seria o uso de limites para evolução de gases em relação ao local onde ocorre a falha, se no isolamento sólido ou líquido, conforme Tabela 2.6.

Tabela 2.6 - Limites das concentrações dos gases em relação à localização da falha.

Local da Falha	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆
óleo (p.p.m.)	77	70	5	153	42
papel (p.p.m.)	70	50	5	60	40

Fonte: NUNES, PAHLAVAMPOUR (2009).

De uma forma geral, a relação do limite com o volume de óleo leva ao entendimento de que pequenas quantidades de gases são geradas em equipamentos pequenos. Enquanto grandes volumes de gases dissolvidos são verificados em transformadores maiores. Também pode ser constatado que falhas envolvendo papel são particularmente importantes devido à sua localização próxima aos enrolamentos, os quais operam a uma temperatura 10°C a 30°C mais elevada que o óleo, devido a isso os limites apresentam-se ligeiramente menores. A falha severa envolvendo papel pode evoluir para perda da proteção sólida o que leva à maior probabilidade de curto-circuito (ASSUNÇÃO, 2007; NUNES, PAHLAVAMPOUR, 2009).

Muitas pesquisas aplicam técnicas de Inteligência Computacional no diagnóstico de falhas incipientes (DUKARM, 1993; ZANGH, 1996; HUANG *et al.*, 1997; WANG, 2000; MORAIS, 2004; LIMA, 2005; ALMEIDA *et al.*, 2007a; BARBOSA; ALMEIDA, 2008). Outras técnicas envolvidas, como Sistemas Especialistas, Sistemas Nebuloso e Redes Neurais Artificiais, podem ser utilizadas isoladamente ou integradas em sistemas híbridos (MIRANDA; CASTRO, 2005; LIMA *et al.*, 2006; ALMEIDA *et al.*, 2007b; DURAISAMY *et al.*, 2007). Pode-se citar alguns fatores que estimulam

pesquisas nesta área: a facilidade na aplicação das técnicas, a disponibilidade de dados e o desenvolvimento de tecnologias que ajudam na implementação das pesquisas desenvolvidas. Como resultado, ocorre um aumento na confiabilidade dos diagnósticos o que tem sido de grande valia para o setor elétrico.

2.4 Conclusão

Os sistemas de isolamento de transformadores de potência são de enfática importância para seu adequado funcionamento. Devido a características inerentes a sua morfologia, os isolamentos sólido e líquido podem apresentar desgaste quando submetidos a esforços de natureza térmica, mecânica e/ou elétrica. Tal desgaste pode afetar a plena eficiência das suas atribuições isolantes.

Este capítulo apresentou uma discussão sobre o desgaste proveniente dos esforços a que o sistema isolante está submetido, bem como o reflexo destes desgastes nas propriedades do óleo isolante. Foram apresentados os estudos sobre a avaliação das mudanças ocorridas nas propriedades físico-químicas do óleo e da sua taxa de geração de gases dissolvidos em decorrência desta degradação do óleo. As análises físico-químicas e de gases dissolvidos no óleo isolante oferecem informações que permitem avaliar o grau de degradação do óleo e a presença de falhas internas quando estas ainda estão em fase inicial. De posse dessas análises é possível diagnosticar o sistema isolante da unidade e antecipar providências de manutenção em tempo hábil evitando maiores danos ao equipamento e conseqüentemente ao sistema elétrico.

Do exposto, surge a necessidade de aprofundamento do estudo sobre o diagnóstico de falhas em estado iniciante baseado nestas duas análises. Os próximos dois capítulos abordarão o assunto.

3 Diagnóstico do Estado do Óleo Isolante

O óleo mineral isolante mantém contato com todas as partes ativas internas do transformador de potência. As possíveis falhas que ocorrem no interior do transformador causam mudanças nas características do óleo e podem acelerar seu processo de envelhecimento e desgaste. Devido a isso, a verificação da integridade do óleo pode refletir as condições de funcionamento do equipamento e ainda detectar falhas que estejam inicialmente ocorrendo no tanque do transformador.

Na seção 3.1 são abordadas as influências do envelhecimento do óleo nas características físico-químicas e que nível de aprofundamento está disponível nos estudos da área. Na seção 3.2 desenvolve-se a verificação do uso e aplicação deste tipo de teste. A seção 3.3 traz os comentários conclusivos.

3.1 Análise das Propriedades Físico-Químicas

As análises das características físico-químicas geram dados que permitem avaliar o estado do óleo. Através de cartas de avaliação extraídas dos procedimentos de referência, como catálogos de fabricantes, pode-se classificar o óleo analisado. A classificação pode exigir a troca do óleo caso exista algum indicativo de anormalidade (WEG, 2004).

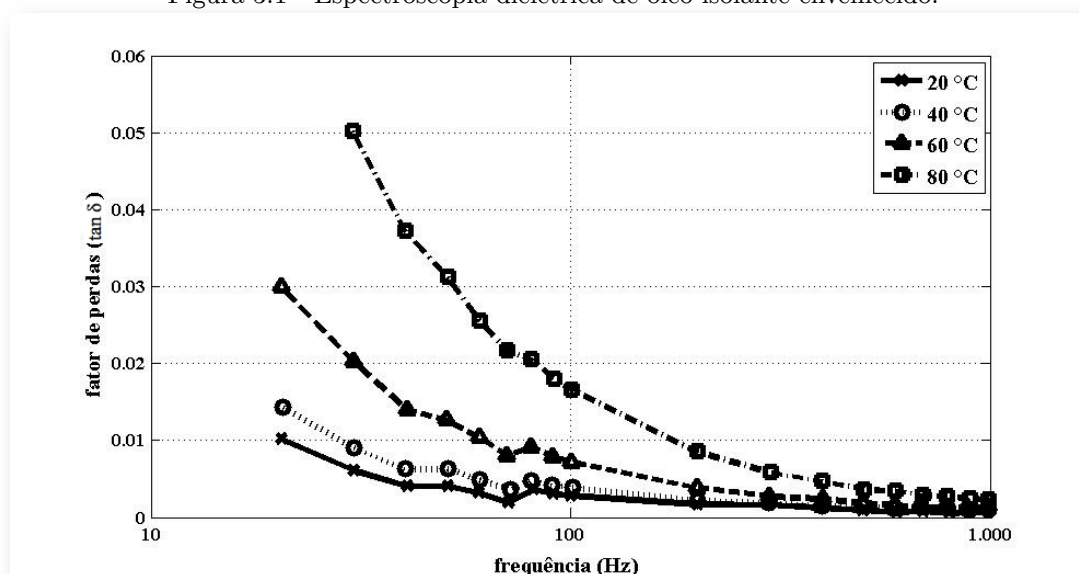
Apesar da importância das informações advindas das análises físico-químicas e cromatográficas e das possibilidades extraídas da existência de uma associação entre elas, esta associação não é muito bem definida na literatura.

Porém, algumas pesquisas mencionam a influência das características dielétricas anormais do óleo no aparecimento de falhas internas. Tais anormalidades podem estar refletidas na presença de radicais livres e de oxigênio dissolvido sob o efeito catalítico do cobre, reconhecidos como estopim do processo de degradação do óleo na medida do seu envelhecimento (FERGUSON *et al.*, 2002).

Ocorre que algumas pesquisas demonstram que, à medida que o tempo de operação do óleo isolante aumenta, o surgimento de falhas padrões sai de uma taxa constante para um patamar crescente (WANG *et al.*, 2002).

Amostras de óleos ensaiadas com métodos de espectroscopia dielétrica apresentam correlação entre o envelhecimento do óleo e o fator de perdas ($\tan \delta$). Amostras com características físico-químicas alteradas apresentam fator de perdas dependente da temperatura, conforme Figura 3.1 (FERGUSON *et al.*, 2002).

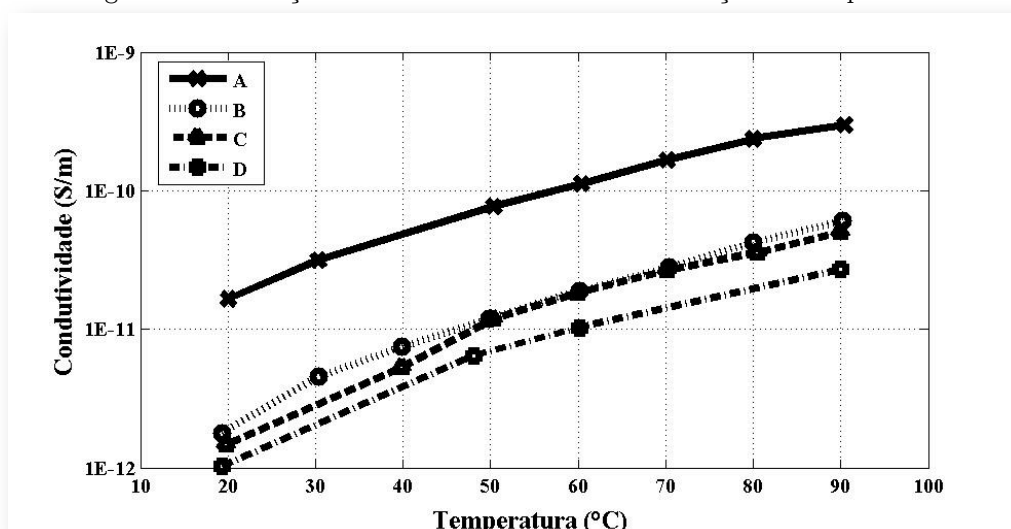
Figura 3.1 - Espectroscopia dielétrica de óleo isolante envelhecido.



Fonte: Adaptado de FERGUSON *et al.* (2002).

Os estudos de Peyraque *et al.* (1998) demonstram que a condutividade do óleo, parâmetro complementar à rigidez dielétrica, mantém uma relação ascendente com a temperatura. Os estudos foram realizados sobre quatro tipos de amostras de óleo: A – óleo fortemente envelhecido em laboratório; B – óleo com envelhecimento moderado; C – óleo em transformador novo e D – óleo novo (virgem), conforme demonstrado na Figura 3.2.

Figura 3.2 - Variação da condutividade do óleo em função da temperatura.



Fonte: Adaptado de PEYRAQUE *et. al.* (1998).

Sabe-se que o mecanismo de formação de gases no interior dos transformadores segue um modelo termodinâmico que associa a taxa de formação dos gases à temperatura na vizinhança do local onde ocorre a falha (IEC, 1999; IEEE, 2008).

Pesquisas de Abdi *et al.* (2008) relacionam envelhecimento do óleo isolante às modificações nas características físico-químicas como: tensão de ruptura, acidez, teor de água, cor e viscosidade cinemática. Para os testes, as amostras distintas do mesmo óleo eram aquecidas em fornos separados a 80°C e 120°C e o teste de envelhecimento durava 5000h.

Os resultados em Abdi *et al.* (2008) mostraram importante redução da tensão de ruptura do dielétrico a temperaturas elevadas de sobreaquecimento. Sobre a acidez, o envelhecimento térmico conduziu a aumento no grau de acidez. O teor de água também sofreu incremento em seus valores à medida em que a temperatura de teste aumentava. Houve também alteração na cor do óleo testado após o envelhecimento controlado provavelmente devido a oxidação que pode levar a formação de produtos ácidos. Em relação à viscosidade cinemática, praticamente não houve alteração durante o processo de envelhecimento controlado.

Em um âmbito geral, Abdi *et al.* (2008) concluem que leves sobreaquecimentos não levam à alterações muito significativas no óleo isolante. Entretanto, é verificada a

influência do envelhecimento por efeito térmico nas propriedades físico-químicas do óleo.

A Tabela 3.1 apresenta os resultados dos ensaios físico-químicos efetuados por Paraskevas *et al.* (2006) em amostras classificadas segundo as condições de óleo: 1 - condição satisfatória para uso continuado; 2 - necessário recondicionar para eliminar efeitos do envelhecimento, garantindo serviço prolongado e confiável; 3 - condição insuficiente para uso podendo ser descartada. Baseado nos resultados destes testes, algumas conclusões podem ser evidenciadas acerca da relação entre as grandezas físico-químicas ensaiadas e o estado do óleo.

Tabela 3.1 - Resultados dos ensaios físico-químicos comparados aos valores normalizados.

Ensaio Físico-Químico	Limites (ASTM)	Condição do Óleo		
		1	2	3
Rigidez Dielétrica (kV)	26 mín. (D877)	31,48±5,9	28,70±6,9	27,49±7,24
Tensão Interfacial (mN/m)	24 mín. (D971)	34,60±6,18	24,33±3,8	20,13±3,65
Acidez (mg KOH / g óleo)	0,2 máx. (D974)	0,10±0,016	0,124±0,048	0,19±0,091
Teor de Água (p.p.m.)	35 máx. (D1533)	13,4±7,5	14,6±7,7	17,4±11,0
Densidade Relativa	0,840-0,9 (D1298)	0,8718±0,0011	0,8720±0,0087	0,8752±0,0098
Cor	0,5-8 (D1500)	1,37±0,56	2,13±0,71	3,19±0,83

Fonte: PARASKEVAS *et al.* (2006).

Apesar do patamar de normalidade padronizado não ter sido ultrapassado pelos conjuntos de dados, há uma tendência de queda no valor da rigidez dielétrica à medida que aumenta o valor do fator de dissipação e a instabilidade térmica da permissividade.

Também é observada uma tendência de decréscimo da tensão interfacial em direção às amostras de condição deteriorada, as quais apresentaram valores reprováveis.

O índice de acidez cresce em proporção direta ao fator de perdas e à instabilidade térmica, ou seja, amostras na condição 3, conforme Tabela 3.1, apresentam níveis de acidez elevados em comparação com as outras condições de amostras, muito próximas do limiar da norma.

A densidade relativa também apresenta comportamento de crescimento com relação ao aumento do valor de $\tan \delta$. Importante observar que mesmo dentro da faixa de

normalidade sugerida as amostras da condição 3 apresentam alta taxa de elevação em comparação com as outras duas condições.

O índice de cor também sofre incremento em relação à deterioração do óleo. Porém, esta medida não é totalmente confiável como indicador da qualidade do óleo.

Outro ponto que merece enfoque é a influência do envelhecimento do óleo sobre a degradação das características dielétricas do óleo. Ou seja, quanto maior o tempo de operação do isolante, menor a probabilidade da amostra apresentar boa qualidade dielétrica. Podendo a estabilidade térmica do óleo, inclusive, ser agravada por decorrência de oxidação e esforço elétrico, influenciando no acréscimo do fator de dissipação do óleo (FERGUSON *et al.*, 2002).

Sabe-se que o óleo isolante tende a ter má qualidade com o decréscimo da rigidez dielétrica e da tensão interfacial e com o aumento do teor de água e da acidez (PALMER *et al.*, 2000).

Em suma, os estudos apontam uma possível correlação entre a degradação do óleo e os valores das análises físico-químicas, porém, ainda não explorada profundamente. Assim, é possível utilizar os valores dos resultados de ensaios físico-químicos para formular uma classificação em termos de qualidade do óleo isolante de equipamentos elétricos.

Por depender da aplicação de muitas normas em vários resultados de ensaios para se obter uma avaliação da qualidade do óleo, a tarefa de diagnosticar o estado do líquido isolante do transformador pode se tornar uma tarefa complexa que requer experiência do operador. Ultimamente, tem sido feito uso de ferramentas inteligentes para efetuar tal trabalho (BARBOSA, 2008).

A caracterização de um óleo mineral para utilização como isolante é feita por uma série de parâmetros físico-químicos. Assim, o estabelecimento de limites para esses parâmetros tem como objetivo alcançar uma uniformidade de comportamento como isolante e referências de qualidade para sua utilização (ZIRBES *et al.*, 2005).

A análise das características físico-químicas, bem como seus valores limites, são indicativos importantes da boa adequação do óleo isolante de acordo com procedimentos padronizados por entidades tais como ABNT, IEC e ASTM. Através destas análises, pode-se acompanhar a evolução de algumas características e determinar se o óleo isolante se mostra adequado. Estes atributos sofrem mudanças ao longo do tempo de operação do transformador, modificando assim a capacidade de transferir calor e a própria estabilidade térmica do óleo.

As características mais utilizadas como determinante da boa adequação do óleo isolante, em termos da sua capacidade de isolamento e refrigeração, são: aparência, densidade máxima, viscosidade, ponto de fluidez, ponto de fulgor, índice de neutralização, tensão interfacial, cor, teor de água, rigidez dielétrica, fator de potência, dentre outros. Vale salientar que valores fora dos limites pré-estabelecidos indicam necessidade de tratamento termo-vácuo, substituição ou regeneração do óleo mineral.

Assim, é importante o uso do conhecimento apresentado em uma adequada manutenção e uma conseqüente extensão na vida útil do transformador, pois qualquer detecção anormal permite a intervenção planejada no equipamento e evita desligamentos desnecessários.

A verificação da condição do isolamento do óleo é de suma importância para o funcionamento a contento das unidades transformadoras. Alguns testes físico-químicos em amostras do óleo podem revelar a integridade dielétrica e refrigerante do mesmo e são atualmente aplicados na gestão de manutenção de transformadores de potência.

Uma coletânea de testes físicos, químicos e elétricos mostra a caracterização das mudanças nas propriedades elétricas, no nível de contaminação e no grau de deterioração do óleo isolante. Para uma análise adequada do estado e qualidade do óleo alguns procedimentos são padronizados e seguem normas estabelecidas, conforme mostrado na Tabela 3.2 (IMAMURA, 2000; CARGOL, 2005; MILASCH, 1984; THE ELECTRICITY FORUM, 2005; BARBOSA, 2008).

Tabela 3.2 - Propriedades físico-químicas do óleo mineral.

Propriedade Física do Óleo	Descrição	Norma Aplicada
Cor	A cor muda e escurece na medida em que o óleo vai se deteriorando. O óleo novo tem uma cor amarelo-pálida e é transparente. Útil na avaliação sobre o estado de oxidação do óleo isolante.	ABNT-MB - 351 ASTM D - 1500
Densidade Relativa	Qualquer variação no valor pode indicar alteração no óleo. A densidade do óleo está, normalmente, em torno de 0,9 na temperatura de 15 °C.	NBR - 7148 ASTM D - 1298
Viscosidade	É a resistência que o óleo oferece ao escoamento contínuo sem turbulência, inércia ou outras forças. A quantidade de calor que o óleo é capaz de transferir, por hora, do transformador para o meio ambiente depende desta propriedade.	NBR-10441 ABNT-MB - 293
Índice de Neutralização	Quantifica a presença de contaminantes polares ácidos, normalmente produtos de oxidação do óleo isolante.	NBR-14248 ASTM D-974
Tensão Interfacial	Na superfície de separação entre o óleo e a água forma-se uma força de atração entre as moléculas dos dois líquidos que é chamada de tensão interfacial, medida em N/m. Uma diminuição da tensão interfacial indica o início da deterioração do óleo.	NBR - 6234 ASTM D - 971
Teor de Água	A água pode existir no óleo sob a forma dissolvida, não dissolvida (em suspensão) ou livre (depositada). A quantidade de água em solução no óleo depende da temperatura e do grau de refino. Quanto mais alta a temperatura, maior a quantidade de água dissolvida no óleo. Quanto mais bem refinado for o óleo, menor será a solubilidade da água.	NBR - 5755 NBR - 10710 ASTM D - 1533
Rigidez Dielétrica	É a tensão alternada na qual ocorre a descarga disruptiva na camada de óleo situada entre dois eletrodos. A rigidez dielétrica do óleo é pouco afetada pela água nele dissolvida. Mas a água livre em suspensão no óleo diminui acentuadamente sua rigidez dielétrica. Em um óleo deteriorado, a água livre tem maior possibilidade de ficar em suspensão que no óleo novo. Também contribui para a redução da rigidez dielétrica as partículas sólidas em suspensão (fibras celulósicas, poeira, etc.).	IEC 156 NBR - 6869 NBR - 10859 ASTM D - 877 ASTM D - 1816
Fator de Potência	O fator de potência do óleo mineral isolante é igual ao cosseno do ângulo de fase ou o seno do ângulo de perdas do mesmo. Este aumenta de valor na medida em que a deterioração do óleo progride. O fator de potência significa o quanto de corrente flui pelo óleo e que é uma medida de sua contaminação e de sua deterioração.	IEC 247

Fonte: O autor.

Os resultados das análises físico-químicas indicam o real estado do óleo utilizado como isolante, possibilitando a orientação de procedimentos para regeneração ou até mesmo substituição do óleo.

3.2 Diagnóstico do Estado do Óleo Isolante

As propriedades físico-químicas fornecem uma descrição do estado do óleo isolante. Com esta descrição é possível inferir as condições de uso continuado do isolante garantindo que o transformador tenha um sistema de isolamento capaz de responder às requisições de serviço de modo satisfatório. Exemplos de relatórios de diagnósticos de transformadores utilizando as propriedades físico-químicas são apresentados no Anexo A.

A Tabela 3.3 apresenta um guia, fornecido por fabricante de transformadores, para a verificação das condições do óleo isolante mediante as análises físico-químicas, propiciando um método de se obter recomendações para manutenção (WEG, 2004).

Tabela 3.3 - Guia de verificação das condições do óleo isolante.

Tg a 90° C (%) ou FP a 100° C (%) (fator de perdas dielétricas a 90° C ou 100° C)	Rigidez	Teor de Água	Acidez	TIF > 20 mN/m a 25° C	Recomendações			
Atende	Atende	Atende	Atende	Atende	Nenhuma			
				Não atende	Regeneração ou troca do óleo			
	Não atende	Atende	Atende	Atende	Atende	Filtragem do óleo		
					Não atende	Regeneração ou troca do óleo		
					Não atende	Atende	Atende	Secagem da parte ativa e de óleo
							Não atende	Secagem da parte ativa e regeneração ou troca de óleo
		Não atende	Não atende	Atende	Atende	Secagem da parte ativa e regeneração ou troca de óleo		
					Não atende	Secagem da parte ativa e regeneração ou troca de óleo		
		Não atende	-	-	-	-	Regeneração ou troca de óleo	

Fonte: WEG (2004).

Uma forma de se automatizar esta análise é dispor de ferramentas inteligentes que possam apresentar diagnóstico mesmo para valores específicos das propriedades físico-químicas do óleo.

A partir das análises físico-químicas, é possível implementar algoritmo capaz de indicar de forma mais acurada problemas relacionados com a qualidade dielétrica do líquido isolante do transformador. O uso de sistemas computacionais para implementar este tipo de diagnóstico é uma forma de aumentar a confiabilidade na análise (WANG, 2000; WARD; LINDGREN, 2000).

Alguns estudos aplicam RNA como classificadoras de estado do óleo. Bons resultados têm sido obtidos através do uso dos algoritmos Adaptive Back-Propagation e Levenberg-Marquardt para treinar as RNAs que irão prover um diagnóstico do estado do óleo. A saída da RNA projetada apresenta decisões de acordo com os testes físico-químicos: troca do óleo, regeneração, filtragem ou manutenção do óleo testado. Os resultados relatados demonstram que houve convergência e o sistema fez um correto diagnóstico durante a fase de teste descrita (MOKHNACHE; BOUBAKEUR, 2002).

Em Barbosa (2008) um programa computacional disponibiliza uma série de recomendações preventivas visando manter um bom desempenho do sistema isolante e conseqüentemente a vida útil do transformador a partir do diagnóstico fornecido por uma RNA.

As entradas do algoritmo são os valores dos atributos coletados das análises físico-químicas, como seguem: acidez, rigidez dielétrica, teor de água, tensão interfacial, densidade e fator de potência do óleo. Estas entradas comportam informações importantes para um diagnóstico confiável de forma que, na saída, são listados procedimentos de manutenção como recondicionamento por termo-vácuo, regeneração por filtragem, reamostragem imediata e reamostragem em um ano no caso de normalidade. A recomendação de regeneração por filtragem ocorre com tratamento químico com meio básico, por exemplo, metassilicatos, ou tratamento com meio absorvente sólido, por exemplo, argila ou carvão ativado. Os resultados obtidos

mostram percentual de acertos médio de 87,88% para o universo de 102 amostras utilizadas.

O algoritmo desenvolvido em Barbosa (2008) pode ser integrado a monitores tornando possível o projeto de sistemas integrados de monitoramento *on-line* para a qualidade do óleo isolante. Estes tipos de monitores atuam verificando a rigidez dielétrica diagnosticando o grau de pureza do óleo. O monitoramento *on-line* da rigidez dielétrica pode servir como parâmetro de detecção de anormalidade nas características dielétricas do óleo deflagrando uma análise físico-química de uma amostra do óleo podendo ser necessária até uma análise de gases dissolvidos em casos mais críticos.

Outros estudos apontam para o desenvolvimento de um sistema de espectrofotometria ultravioleta para monitoramento da absorvância que designa a qualidade isolante do óleo amostrado (PALMER *et al.*, 2000).

3.3 Conclusão

Por ser agente de suma importância nos sistemas de isolamento dos transformadores de potência, o óleo mineral merece atenção quanto ao seu comportamento enquanto interage com o ambiente interno do equipamento.

Uma forma de acompanhamento de manutenção do óleo isolante é a coleta do mesmo e sua avaliação por ensaios físico-químicos em laboratório. Estes ensaios testam o estado do óleo em operação através das propriedades físico-químicas que refletem o quanto o óleo analisado é capaz de satisfazer as exigências de isolamento e refrigeração.

Com os valores resultantes dos ensaios físico-químicos, é possível estabelecer um diagnóstico de qualidade do óleo baseado em uma carta disponibilizada pelos principais fabricantes. Este diagnóstico pode fornecer sugestões de manutenção acerca do óleo comprometido podendo indicar sua substituição em casos mais severos.

Entretanto, a partir dos resultados dos ensaios físico-químicos não é possível a detecção e identificação de falhas que estejam se iniciando no interior do equipamento. As técnicas de diagnóstico de falhas incipientes tradicionalmente utilizadas consideram este ensaio pouco informativo e nenhum aprofundamento em pesquisa avançou neste sentido. Por este ponto, a tese pretende avançar no estabelecimento do diagnóstico de falhas incipientes mediante o uso dos resultados do ensaio físico-químico.

4 Diagnóstico de Falhas Incipientes a partir dos Gases Dissolvidos no Óleo Isolante

Grande importância é dada à proteção do transformador de potência, por ser este equipamento vital aos sistemas elétricos. Antecipação no diagnóstico de falhas neste tipo de equipamento significa antecipação de providências que evitem perdas, em alguns casos, irreversíveis. As relações entre as falhas e sua detecção e identificação são estudadas na seção 4.1. A seção 4.2 apresenta as vantagens e as limitações da análise cromatográfica como ferramenta para diagnóstico de falhas incipientes. Aplicações de redes neurais no diagnóstico de falhas incipientes são explanados na seção 4.3. Os comentários conclusivos são evidenciados na seção 4.4.

4.1 Gases Dissolvidos e as Falhas Incipientes

A análise dos gases dissolvidos no óleo isolante do transformador permite uma avaliação profunda da realidade do sistema de isolamento do equipamento. Para tanto, vários métodos de análise dos gases dissolvidos (DGA) têm sido desenvolvidos e empregados nos parques elétricos de todo o mundo, gerando um ambiente de confiança na metodologia à medida que esta logra êxito com o passar dos anos. Com isso, formou-se um campo de conhecimento acerca de DGA que abrange experiência na aplicação das técnicas mais convencionais por mais de trinta anos, haja visto que todas as suas etapas básicas, envolvendo a coleta das amostras (sem necessidade de desligamento do equipamento) e a análise cromatográfica são amplamente documentadas e até padronizadas por normas nacionais e internacionais, tais como as normas: NBR 7070 (ABNT, 1981), IEC 599 (IEC, 1999) e IEEE C57.104 (IEEE, 2008). Daí a principal razão do grande sucesso e do interesse para o desenvolvimento de novas técnicas que este tipo de análise tem atraído diante do exigente cenário de manutenção e proteção a que estão submetidos os parques elétricos atuais.

A base das técnicas de DGA consiste em submeter a amostra do óleo isolante à um processo de cromatografia em fase gasosa. A cromatografia tem como objetivo estratificar as concentrações dos gases dissolvidos no óleo. Os dados obtidos podem ser expressos a partir das concentrações individuais de cada gás, através de razões entre as concentrações dos gases ou ainda como porcentagens em relação à concentração total de gases combustíveis.

O processo de falha está intrinsecamente relacionado com as temperaturas esperadas no óleo em função de seus mecanismos. Assim a ocorrência de sobreaquecimento no isolamento deve elevar a temperatura a valores que variam em função de sua severidade. Da mesma forma, a ocorrência de ruptura da rigidez dielétrica do óleo, com o surgimento de descargas, pode ser associada com as temperaturas de formação do arco em função de sua intensidade. Assim, são estabelecidas faixas de temperatura para as quais existe uma maior probabilidade da ocorrência de um determinado processo. Estabelecida a correlação entre a temperatura, o processo de falha e sua intensidade, são possíveis estimar, nos equipamentos, os processos envolvidos e faixas de temperaturas esperadas para falhas específicas. Esta é a forma usual de estabelecer uma correlação entre a formação de gases no óleo e processos ou falhas específicas (ZIRBES, 2005).

A interpretação de uma análise individual pode não ser muito efetiva, pois, mais de uma falha pode estar ocorrendo ao mesmo tempo ou ainda um tipo de falha pode progredir para outro, tal como ocorre com alguns problemas elétricos que têm origem em problemas térmicos. Portanto, é de fundamental importância estabelecer uma base de dados para servir como valores de referência. De forma tal que, se torna possível determinar a evolução temporal das concentrações dos gases, tomando-se como base os valores históricos. Isso é implementado mediante coletas periódicas de amostras de óleo, análise cromatográfica para determinar as concentrações dos gases e formação de um banco de dados com o histórico do transformador (BARBOSA, 2008).

A questão do intervalo entre as análises reflete a dependência entre as condições de perigo de falha no equipamento. Quanto maior for o indicativo de suspeita de falha no equipamento menor será o período de tempo para uma nova coleta e uma nova análise para que se possa observar o horizonte de evolução da falha suspeita e se estabelecer as devidas providências a serem tomadas. Entretanto, o conceito de necessidade de monitoramento ganha força com o advento de sensores que mantêm uma nova análise da situação interna dos gases dissolvidos em intervalos de 15 minutos. O início desse monitoramento também pode fazer grande diferença uma vez que o óleo de um transformador novo pode conter teores de gases que indiquem erroneamente uma situação de alarme com relação a falhas incipientes. Diante disso, é importante iniciar o monitoramento ainda na fábrica ou no ato de instalação da nova unidade a fim de se conhecer todas as características inerentes à fabricação e ao bom funcionamento do transformador incluindo seu sistema de isolamento.

A aplicação das técnicas de DGA exige a observação de uma seqüência de ações para a obtenção de um diagnóstico satisfatório e eficiente. Primeiramente, detectar a geração de algum gás que exceda os limites normais aplicando, nesse caso, os critérios apropriados para a identificação da anormalidade a que está submetido o equipamento. Em segundo lugar, avaliar o impacto desta anormalidade na disponibilidade de operação do transformador para, então, recomendar uma ação efetiva. De acordo com a importância desta anormalidade, as recomendações podem sugerir a retirada de serviço da unidade no intuito de resguardá-la do desenvolvimento de falhas críticas (IEEE, 2008).

4.1.1 Técnicas de Análise de Gases Dissolvidos

As várias técnicas para interpretação da análise cromatográfica, visam diagnosticar a condição atual do sistema de isolamento do transformador. Dentre os métodos mais conhecidos são: método do gás chave (PUGH; WAGNER, 1961, IEEE, 2008), triângulo de Duval (DUVAL, 1989) e os métodos das razões de Dörnenburg (DÖRNENBURG, GERBER, 1967) e Rogers (ROGERS, 1978). Tais métodos

encontram-se padronizados nas normas de análises cromatográficas: IEEE-Std.C57.104 (IEEE, 2008), IEC-60599 (IEC, 1999) e NBR-7274 (ABNT, 1982).

Os métodos do gás chave e das razões de Dörnenburg e Rogers requerem que um nível mínimo das concentrações dos gases seja excedido para que possam ser corretamente aplicados. Os valores que formam esta referência são chamados de Limite L1, definidos em p.p.m., conforme demonstrado na Tabela 2.3 no capítulo 2.

4.1.1.1 Método do Gás Chave (*Key Gas Method*)

O método do gás chave faz uso do valor percentual dos gases para diagnosticar falhas incipientes em transformadores. Este método teve sua formulação básica desenvolvida a mais de quatro décadas e se fundamenta nas quantidades relativas de cada gás gerado mediante os esforços térmicos e/ou elétricos a que estão submetidos o transformador (PUGH; WAGNER, 1961). É importante salientar que a degradação da celulose também pode ser observada através deste método uma vez que o óleo isolante do transformador, seja sozinho, seja impregnado no papel isolante, está em contato, praticamente, com todas as partes do equipamento vulneráveis a defeitos. Sendo assim, perante uma situação de falha, onde é observado um aumento da temperatura na região e uma conseqüente produção de gases, há uma probabilidade elevada de que os gases sejam encontrados dissolvidos no óleo isolante.

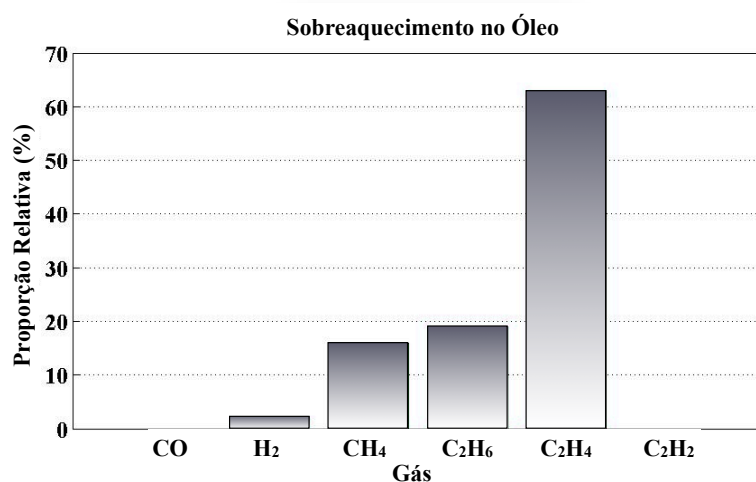
De acordo com o exposto, a essência do método consiste em relacionar o gás com a temperatura na qual é gerado. Uma vez estabelecida a correlação, determinam-se as falhas correspondentes. O gás predominante seria o gás chave, ou principal, derivando, assim, o nome do método.

Os estudos que formam a base deste método foram desenvolvidos por Pugh e Wagner (1961). Posteriormente, Griffin (1988) realizou uma revisão do método e trabalhou questões relativas a aplicação do método.

Para quatro tipos gerais de falhas, as Figuras 4.1, 4.2, 4.3 e 4.4 indicam as proporções relativas dos gases principais (LIMA, 2005; IEEE, 2008).

Falha térmica no óleo – gás chave: Etileno: O produto principal desta decomposição é o etileno, mas também é gerada uma menor quantidade de metano, hidrogênio e etano. Traços de acetileno podem ser formados se a falha for muito severa, isto é, temperaturas muito elevadas, ou envolver problemas com contatos elétricos.

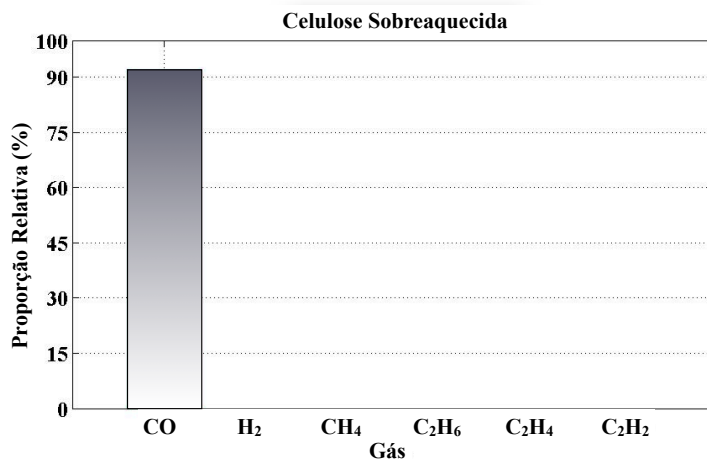
Figura 4.1 - Evolução do gás chave para falha de sobreaquecimento no óleo.



Fonte: Adaptado de IEEE (2008).

Falha térmica na celulose – gás chave: Monóxido de Carbono: Grandes quantidades de dióxido e monóxido de carbono são liberados da celulose superaquecida. Hidrocarbonetos gasosos, como metano e etileno, serão formados se a falha envolver uma estrutura impregnada em óleo.

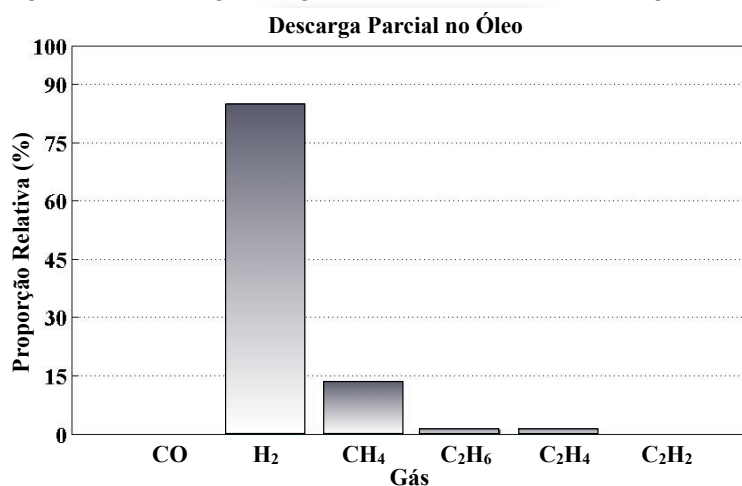
Figura 4.2 - Evolução do gás chave para falha de sobreaquecimento na celulose.



Fonte: Adaptado de IEEE (2008).

Falha elétrica de baixa energia ou corona – gás chave: Hidrogênio: Essas descargas elétricas produzem hidrogênio e metano, com pequenas quantidades de etano e etileno. Quantidades comparáveis de dióxido e monóxido de carbono também podem ser formadas caso a falha envolva a celulose.

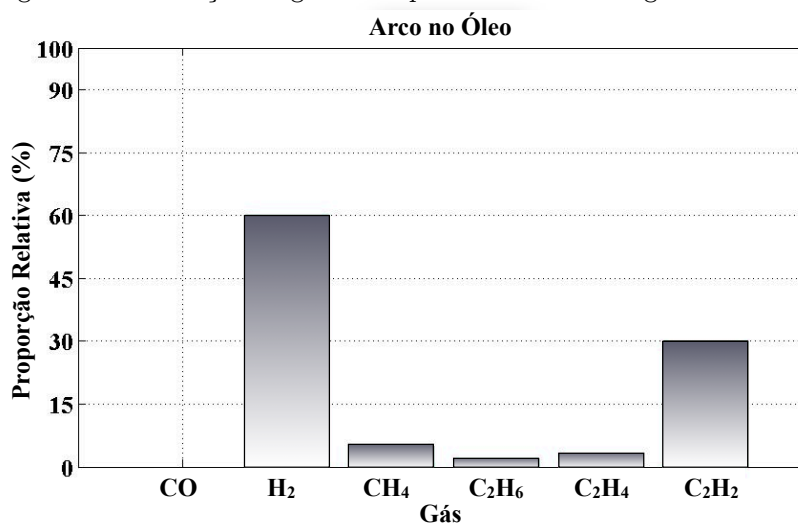
Figura 4.3 - Evolução do gás chave para falha de descargas parciais.



Fonte: Adaptado de IEEE (2008).

Falha elétrica de alta energia ou arco – gás chave: Acetileno: Grandes quantidades de hidrogênio e acetileno são produzidas, com pequenas quantidades de metano e etileno. Dióxido e monóxido de carbono também podem ser formados caso a falha envolva a celulose. O óleo e a celulose poderão ser carbonizados.

Figura 4.4 - Evolução do gás chave para falha de descargas de alta energia.



Fonte: Adaptado de IEEE (2008).

4.1.1.2 Método das Razões de Dörnenburg (*Dörnenburg Ratio Method*)

O uso de razões entre as concentrações dos gases para indicar a ocorrência de uma determinada falha foi desenvolvida por um processo empírico baseado na experiência de diversos engenheiros especialistas e pesquisadores mediante várias experimentações em transformadores no intuito de aperfeiçoar tais métodos. Eles buscam identificar uma falha correlacionando-a com cada uma das razões em determinadas faixas e, em geral, associando-a a uma dada codificação. Essa metodologia foi inicialmente proposta por Dörnenburg (DÖRNENBURG, GERBER, 1967) e posteriormente confirmada por Rogers (ROGERS, 1978).

A maioria das teorias de diagnóstico baseada no princípio de degradação térmica se embasam nas razões, apresentadas anteriormente na Tabela 2.2, no capítulo 2. Este método faz uso das razões R1, R2, R3 e R4.

O método de Dörnenburg classifica três tipos gerais de falhas: sobreaquecimento, descargas de baixa energia e descargas de alta energia (sob forma de arcos elétricos).

Para ser aplicado, é necessário que níveis dos gases, como os da norma L1, tenha sido ultrapassados. As faixas das razões R1, R2, R3 e R4 definidas no método de Dörnenburg e a respectiva falha associada são apresentadas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 - Faixas das razões definidas no método de Dörnenburg.

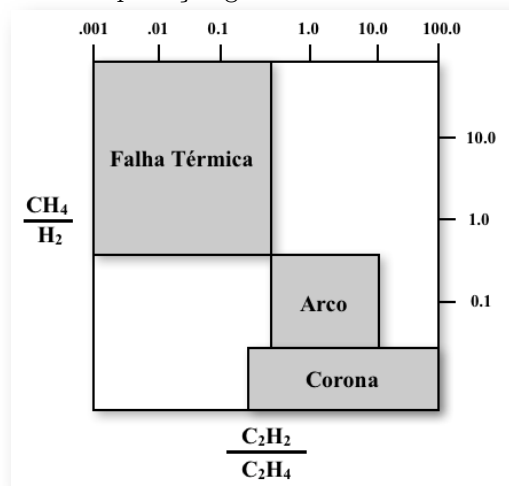
Falha Incipiente	R1 CH ₄ /H ₂	R2 C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	R3 C ₂ H ₂ /CH ₄	R4 C ₂ H ₆ /C ₂ H ₂
Decomposição Térmica	>1,0	<0,75	<0,3	>0,4
Corona (descargas de baixa energia)	<0,1	-----	<0,3	>0,4
Arcos (descargas de alta energia)	>0,1 e <1,0	>0,75	>0,3	<0,4

Fonte: Adaptado de IEEE (2008).

A Figura 4.5 ilustra a interpretação gráfica do método, onde há uma percepção clara de regiões, onde não é estabelecida nenhuma associação com qualquer diagnóstico de falha. Logo, para alguns casos onde os valores das razões levem a estas regiões, o diagnóstico não poderá ser efetuado a contento. Este problema é conhecido por problema de não-decisão.

O problema da não-decisão é característica dos métodos convencionais, uma vez que as normas apresentam apenas algumas combinações típicas das razões. Quando um caso se configura fora dessas combinações típicas, outros métodos necessitam ser utilizados.

Figura 4.5 - Interpretação gráfica do método de Dörnenburg.



Fonte: Adaptado de LIMA (2005).

4.1.1.3 Método das Razões de Rogers (Rogers Ratio Method)

De forma similar ao método de Dörnenburg, o método das razões de Rogers utiliza as razões entre os gases para estabelecer o diagnóstico de falhas. As razões de entrada do método são: R1, R2 e R5 e C_2H_6/CH_4 . Para que este método fosse validado e chegasse a fazer parte da norma do IEEE, muitas investigações de falhas foram correlacionadas com os gases gerados em cada caso. Isto permitiu o aperfeiçoamento e otimização da técnica empregada pelo método. Entretanto, o método de Rogers pode apresentar o problema da não-decisão, assim como o método de Dörnenburg.

A Tabela 4.2 mostra as faixas de valores para as razões dos gases dissolvidos de acordo com o método original de Rogers na realização do diagnóstico de falhas. Para aplicação do método descrito na tabela, o código 0 representa que o valor atual da razão é menor que 1. De forma complementar, o código 1 representa que o valor atual da razão ultrapassou 1.

Tabela 4.2 - Diagnóstico do método original de Rogers.

CH ₄ /H ₂	C ₂ H ₆ /CH ₄	C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	Diagnóstico
0	0	0	0	Se CH ₄ /H ₂ ≤ 0.1 = Descargas parciais Caso contrário = Deterioração normal
1	0	0	0	Falha térmica de baixa temperatura (menor que 150 °C) envolvendo óleo e/ou a celulose
1	1	0	0	Falha térmica na faixa de 150-200 °C envolvendo óleo e/ou a celulose
0	1	0	0	Falha térmica na faixa de 200-300 °C envolvendo óleo e/ou a celulose
0	0	1	0	Falha térmica na faixa de 100-200 °C envolvendo óleo e sobreaquecimento generalizado do isolamento sólido
1	0	1	0	Falha térmica de alta temperatura com circulação de corrente entre tanque e núcleo por mau contato nas conexões
0	0	0	1	Descargas de média densidade de energia envolvendo o óleo isolante.
0	1	0	1	Problemas com o comutador de tap promovendo circulação de correntes
0	0	1	1	Descarga de alta energia (arco com potencial) envolvendo óleo isolante.

Fonte: LIMA (2005).

4.1.1.4 Triângulo de Duval (*Duval's Triangle*)

Michel Duval desenvolveu este método em 1974. Está exposto na IEC 60599 (IEC, 1999) e é também apresentado e utilizado em outras experimentações (DUVAL; DePABLO, 2001, DUVAL, 2002). Para aplicar este método é necessário o cálculo dos percentuais dos gases metano (CH₄), etileno (C₂H₄) e acetileno (C₂H₂) em relação a soma das concentrações destes gases gerados em p.p.m. (CH₄+C₂H₄+C₂H₂). Estes percentuais representam coordenadas utilizadas para identificação de um ponto em um sistema triangular de mapeamento de falhas, conforme as equações 4.1, 4.2 e 4.3.

$$\%C_2H_2 = \frac{100 C_2H_2}{CH_4 + C_2H_4 + C_2H_2} \quad (4.1)$$

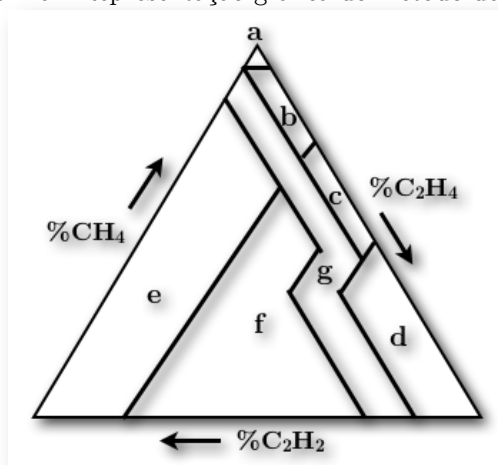
$$\%CH_4 = \frac{100 CH_4}{CH_4 + C_2H_4 + C_2H_2} \quad (4.2)$$

$$\%C_2H_4 = \frac{100 C_2H_4}{CH_4 + C_2H_4 + C_2H_2} \quad (4.3)$$

O triângulo de Duval é geograficamente subdividido em zonas que representam as falhas. Quando na combinação da concentração de gases forem estabelecidas as coordenadas do triângulo, na verdade é determinada a zona que associa aquela combinação de concentrações dos gases, a um padrão de falha que apresenta essa característica de produção de gases.

O Triângulo de Duval deve ser aplicado quando há suspeita de falha. Para uma melhor panorâmica da atual situação interna do equipamento, no que diz respeito à formação dos gases, é importante o uso do valor das concentrações dos gases de análises anteriores, quando disponíveis. A Figura 4.6 mostra a representação gráfica do método de Duval, bem como a composição das coordenadas e as zonas das respectivas falhas.

Figura 4.6 - Representação gráfica do método de Duval.



Fonte: Adaptado de DUVAL (1989).

Onde:

- a: Descargas parciais;
- b: Falhas térmicas de baixa temperatura (temperatura < 300°C);
- c: Falhas térmicas de média temperatura (300°C < temperatura < 700°C);
- d: Falhas térmicas de alta temperatura (temperatura > 700°C);
- e: Descargas elétricas de baixa energia;
- f: Descargas elétricas de alta energia;
- g: Indeterminada (falha térmica ou elétrica).

4.1.1.5 As Normas do IEEE, IEC e ABNT

As normas do IEEE, IEC e ABNT são padronizações de métodos largamente utilizados e estas passam por muitas experimentações, evoluções e aperfeiçoamentos e levam em consideração muitos resultados de avaliação por especialistas para se consolidarem como referência (DUVAL, 2003; MIRANDA; CASTRO, 2005).

Como conceito de métodos convencionais, considera-se os métodos que fornecem diagnóstico de falhas associados aos valores das concentrações dos gases dissolvidos ou as razões entre tais concentrações. Os métodos convencionais até aqui apresentados formam a base para as padronizações do IEEE, IEC e ABNT.

O método das razões de Rogers foi aperfeiçoado e é apresentado em uma forma revisada no IEEE C57.104, no IEC 599 e na ABNT NBR-7274. Sua revisão apresenta a importante exclusão da razão C_2H_6/CH_4 , que era utilizada para indicar o intervalo de temperatura da decomposição e não era utilizada na identificação de falhas. A revisão do método com os intervalos das razões utilizadas é mostrada e o código para obtenção do diagnóstico estão apresentados na Tabela 4.3 e na Tabela 4.4. A Figura 4.7 ilustra este método graficamente (LIMA, 2005).

Tabela 4.3 - Códigos do IEEE, IEC e ABNT para o método de Rogers revisado.

Intervalos das Razões	Códigos		
	R2	R1	R5
<0,1	0	1	0
0,1-1	1	0	0
1-3	1	2	1
>3	2	2	2

Fonte: LIMA (2005).

Tabela 4.4 - Método de interpretação de Rogers revisado.

Falha Característica	Códigos			Exemplos Típicos
	R2	R1	R5	
Condição em falha (NORMAL)	0	0	0	Envelhecimento normal.
Descargas parciais de baixa densidade de energia (DP)	0	1	0	Descargas nas bolhas de gás resultantes de impregnação incompleta, supersaturação ou alta umidade.
Descargas parciais de alta densidade de energia (DAE 1)	1	1	0	Como caso anterior, porém provocando perfuração da isolamento sólida.
Descargas de energia reduzida (DAE 2)	1	0	0	Centelhamento contínuo no óleo devido a más conexões. Ruptura dielétrica do óleo.
Descargas de alta energia (DAE 2)	1	0	0	Descargas e alta potência, arcos, ruptura dielétrica do óleo entre espiras ou entre espira e massa. Corrente de interrupção no seletor.
Falha térmica de baixa temperatura $T < 150\text{ }^{\circ}\text{C}$ (FT T1)	0	1	0	Aquecimento generalizado dos condutores. Sobreaquecimento local do núcleo devido a concentrações de fluxo. Pontos quentes de temperatura crescente, desde pequenos pontos no núcleo, sobreaquecimento do cobre, maus contatos até pontos quentes devido a correntes de circulação entre núcleo e carcaça.
Falha térmica de baixa temperatura $150 < T < 300\text{ }^{\circ}\text{C}$ (FT T2)	0	1	0	
Falha térmica na faixa de $300\text{ a }700\text{ }^{\circ}\text{C}$ (FT T3)	0	0	1	
Falha térmica de alta temperatura $T > 700\text{ }^{\circ}\text{C}$ (FT T4)	1	0	1	

Fonte: LIMA (2005).

Acerca da Tabela 4.4 cabem alguns comentários (WANG, 2000):

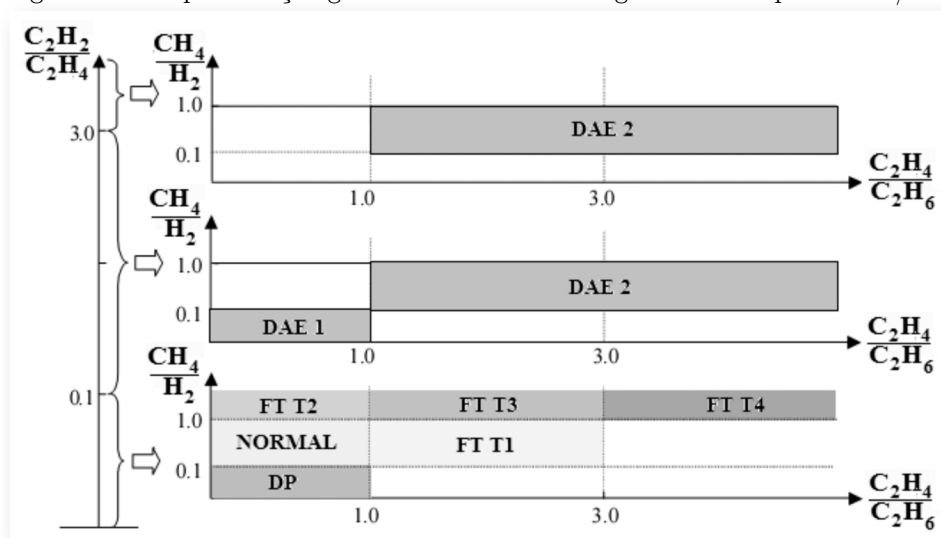
Para a proposta desta tabela, há uma tendência para a razão C_2H_2/C_2H_4 se elevar de um valor entre 0,1 e 3,0 para acima de 3,0, e para a razão C_2H_4/C_2H_6 de um valor entre 0,1 e 3,0 para acima de 3,0 na medida em que a falha se desenvolve em intensidade.

No caso dos gases se originarem, principalmente da decomposição do isolamento sólido tem-se o uso da razão C_2H_4/C_2H_6 .

A condição de falha é normalmente indicada pelo incremento da concentração de gases. A razão CH_4/H_2 é normalmente 1,0 e seu valor atual é dependente de muitos fatores tais como a temperatura do óleo e sua qualidade.

Um aumento no valor de C_2H_2 pode indicar um ponto quente de temperatura maior que 1000°C .

Figura 4.7 - Representação gráfica do método de Rogers revisado pelo IEEE/IEC.



Fonte: Adaptado de LIMA (2005).

É importante comentar que os espaços em branco, na Figura 4.7, são valores para as razões onde o método não define diagnóstico. As áreas onde há esta incapacidade de definir diagnóstico são conhecidas como zonas de não-decisão. Isto caracteriza o método como insatisfatório para alguma amostra que fornecer dados nestas regiões.

4.2 Vantagens e Limitações da Análise Cromatográfica

Na operação dos equipamento em um sistema elétrico, a confiabilidade é uma condição que se torna cada vez mais necessária e imprescindível. Esta confiabilidade advém de um essencial controle de qualidade do sistema isolante mediante aplicação de técnicas de manutenção preventivas capazes de evitar falhas. Ao se evitar falhas, assegura-se uma vida útil maior do isolamento e um desempenho confiável do sistema.

A deterioração do óleo acontece em serviço tendo suas propriedades alteradas pelos esforços a que está submetido o equipamento. As constantes solicitações do equipamento, mediante seus esforços elétricos e térmicos, desencadeiam os processos químicos de decomposição do óleo e a dissolução dos gases no ambiente interno do equipamento. Este ambiente pode ser propício para surgimento de falhas severas que resultem, em casos extremos, na retirada do equipamento de operação.

Uma grande vantagem do uso de técnicas de análise de gases dissolvidos no óleo por meio da cromatografia é o acompanhamento da evolução de falhas quando estas ainda estão em fase inicial. Dessa forma, é possível tomar providências que antecipem ao desenvolvimento da falha evitando que esta tome proporções maiores. Em alguns casos, pode-se prever desligamento programados para manutenção garantindo com segurança o funcionamento do sistema. Esta providência também evita que se incorra em custos financeiros advindos de penalizações por infringir as metas de DEC e FEC, impostas pela agência reguladora.

Se há antecipação quanto à evolução das falhas ainda incipientes, há também ganhos em se evitar despesas com grandes reparos ou com a perda total do equipamento.

Para se efetuar tal avaliação através de ensaios cromatográficos, é necessário realizar a coleta de amostras do óleo. Esta coleta é executada mediante uso de seringas que coletam amostra na tomada de óleo do transformador. Esta ação, por não exigir desligamentos e nem transporte de equipamentos especializados para o local, agrega outra vantagem deste tipo de acompanhamento.

Somado a isso, a aplicação destas técnicas de DGA por décadas tornam o método confiável e a larga quantidade de dados e pesquisas sobre o tema corroboram este fato.

Entretanto, após a coleta da amostra, esta deve ser enviada a um laboratório com estrutura especializada para efetuar os ensaios. Essa estrutura pode ter um valor agregado muito elevado onerando o custo das análises.

Os próprios ensaios em si, carecem de equipamentos específicos e investimento em vasto material de uso contínuo na operação de tais equipamentos.

Além disso, há a necessidade de um especialista na área para emissão do laudo técnico. É preciso certa experiência e conhecimento das técnicas de análise dos dados, pois trata-se de um equipamento de suma importância. Um especialista não deve

ater-se a somente uma técnica de DGA para emitir seus relatórios, pois a dinâmica dos processos deixa cada caso com sua especificidade.

O fato de poder haver mais de uma falha acontecendo ao mesmo tempo dentro do transformador, pode ser um fator complicador para as técnicas de DGA aplicadas. Isto pode dificultar um diagnóstico apurado e uma conseqüente tomada de decisão que garanta a proteção do equipamento.

As normas que regem os testes DGA publicam medidas a serem tomadas de acordo com as faixas de valores de gases dissolvidos. Adicionadas às medidas publicadas, há recomendações com respeito ao tempo que se deve aguardar entre as avaliações. Em caso de normalidade constatada pelo método, esse período sem acompanhamento pode se estender por 1 ano. Caso uma falha seja provocada durante este período o equipamento fica descoberto.

Atualmente, tem-se procurado solucionar este problema com investimentos no desenvolvimento de equipamentos e técnicas de monitoramento e diagnóstico *on-line*, cujo tempo entre análises pode ser acelerado para um mínimo de 15 minutos em alguns casos (BARBOSA, 2008). Isto significa um acompanhamento quase que contínuo da evolução das condições do óleo isolante. Esta característica pode ser um diferencial na proteção do transformador essencial ao sistema.

Outro fator positivo é o emprego de técnicas que façam uso de inteligência computacional na avaliação dos dados advindos da cromatografia. Tais técnicas possuem características de manipulação de grandes volumes de dados e de conhecimento específico, o que pode facilitar a detecção e identificação das falhas de forma rápida e eficaz.

4.3 Inteligência Computacional no Diagnóstico de Falhas Incipientes

Muito se tem visto em pesquisas na aplicação de técnicas de inteligência computacional no diagnóstico de falhas incipientes (DUKARM, 1993; ZANGH, 1996;

HUANG *et al.*, 1997; WANG, 2000; MORAIS, 2004; LIMA, 2005; ALMEIDA *et al.*, 2007a). São muitos os fatores que contribuem para esta aplicação, dentre eles, a facilidade na aplicação das técnicas, uma vez que estas são amplamente dominadas, a disponibilidade de dados, visto que os métodos de DGA são aplicados com sucesso há décadas, e o desenvolvimento de tecnologias que ajudam na implementação das pesquisas desenvolvidas. Tudo isto conduz a um ambiente de confiabilidade do diagnóstico e, conseqüentemente, a uma garantia do investimento feito.

Nesse contexto, as pesquisas abrangem Sistemas Especialistas, Sistemas *Fuzzy* e aproximações através de Redes Neurais Artificiais e resultam em diagnósticos consistentes vislumbrando um cenário de aperfeiçoamento de técnicas e até nascimento de novos conhecimentos. Tais técnicas podem ser utilizadas individualmente ou até em conjunto formando sistemas híbridos que podem gerar resultados satisfatórios (MIRANDA; CASTRO, 2005; LIMA *et al.*, 2006; ALMEIDA *et al.*, 2007a; DURAISAMY *et al.*, 2007).

No caso de sistemas especialistas, a formação da base de regras é proveniente dos métodos convencionais já mostrados neste trabalho. Entretanto, também são adicionadas algumas regras advindas da experiência de especialistas na área com objetivo de acurar o resultado final do diagnóstico (LIN *et al.*, 1993; WANG *et al.*, 1998).

O uso de lógica *fuzzy* apresenta a característica de aproveitamento de informações históricas na elaboração do diagnóstico e levam em consideração as incertezas existentes no processo alcançando resultados em ocasiões de duplo diagnósticos que os métodos convencionais não atingiriam (SU *et al.*, 2000 ; LIMA *et al.*, 2004).

Redes Neurais Artificiais (RNAs) são modelos de computação paralela inteligente distribuída e bem conhecidas, as quais têm apresentado um ótimo desempenho na resolução de problemas complexos. RNA é um método geral e prático para o aprendizado de aproximações de funções a partir de exemplos. Estas redes têm sido utilizadas com sucesso em muitos problemas, tais como interpretação visual de cenas,

reconhecimento de caracteres, etc. A idéia de usar RNA como máquinas computacionais, desde os anos 40, sempre foi acompanhada pelo empenho de pesquisadores em desenvolver e/ou adaptar teorias para explicar o comportamento destas máquinas. Especialmente nos anos 80, quando o algoritmo de retropropagação teve grande atenção da comunidade científica, muitos esforços têm sido empregados na consolidação desta teoria, o que aumenta a credibilidade das redes neurais como ferramenta tecnológica (HAYKIN, 2001).

RNAs são consideradas uma ferramenta de modelagem de mapeamentos entrada-saída. Esta característica encontra aplicação típica em problemas de estimação de funções e classificação de padrões. Usando técnicas de treinamento, que apresentam para a RNA os padrões de comportamento que ele deve adotar em suas generalizações, a RNA é especialmente indicada para modelar mapeamentos não-lineares a partir de exemplos. Estas propriedades a tornam atrativa na elaboração de modelos analíticos complicados para solucionar problemas sem descrição trivial. Entretanto, a etapa de treinamento não pode ser tratada com menosprezo, como um processo irrelevante, pois há algoritmos sofisticados desenvolvidos para realizar a adaptação dos parâmetros do modelo de redes neurais.

Em nível de engenharia elétrica, por exemplo, aplicações recentes de redes neurais no diagnóstico do sistema isolante de transformadores de potência têm alcançado resultados eficientes utilizando técnicas de treinamento adaptativas (BARBOSA, 2008). Isto se deve ao fato dos fenômenos relacionados à faltas em transformadores serem caracterizadas por incertezas nas medidas, imprecisões e não-linearidades. Como pode ser observado pelo incremento atual no número de pesquisas nesta área, modelos para implementar esquemas de diagnósticos vêm crescendo em importância. Estes modelos podem ser utilizados para acompanhar e validar sistemas de diagnósticos automáticos. Citam-se como exemplos, as contínuas modificações nos modelos propostos pelo comitê do IEEE para modelar o comportamento térmico de transformadores em função do carregamento e condições ambientais e para modelar o comportamento físico-químico e dos gases dissolvidos no óleo visando a

implementações de previsões eficientes do estado do transformador (MIRANDA, CASTRO, 2005; IEEE, 2008; PARASKEVAS, 2006). Inclusive, avanços nas técnicas de treinamento e o uso conjugado a outros métodos inteligentes aperfeiçoam as técnicas convencionais e apresentam resultados bastante superiores.

A aplicação de RNAs em casos de reconhecimento de padrões já é amplamente difundida (HAYKIN, 2001). As características de adaptação e generalização dos resultados fazem com que o processo de diagnóstico de falhas incipientes seja altamente eficiente neste método de inteligência computacional (GUARDADO *et al.*, 2001; ALMEIDA *et al.*, 2007a).

Visando a resolução da problemática do diagnóstico de falhas incipientes, as redes neurais são utilizadas como classificadores de padrões devendo apresentar como resposta de diagnóstico a classe à qual pertence um determinado vetor de entrada.

Supõe-se que as relações entre o vetor de entrada e o vetor de saída são definidas pela natureza física do problema, e estas relações podem ser representadas por um número limitado de pares de entrada-saída que são as amostras de dados. Estas suposições são de fundamental importância, principalmente para analisar se uma determinada amostra é realmente representativa para um dado sistema. O número de neurônios da camada de entrada é, logicamente, igual à quantidade de atributos de entrada. Com relação à camada de saída, é definida uma quantidade de neurônios igual ao número de classes que se deseja identificar. Portanto, cada neurônio da camada de saída representa uma classe ou um tipo de falha incipiente. Assim, as entradas são descritas por atributos quantitativos (valores numéricos dos gases dissolvidos), enquanto a saída desejada é um atributo qualitativo (diagnóstico das falhas). Quando um padrão é introduzido na entrada da rede, esta, na verdade, responde com um vetor de saída formado pelos valores individuais de cada neurônio de saída. A determinação da classificação vem da identificação do neurônio que apresentou maior valor de saída sendo a classe solidária a este neurônio o diagnóstico da rede. Este tipo de estratégia de classificação se chama regra do vencedor leva tudo (BARBOSA, 2008).

A aplicação de redes neurais no diagnóstico de falhas apresenta duas fases. A primeira fase é o processo de treinamento, durante o qual um conjunto de amostras de dados é fornecido à rede. Nesta fase, os pesos dos neurônios da rede são ajustados iterativamente para “memorizar” as relações de entrada-saída. A segunda fase é um processo de teste ou validação, durante o qual um conjunto de amostras é apresentado à rede, e saídas são calculadas utilizando valores dos pesos memorizados pela rede.

Muitos trabalhos tem sido propostos ao longo dos anos utilizando RNA para estabelecer o diagnóstico de falhas incipientes. Geralmente, os trabalhos propostos demonstram resultados promissores advindo da capacidade inerente à concepção da RNA de aprender as ligações escondidas entre as concentrações de gases dissolvidos e os tipos de falhas. Acerca deste aprendizado, ressalta-se que quanto mais complexa a relação entre as entradas e as saídas da RNA mais dados de treinamento são necessários para um melhor aprendizado e resultado. A Tabela 4.5 apresenta uma seqüência de trabalhos com resultados interessantes sobre a aplicação de RNA no diagnóstico de falhas incipientes.

Em Zhang *et al.* (1996), há aplicação de RNA para detecção e classificação de falhas incipientes. Na verdade, a proposta é o uso de duas RNA para efetuar o diagnóstico. A primeira RNA foi projetada para classificar o sobreaquecimento, corona e arco, enquanto a segunda RNA determina se há celulose envolvida na falha. Apresenta resultados promissores apesar dos poucos dados disponíveis para os autores.

Em Wang (1998) é observada a combinação de uma RNA com um sistema especialista para implementação de diagnóstico de falhas. Esse projeto possibilitou a adoção de uma base de conhecimento envolvendo a experiência do especialista, além do conhecimento advindo das padronizações do IEEE e IEC. O diagnóstico final é resultado de uma ponderação entre o sistema especialista e a RNA, determinando falhas térmicas (quatro níveis de temperatura de falha e superaquecimento do óleo), descarga de baixa energia (corona), descarga de alta energia (arco) e degradação de celulose além da condição normal.

Tabela 4.5 - Aplicação de RNA no Diagnóstico de Falhas Incipientes.

	Referência	Percentual de Sucesso no Diagnóstico (%)	Características Principais
1	ZHANG <i>et. al.</i> , 1996	95,00	Diagnóstico em duas etapas para falhas com ou sem celulose envolvida
2	WANG, 1998	95,34	Classifica, além da condição normal, quatro etapas térmicas e sobreaquecimento no óleo, três níveis de descarga e degradação da celulose.
3	GUARDADO <i>et. al.</i> , 2001	87,88 - 100,00	Utiliza cinco métodos tradicionais de DGA para treinar a RNA
4	HUANG, 2003	93,54	Algoritmo evolutivo para ajustar parâmetros da RNA
5	LIMA, 2005	97,26	Rede MLP, com 440 amostras, classificando 4 tipos de falhas e casos normais.
6	DURASAMY <i>et. al.</i> , 2007	-	Diagnóstico da RNA de acordo com o especialista.
7	BARBOSA, 2008	95,71 - 100,00	MLP com estratégia de treinamento com algoritmo Levenberg-Marquardt
8	BARBOSA <i>et. al.</i> , 2009	91,67	Diagnóstico de falhas térmicas a partir de dados físico-químicos.
9	ISA <i>et. al.</i> , 2011	100,00	Uso de agrupamento de dados em redes retroalimentadas.

Fonte: O autor.

A eficácia da RNA em um estudo comparativo é mostrado por Guardado *et al.* (2001). Os dados usados no treinamento da RNA tiveram seus resultados oriundos de cinco métodos convencionais de DGA. Com o resultados dos estudos é percebido que a taxa de RNA do diagnóstico de sucesso são dependentes do critério em consideração.

Um algoritmo evolutivo foi proposto no ajuste dos parâmetros da RNA para obtenção do melhor modelo nos estudos de Huang (2003) que classificou 4 tipos de falhas com um universo de 820 dados.

Lima (2005) apresenta uma comparação entre topologias de RNA. Seus melhores resultados foram atribuídos a MLP para classificação de 4 tipos de falhas e condição de normalidade. O diagnóstico com RNA também teve uma comparação com aplicação de sistemas *fuzzy* sendo o diagnóstico final uma combinação das duas

estratégias. De forma paralela, Duraisamy *et al.* (2007) também compararam sistemas *fuzzy* com RNA e métodos convencionais, como Roger e Dörnenburg, sem, no entanto, disponibilizarem resultados percentuais. Entretanto, os autores garantem o nível de acertos da RNA compatível com a avaliação do especialista.

Em Barbosa (2008), uma rede MLP foi treinada com algoritmo Levenberg-Marquardt. O diagnóstico atingiu 100% de acertos em alguns testes, no universo de 354 amostras, aproveitando a característica do algoritmo de acelerar a convergência e evitar mínimos locais. A proposta em Barbosa *et al.* (2009) é promover o diagnóstico de falhas térmicas incipientes a partir das propriedades físico-químicas. Os resultados atingiram média em torno de 70% e os melhores resultados ultrapassaram 90% de acerto, somente para falhas térmicas. Porém, estes resultados servem de base para a pesquisa apresentada neste trabalho que inova com diagnóstico completo de falhas incipientes.

Nos estudos de Isa (2011), 160 dados são treinados e 40 foram usados para teste de proposta de redes neurais. Esta proposta apresenta uma modificação da rede MLP híbrida (HMLP). Há a adoção do algoritmo de agrupamento das redes de base radial (RBF) e conseqüente incorporação desta à arquitetura HMLP. Esta aplicação apresenta 4 classes: normal, arco, descarga parcial e sobreaquecimento. Os resultados de acertos da nova aplicação chegam a 100%.

Em termos de aplicações em reconhecimento de padrões, A MLP é a rede neural mais utilizada (HAYKIN, 2001). O seu poder computacional de aprender através da experiência mediante treinamento a credencia para estas aplicações. Entretanto, esta mesma característica também é responsável por não demonstrar diretamente o conhecimento do comportamento interno da rede.

4.4 Conclusão

Neste capítulo, houve um aprofundamento sobre os fenômenos que promovem o surgimento de gases dissolvidos no óleo, bem como a forma com que estes gases

dissolvidos podem ser detectados. Tais gases estão associados à degradação do óleo, que pode ser acelerada quando o equipamento está submetido a determinados ciclos de trabalhos ou exposto a princípios de falhas.

As falhas detectadas podem ser identificadas e classificadas de acordo com as teorias que regem o processo de surgimento de gases dissolvidos no óleo. Os estudos que abordam este assunto deram origem às técnicas de análise de gases dissolvidos (DGA) e associam a dinâmica da formação dos gases com as falhas incipientes no transformador. Diversas técnicas foram abordadas, mas vale a pena salientar a necessidade de laboratórios especializados para a obtenção das taxas de gases dissolvidos que incluem equipamentos específicos de investimentos consideráveis.

O diagnóstico de falhas incipientes propõe antecipação a falhas fazendo-se uso de técnicas de DGA. Estas técnicas apresentam-se sensíveis e confiáveis, haja vista sua ampla aplicação de forma mundial e durante muito tempo, inclusive com procedimentos normatizados. O uso destas técnicas pode evitar a retirada de operação de equipamentos importantes, aumentando a confiabilidade do sistema e reduzindo investimentos em manutenção.

Há muitas pesquisas com desenvolvimento de técnicas para análise dos gases por intermédio de inteligência computacional explorando as características de aprendizado através de amostras de Redes Neurais Artificiais (RNA) ou uso do conhecimento de um especialista, caso de sistemas *fuzzy*. Neste trabalho, o foco foi mantido em torno das aplicações de RNA por ser a mais largamente empregada neste tipo de problema. Um apanhado de resultados foi reunido para entender o avanço destas propostas no decorrer do tempo.

Estas evoluções apresentam resultados superiores aos demonstrados pela aplicação de técnicas convencionais. Um desses avanços é abordado no próximo capítulo, onde RNA é utilizada como ferramenta para estabelecer uma relação entre as grandezas dos ensaios físico-químico e cromatográfico.

5 Relação entre as Grandezas dos Ensaios Físico-Químico e Cromatográfico

A possibilidade de uma relação que envolva os resultados dos ensaios físico-químicos e cromatográficos pode proporcionar um conhecimento aprofundado dos fenômenos que envolvem o óleo isolante e as partes ativas do equipamento. Do mesmo modo, pode revelar as mudanças no sistema isolante provocadas por falhas incipientes, isto é discutido na seção 5.1. A seção 5.2 apresenta a proposta de se estimar os gases dissolvidos no óleo mediante as propriedades físico-químicas, sem a necessidade de cromatografia. Com os avanços dos estudos nessa proposta é possível projetar o diagnóstico de falhas incipientes diretamente dos dados provenientes dos ensaios físico-químicos, conforme discutido na seção 5.3.

5.1 Relação entre os Ensaios Físico-Químico e Cromatográfico

A qualidade dielétrica do óleo isolante e as falhas incipientes de natureza térmica e elétrica podem ser determinadas a partir de ensaios físico-químico e cromatográfico. Estes ensaios são, portanto, muito importantes para manter a integridade dos transformadores de potência. Acredita-se que exista uma correlação entre estes dois tipos de ensaios. Algumas pesquisas procuram associar as características dielétricas anormais do óleo ao aparecimento de falhas internas (SETAYESHMEHR *et al.*, 2008; DERVOS *et al.*, 2005; FERGUSON *et al.*, 2002; IEEE, 2008, ABDI *et al.*, 2008).

Estas pesquisas podem estar relacionadas com a presença de radicais livres e de oxigênio dissolvido sob o efeito catalítico do cobre, iniciando o processo de degradação do óleo em função do seu envelhecimento (SETAYESHMEHR *et al.*, 2008; IEEE, 2008). Os principais métodos de análise do óleo são mostrados na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 - Principais métodos de análise do sistema isolante de transformadores.

Método	Tipo de Teste
DGA (Análise de Gases Dissolvidos em Óleo)	Envelhecimento do óleo e papel, identificação de pontos quentes, arcos elétricos ou descargas parciais.
Grau de Polimerização (GP)	Envelhecimento do papel isolante.
Análise Furfural	Envelhecimento do papel isolante.
Medição da Tensão de Restabelecimento (RVM)	Quantidade de água e envelhecimento do papel isolante.
Fator de Perdas	Perdas dielétricas no sistema isolante.
Resistência do Isolamento e Índice de Polarização.	Acúmulo de materiais polarizáveis no sistema isolante.
Tangente Delta (δ)	Resposta em frequência do dielétrico, envelhecimento do papel, acúmulo de materiais polarizáveis no sistema isolante.
Descargas Parciais	Deterioração do sistema isolante, detecção de alguns defeitos localizados.

Fonte: Adaptado de VAN BOLHUIS *et. al.* (2002).

Das análises tidas por importantes para o óleo isolante, nota-se a ênfase em DGA e nas características físico-químicas. DGA propicia a descoberta de falhas internas ainda em fase incipiente. Este tipo de informação permite tomar providências para sanar a causa ou até mesmo promover a substituição da unidade em indicativo de falha, no objetivo de se evitar a efetivação da falha.

Em muitas situações de análises de óleo isolante, quando se dispõe de resultados de cromatografia e testes físico-químicos, o especialista faz uso das informações dos dois ensaios na sua tomada de decisão em relação a avaliação de diagnóstico de falhas incipientes. Por exemplo, uma dúvida quanto ao diagnóstico de uma amostra com concentrações dos gases apontando uma região de fronteira entre falha térmica ou elétrica, pode ser dirimida observando-se o comportamento histórico do teste de rigidez dielétrica. Em contato com relatórios de especialistas, fica evidente o quanto o conhecimento dos dois ensaios são essenciais no diagnóstico acerca do transformador, como pode ser verificado no Anexo A.

Diante do exposto, há possibilidade aparente de se obter relações entre as características físico-químicas e cromatográficas, porém não há uma forma clara de se obtê-la. É importante saber que os ensaios físico-químicos e cromatográficos são

executados há décadas e, devido a isso, há uma ampla disposição de dados confiáveis sobre as características do óleo isolante. Entretanto, não há como se estabelecer uma forma clássica para firmar esta relação latente.

Como a característica mais marcante de uma RNA é aprendido por meio de exemplos, a aplicação desta solução pode fornecer resultados satisfatórios acerca do comportamento do isolamento líquido do transformador (DERVOS *et al.*, 2005).

5.2 Estimação dos Gases Dissolvidos no Óleo Isolante

A proposta de se obter a associação das características físico-químicas com a geração de gases dissolvidos no óleo isolante envolve o uso de RNA devido a sua característica de serem consideradas aproximadores universais. Além disso, RNA possui em sua etapa de treinamento a necessidade de que se forneça exemplos para o aprendizado. Por se tratar de dois tipos de análises laboratoriais corriqueiras entre os especialistas em transformadores, tanto as análises cromatográficas como as físico-químicas, tem um extenso banco de dados disponível para treinar RNA.

Considerando os resultados obtidos por Paraskevas *et al.* (2006), foram definidas as características físico-químicas que influenciam na qualidade do óleo isolante. O vetor de entrada a ser aplicado às RNAs é constituído dos seguintes elementos: Acidez, Rigidez Dielétrica, Teor de Água, Tensão Interfacial, Densidade e Fator de Potência do Óleo.

A estimação dos gases dissolvidos é obtida na saída da rede neural. Os gases estimados são os necessários para a execução do diagnóstico de falhas incipientes em transformadores (IEC, 1999; SUSA, LEHTONEN, 2002; ZAENGL, 2003; DURAISAMY *et al.*, 2007; IEEE, 2008; BARBOSA *et al.*, 2009; AMORA *et al.*, 2009; Ivan Malik).

A estimação da concentração dos gases dissolvidos é obtida na saída da RNA. As concentrações dos gases estimados podem ser tomados como um indicador para inferir a possibilidade de falhas incipientes no transformador analisado (BARBOSA *et al.*, 2009; AMORA *et al.*, 2009; IEEE, 2008; DERVOS *et al.*, 2005; PARASKEVAS *et*

al., 2006; ZAENGL, 2003; RUMMELHART, HINTON, 1986). Foram estimadas as concentrações dos seguintes gases: Hidrogênio (H_2), Monóxido de Carbono (CO), Dióxido de Carbono (CO_2), Metano (CH_4), Etano (C_2H_6), Etileno (C_2H_4) e Acetileno (C_2H_2).

Foi concebida uma RNA MLP para estimar cada gás dissolvido no óleo do transformador a partir de análise físico-química com apenas um neurônio de saída. Para a camada escondida, foram testadas variações de 5 a 25 neurônios na camada de saída. Portanto, sete RNA dão a ligação associativa entre as entradas físico-químicas e as concentrações dos gases dissolvidos no óleo.

Os 357 dados utilizados na busca por correlação entre as entradas foram utilizados no projeto de sete redes MLP, uma para estimação de cada gás de interesse. Para a fase de treinamento foram usados 60% dos dados. Para validação e teste separou-se 20% para cada etapa, respectivamente. Os dados foram normalizados para que os valores mínimos e máximos estivessem no intervalo $[-1, 1]$. O treinamento foi realizado com o método de Levenberg-Marquardt. A camada de neurônios escondidos apresentou como melhor configuração um total de 10 neurônios para a RNA que estima acetileno. As demais, a quantidade de 5 neurônios apresentou resultado satisfatório. Para efeito estatístico, todas as RNA foram treinadas e testadas em séries de 30 repetições.

Conforme descrito em IEC (1999) e IEEE (2008), as análises de gases dissolvidos em laboratórios têm sempre algum grau de imprecisão. Esta imprecisão altera as medidas de gases que afetam o processo de diagnóstico de falhas.

Em Duval e Dukarm (2005) são citadas pesquisas sobre cerca de 25 laboratórios com experiência em análises de gases dissolvidos em 15 países diferentes, representando as práticas atuais ao redor do mundo a fim de quantificar a imprecisão das medidas. A precisão média dos laboratórios nestas pesquisas, para todos os gases, está entre $\pm 15\%$ e $\pm 30\%$. Com base nisso, parece razoável considerar uma tolerância para saída da RNA em torno desses valores de imprecisão dos laboratórios.

Neste ponto, deve-se notar que os valores dos testes laboratoriais são expressos em partes do gás por milhão de partes de óleo (p.p.m.), volumetricamente, e são baseadas em um transformador de potência de grande porte, com vários milhares de litros de óleo. Com um volume menor de óleo, o volume de gás dará maior erro na concentração do gás.

Os resultados do diagnóstico com base em valores laboratoriais imprecisos podem ser enganosos. Quando não é possível lidar com a variabilidade aleatória dos dados de DGA e sua conseqüente ambigüidade nos diagnósticos, os valores padrões de precisão, com base em pesquisas internacionais, podem ser usados (DUVAL, DUKARM, 2005).

Os resultados são apresentados nas Tabelas 5.2 a 5.8 através do percentual de acerto no treinamento e teste, para cada RNA que estima o gás dissolvido. A taxa de acerto é o valor do comparativo do gás a partir da cromatografia e o valor estimado pela RNA, ou seja, o quão próximo do valor real é a previsão dada pela RNA. As medidas de mínimo, máximo, média e desvio padrão tornam possível avaliar os resultados apresentados pelas redes neurais.

Tabela 5.2 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Acetileno.

Taxa de Acerto Acetileno	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	93,95	91,55
Médio	96,61	96,48
Máximo	99,07	100,00
Desvio Padrão	1,52	2,42

Fonte: O autor.

Tabela 5.3 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Hidrogênio.

Taxa de Acerto Hidrogênio	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	97,21	94,37
Médio	97,86	87,65
Máximo	98,14	100,00
Desvio Padrão	0,54	2,93

Fonte: O autor.

Tabela 5.4 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Etano.

Taxa de Acerto Etano	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	92,09	80,28
Médio	95,19	89,01
Máximo	98,14	98,59
Desvio Padrão	1,65	4,44

Fonte: O autor.

Tabela 5.5 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Etileno.

Taxa de Acerto Etileno	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	86,51	78,87
Médio	89,74	84,41
Máximo	93,95	92,96
Desvio Padrão	1,81	3,77

Fonte: O autor.

Tabela 5.6 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Metano.

Taxa de Acerto Metano	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	88,37	76,06
Médio	91,00	85,02
Máximo	93,95	92,96
Desvio Padrão	1,56	4,23

Fonte: O autor.

Tabela 5.7 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Dióxido de Carbono.

Taxa de Acerto Dióxido de Carbono	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	82,58	63,79
Médio	85,28	73,97
Máximo	88,76	84,48
Desvio Padrão	1,90	5,98

Fonte: O autor.

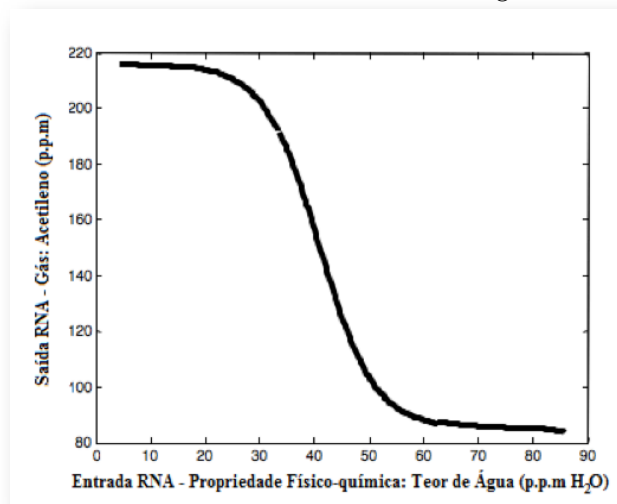
Tabela 5.8 – Taxa de Acerto RNA estimando gás Monóxido de Carbono.

Taxa de Acerto Monóxido de Carbono	Treinamento (%)	Teste (%)
Mínimo	91,11	55,93
Médio	95,22	67,34
Máximo	99,44	79,66
Desvio Padrão	1,93	5,75

Fonte: O autor.

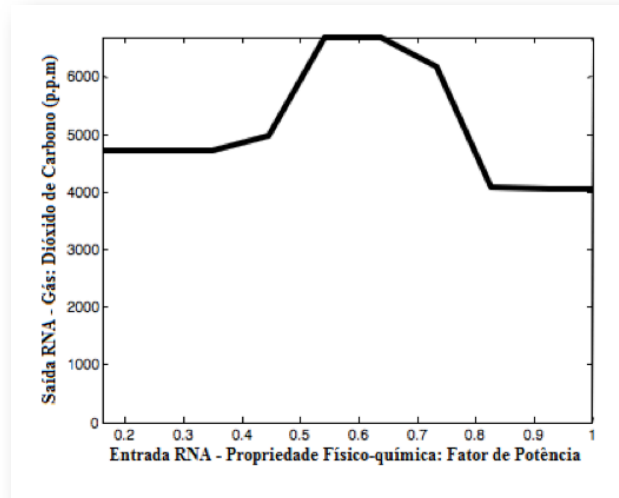
Depois de treinar as redes as mesmas foram usadas para se obter graficamente a relação entre os atributos físico-químicos e os gases dissolvidos no óleo. Para a construção dos gráficos em questão, utilizando as RNAs desenvolvidas que apresentaram melhor resultado entre as repetições, havia necessidade de se fazer considerações ideais, porque as redes neurais foram concebidas com várias entradas e uma saída. Assim, a entrada de interesse foi variada dentro do universo de estudo, enquanto as outras entradas foram mantidas dentro dos limites considerados normais. Seguem os principais resultados, nas Figuras 5.1 a 5.7:

Figura 5.1 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Acetileno.



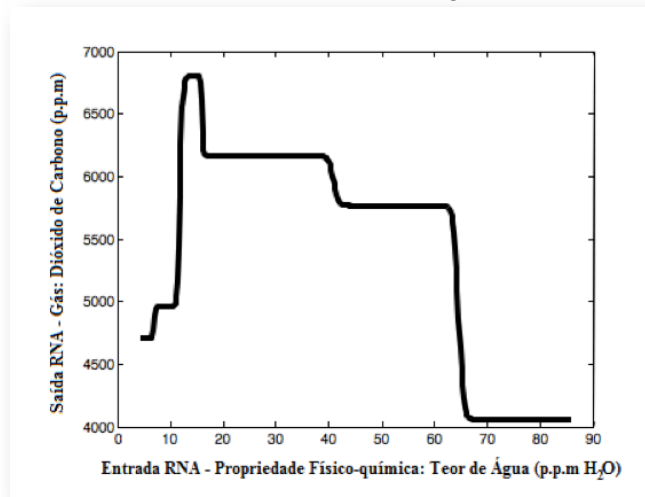
Fonte: O autor.

Figura 5.2 - Entrada x Saída RNA: Fator de Potência x Dióxido de Carbono.



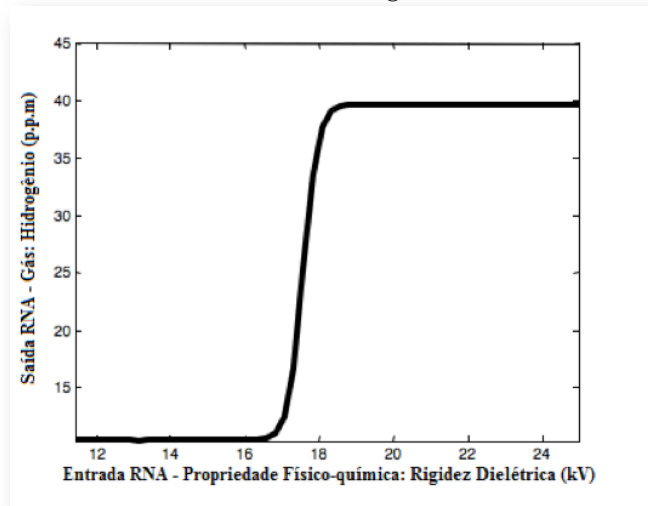
Fonte: O autor.

Figura 5.3 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Dióxido de Carbono.



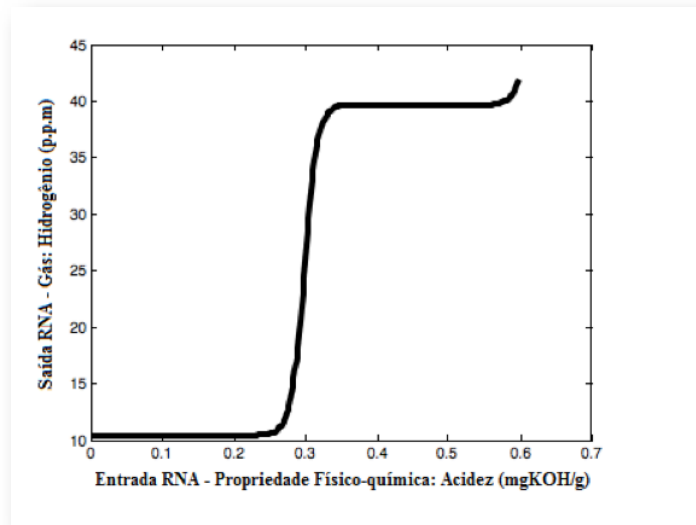
Fonte: O autor.

Figura 5.4 - Entrada x Saída RNA: Rigidez Dielétrica x Hidrogênio.



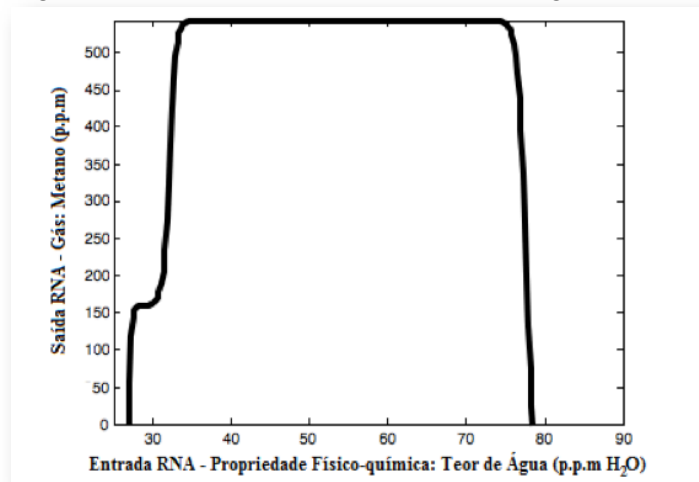
Fonte: O autor.

Figura 5.5 - Entrada x Saída RNA: Acidez x Hidrogênio.



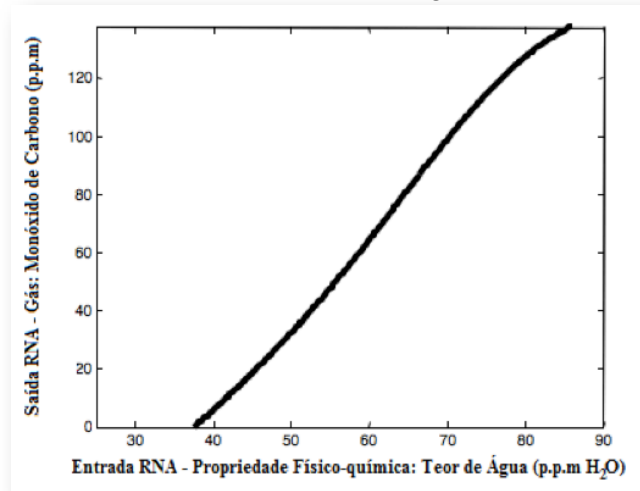
Fonte: O autor.

Figura 5.6 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Metano.



Fonte: O autor.

Figura 5.7 - Entrada x Saída RNA: Teor de Água x Monóxido de Carbono.



Fonte: O autor.

Observa-se a variação marcante da característica do Teor de Água quando há geração de Monóxido de Carbono, Dióxido de Carbono, Metano e Acetileno, conforme Figuras 5.7, 5.3 e 5.6, respectivamente. Os três primeiros referentes a falhas sob baixa temperatura ou contendo sobreaquecimento na celulose.

O Metano, conforme IEC (1999) e IEEE (2008), pode ser gerado a partir de leve sobreaquecimento até altas temperaturas advindas de falhas mais severas. Logo, o valor do atributo Teor de Água apresenta um bom indicativo de diminuição na qualidade do óleo isolante e, por conseguinte, na probabilidade de presença de falhas incipientes no transformador.

Com relação ao Monóxido de Carbono e ao Dióxido de Carbono, em uma situação da celulose sob temperatura extremamente alta, como sob arcos elétricos, a geração de Monóxido de Carbono (CO) aumenta muito rapidamente em comparação à produção de Dióxido de Carbono (CO₂). Porém, em uma situação de leve sobrecarga ou problemas de ventilação, onde ocorre leve sobreaquecimento, o CO₂ cresce muito mais rapidamente que o CO, portanto a taxa de CO/CO₂ fica na faixa de 1:20 a 1:10. Isso justifica a tendência oposta das curvas nas Figuras 5.7 e 5.3 em relação ao Teor de Água.

A relação do Teor de Água no óleo com Acetileno, gás que é gerado a partir de altas temperaturas das falhas mais severas, confirma a tendência apresentada anteriormente na Figura 3.2 - variação da condutividade do óleo em função da temperatura mais evidenciada em óleos envelhecidos. Conforme observado na Figura 5.1, altos índices de acetileno são encontrados quando se dispõe de baixos valores de Teor de Água, confirmando que na presença de altos valores para Teor de Água há baixa tendência de condução elétrica (PEYRAQUE, *et al.*, 1998).

Do exposto, conclui-se que à medida que as temperaturas de falhas aumentam há menor presença de Teor de Água no óleo.

Em Peyraque *et al.* (1998), Paraskevas *et al.* (2006) e Barbosa *et al.* (2009), há informações sobre óleos com alta capacidade isolante com valores de fator de potência

muito baixo independente da temperatura para as frequências de operação. Somente com instabilidade térmica, marcada com altas perdas, ou altos valores de fator de potências e dependente da temperatura. Pelo mesmo motivo, a Figura 5.2 demonstra que a produção de dióxido de carbono permanece em altas taxas para faixa de perdas entre 0 e 1.

O modelo para formação de gases dissolvidos no óleo em relação à temperatura demonstra que há formação de Hidrogênio mesmo em baixas temperaturas, porém, em quantidade menor que o Metano (IEC, 1999; IEEE, 2008). No eventual aumento de temperatura diante de uma falha, há inversão na relação entre produção de Hidrogênio e Metano. Esta relação pode servir para discriminação entre falhas de baixa temperatura. Estas informações podem ser verificadas na Figura 5.4, onde há pouca variação na produção de Hidrogênio por variação de Rigidez Dielétrica. Uma grande variação na produção de Hidrogênio pode indicar ambiente propício para falhas elétricas de alta densidade de energia, decorrência de baixo valor de Rigidez Dielétrica.

No processo de degradação do óleo, pela ação catalítica de metais, como o cobre, são formados hidroperóxidos que são produtos instáveis e podem liberar oxigênio resultando no que se conhece por oxidação do óleo. Posteriormente, são formados ácidos e outros produtos polares que são quimicamente ativos. Nesta fase, existe um aumento de acidez e do fator de potência do óleo. Aumento de fator de potência gera, consecutivamente, instabilidade térmica. Com o aumento de acidez ocorre um decréscimo da tensão interfacial e um aumento da capacidade de dissolução de água, de acordo com a Figura 5.5. Um eventual aumento da quantidade de água dissolvida poderá ter influência na rigidez dielétrica e propensão a falhas.

5.3 Conclusão

A associação entre as propriedades físico-químicas do óleo e cromatografia gasosa foi confirmada testando as estruturas de RNA propostas. Através da utilização de RNA, pode ser verificada a variação de algumas propriedades físico-químicas como uma

função dos gases dissolvidos no óleo. Além disso, foi observada a compatibilidade entre as teorias de formação de gases no interior do transformador de potência em relação aos resultados estimados pela RNA.

A partir das implementações apresentadas pode-se concluir que é possível acompanhar a evolução dos gases dissolvidos sem a realização de uma cromatografia completa, que em muitos casos é uma facilidade conveniente, devido à disponibilidade dos testes físico-químicos. Outra vantagem é de ordem econômica, pois entre as amostras para cromatografia, a preço de apenas um dos testes no óleo, no caso o físico-químico, haveria como monitorar a evolução dos gases conjuntamente à qualidade do óleo. Isto causaria redução nos investimentos com manutenção.

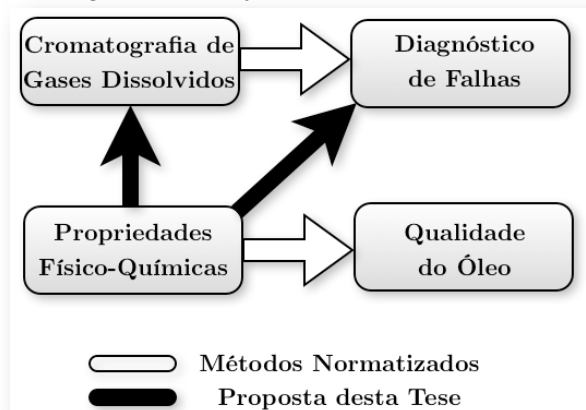
6 Diagnóstico de Falhas Incipientes a partir das Propriedades Físico-Químicas

De acordo com o exposto no capítulo anterior, a possibilidade confirmada de se estimar os gases dissolvidos abre caminhos para investigação da possibilidade de diagnóstico de falhas incipientes diretamente a partir das propriedades físico-químicas. A seção 6.1 mostra comentários sobre o diagnóstico de falhas e os estudos comparativos do desenvolvimento do diagnóstico a partir do resultado dos testes físico-químicos. As conclusões do tema estarão expostas na seção 6.2.

6.1 Diagnóstico de Falhas Incipientes

O diagnóstico de falhas incipientes é feito usando dados de cromatografia de óleo isolante. As propriedades físico-químicas são usadas em paralelo apenas para certificar a qualidade do óleo em sua função como um isolante e refrigerante. O objetivo deste trabalho é a implementação direta do diagnóstico de falhas incipientes através do uso de propriedades físico-químicas, sem a necessidade de uma cromatografia de óleo. Assim, uma análise apenas seria necessária para fornecer os dois diagnósticos, sobre as falhas incipientes e a qualidade do óleo. Este fato traz benefícios claros para a logística de manutenção de transformadores de grande potência. O diagrama mostrado na Figura 6.1 ilustra o objetivo da proposta desta tese.

Figura 6.1 - Objetivo do estudo proposto.



Fonte: O autor.

As análises cromatográficas e físico-químicas, contemporâneas, foram tomadas a partir de uma série de transformadores de uma empresa de geração de energia para a realização de estágios de treinamento, validação e testes das RNA desenvolvidas. A fim de fornecer diagnóstico de falhas dois modelos de RNA foram concebidos. Os modelos são do tipo *Multilayer Perceptrons* (MLP). Um com treinamento Levenberg-Marquardt, o mesmo modelo utilizado no Capítulo 5, e outro modelo treinando com Adaptive Back-Propagation (BARBOSA *et al.*, 2009; WANG *et al.*, 2002; DURAISAMY *et al.*, 2007). A partir de amostras obtidas no Capítulo 5, 135 destas apresentam resultados de diagnóstico de falhas incipientes em seus relatórios. Estes diagnósticos são estabelecidos por especialista nas análises dos resultados cromatográficos de óleo isolante e na aplicação das normas do setor. Estes 135 dados pode ser utilizados para diagnóstico de falhas incipientes a partir de características físico-químicas, pois também apresentam propriedades físico-químicas em seus relatórios. Universo desta amostra apresenta 33 classificações normais, 30 falhas térmicas, 72 falhas elétricas. É importante notar que a inclusão de amostras em condições normais permite que a rede neural classifique transformadores sem falhas. O número de amostras com defeitos garante a diversidade de casos de treinamento da rede neural robusta. Esta abordagem produz uma previsão de taxa mais elevada.

No projeto da RNA, os conjuntos de dados de treinamento e teste foram, respectivamente, 94 e 41 amostras. A saída desejada é o diagnóstico previsto no relatório técnico do especialista responsável pelas análises do óleo isolante baseado nos métodos da IEC/IEEE (IEC, 1999; IEEE, 2008).

Em algumas situações, a diferença entre a ordem de grandeza das variáveis pode influenciar o treinamento da RNA. A normalização dos dados é uma estratégia para se obter distribuição mais homogênea das variáveis no espaço de entrada e apresentar estes dados às entradas da rede em uma escala compatível com as funções de ativação dos neurônios. A partir da média e desvio padrão dos dados, os dados são normalizados com média igual a 0 e variância 1. A normalização logarítmica foi

também efetuada, porém os melhores resultados dessa aplicação foram evidenciados somente no algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt.

Os neurônios escondidos foram definidos para 2 camadas. Para efeito estatístico, todas as RNA foram treinados e testados em séries de 20 repetições. A RNA foi treinada.

A Tabela 6.1 apresenta os valores da taxa de acerto para MLP treinada pelo algoritmo de Levenberg-Marquardt (identificado por LM) e o Adaptive Back-Propagation (identificado por ABP) em conjuntos de treinamento e dados de teste (no mínimo - Min, média - Med, máxima - Max e desvio padrão DP). Após alguns experimentos com variações de arquiteturas para as MLP, as de melhor desempenho foram escolhidas. Foram testadas MLP com uma e duas camadas escondidas com 5 a 20 neurônios em cada camada. O melhor desempenho para MLP-LM foi com uma camada escondida com 10 neurônios nesta camada. A MLP-ABP apresenta duas camadas escondidas com 7 e 10 neurônios, respectivamente. Ambas as redes tem 3 neurônios na camada de saída, cada um representando uma classe do diagnóstico de falhas: normal, falha térmica e falha elétrica.

Tabela 6.1 - Resultados do Diagnóstico de Falhas a partir de propriedades físico-químicas.

RNA	Treinamento (%)				Teste (%)			
	Min	Med	Max	DP	Min	Med	Max	DP
MLP-LM	100,00	100,00	100,00	0,00	80,49	97,44	100,00	4,94
MLP-ABP	95,74	96,81	98,94	1,09	65,85	71,71	78,05	3,39

Fonte: O autor.

Devido ao uso sem precedentes de dados de testes físico-químicos para a obtenção de diagnóstico de falhas em transformadores, uma comparação de resultados com os métodos tradicionais é proposta. A intenção dessa comparação é fornecer uma análise qualitativa do uso de amostras físico-químicas diretamente no diagnóstico de falhas.

Como uma forma comparativa, a Tabela 6.2 apresenta a aplicação dos métodos mencionados nas IEC - International Electrotechnical Commission e IEEE - Institute

of Electrical and Electronics Engineers sobre os dados utilizados na concepção das RNA-MLP. Essas normas incluem o uso dos métodos: Gás Chave, Dörnenburg e Rogers Ratio (IEC, 1999; IEEE, 2008). A taxa de acerto é calculada em comparação com o relatório técnico de especialista que serviu de base para a saída desejada no treinamento das RNAs. Na série de dados, alguns casos estão em uma área de não-decisão das normas, onde não é possível fazer qualquer diagnóstico com base nas regras do padrão, como mostra a Tabela 6.3. O método do Triângulo de Duval foi acrescentado a estes por ser um método sem zonas de não-decisão.

Tabela 6.2 - Resultados do Diagnóstico de Falhas - IEEE/IEC e Triângulo de Duval

Métodos	Acerto (%)	Não-decisão
Gás Chave	45,19	0
Razões de Rogers	40,00	26
Dörnenburg	43,70	79
Triângulo de Duval	61,48	0

Fonte: O autor.

Tabela 6.3 - Exemplos das amostras utilizadas.

Amostras	1	2	3	4	5	6	7
H₂	15	32	479	75	29	6	7
CH₄	0,6	26	109	89	76	2	6
CO	24	166	84	756	594	332	80
CO₂	359	2569	1433	4367	3184	6580	170
C₂H₄	0	80	133	10	63	39	0,3
C₂H₆	0	12	11	68	28	0,2	1
C₂H₂	0	0,6	1121	0	0	0	0
Relatório do Especialista	Normal	Térmica	Elétrica	Térmica	Térmica	Normal	Normal
Gás Chave	Normal	Térmica	Elétrica	Térmica	Térmica	Térmica	Normal
Rogers	Normal	Não-decisão	Elétrica	Não-decisão	Térmica	Normal	Normal
Dörnenburg	Normal	Normal	Elétrica	Não-decisão	Térmica	Normal	Normal
Triângulo de Duval	Elétrica	Térmica	Elétrica	Térmica	Térmica	Térmica	Térmica
MLP-LM	Normal	Térmica	Elétrica	Térmica	Térmica	Normal	Térmica

Fonte: O autor.

Os resultados mostrados na Tabela 6.2 mostram que as normas não cobrem todos os casos considerados no universo de dados utilizados para concepção das RNA. Seja pela existência de casos onde a norma erra o diagnóstico de falha ou seja pela presença, entre os dados, de casos que coincidem com as zonas de não-decisão. Mesmo o método do triângulo de Duval, sem zonas de não-decisão, não apresenta percentual de acerto maior que os da RNA projetada para os casos reais utilizados.

Na Tabela 6.3 é possível observar como os diversos métodos explorados se comportam no diagnóstico das amostras. Para os exemplos, o relatório do especialista é mostrado como padrão de comparação. A RNA de melhor resultado, MLP-LM, foi considerada para mostrar como o método proposto responde aos casos de erros e de não-decisão dos diagnósticos através dos métodos convencionais.

A primeira amostra, considerada normal pelo especialista, ganha designação de falha elétrica pelo Triângulo de Duval, devido ao vértice superior do triângulo conter região de transição para este tipo de falha e leve sobreaquecimento. Esta região fronteira pode ter causado o diagnóstico equivocado. Entretanto, é importante salientar que esta amostra foi retirada de um transformador cujo óleo isolante havia sido substituído por óleo novo, decisão tomada devido a indicação da análise das propriedades físico-químicas. Nos três testes físico-químicos anteriores, o valor do teor de água apresentou os seguintes valores: 30,0 p.p.m., 34,8 p.p.m., 41,6 p.p.m, respectivamente. Os valores de acidez foram: 0,166 mg KOH/g, 0,175 mg KOH/g e 0,200 mg KOH/g, respectivamente. Tais valores são crescentes e com diferença de menos de um ano entre a primeira e a última amostra. Todos os valores apontam para faixas fora da normalidade com tendência à classificação de óleo incapaz de manter suas características isolantes. Por conta disso a decisão de substituição do óleo e reamostragem do óleo para testes. Porém, a substituição não isenta que impurezas advindas do contato do óleo com as partes ativas do transformador o tenham contaminado a ponto de distorcer os cálculos do método de Duval.

As amostras 2 e 4, classificadas pelo especialista como falha térmica, apresentam um exemplo de diagnóstico não previsto pelos métodos de Rogers e de Dörnenburg. Ao

tentar enquadrar a coordenada referente à amostra de acordo com as regiões de falha, o método não estabelece nenhum código para a situação. Estas regiões que não apontam nenhum diagnóstico são denominadas regiões de não-decisão do método.

Na amostra 3, não há divergência entre os métodos e todos registram mesmo diagnóstico que o especialista. Uma explicação para isso é o valor acentuado de acetileno em relação aos demais gases dissolvidos. Por ser um gás formado a partir de grandes temperaturas de falhas é evidente inferir que existe um agente causador de altas temperaturas no interior do equipamento, ou seja, há indícios de falhas de alta densidade de energia. Por conta disso, acetileno é um gás considerado importante por todos os métodos de análise de gases dissolvidos e sua presença já indica com precisão uma falha de alta temperatura.

A amostra 5 possui diagnóstico comum entre todos os métodos e concordante com o especialista que classificou essa amostra como falha térmica. Provavelmente, devido a relação entre os óxidos de carbono indicando sobreaquecimento na celulose, considerada aqui como falha térmica.

Na amostra 6, os métodos do Gás Chave e de Duval relatam falha térmica, diferenciando do especialista que diagnosticou caso de normalidade. O método do Gás Chave usa dos valores dos óxidos de carbono para inferir sobreaquecimento na celulose. Em termos do triângulo de Duval, as coordenadas apontam o vértice inferior direito, região identificada como falha térmica, logo, erro inerente ao método.

A amostra 7, que foi observada em um ciclo de treinamento e teste onde houve erro da RNA, classificada pelo especialista como normal, tem diagnóstico apontado como térmico somente pelo triângulo de Duval, além da RNA. O método de Duval aponta região próxima ao vértice superior, designada como falha térmica de baixa temperatura, em uma faixa de transição que pode confundir operação normal com situação de sobrecarga e sobreaquecimento momentâneo. Com relação à RNA, esta amostra estava na série de teste. O neurônio vencedor, neste caso o representante da falha térmica, apresentou valor de saída aproximadamente 80% maior que os demais

neurônios de saída. Por isso esse foi o diagnóstico fornecido pela RNA. Entretanto, nos outros ciclos de treinamento e teste, com escolha aleatória das amostras para treinamento e teste, não foi verificado erros envolvendo esta amostra.

É importante salientar que as amostras 6 e 7 sofreram processos de desgaseificação antes de serem amostradas, indicados por valores de teor de água e/ou rigidez dielétrica fora das faixas de normalidade. Este processo também envolve a secagem, ou desumidificação, do óleo antes de ser retomada sua operação. Porém, ao entrar em contato novamente com as partes ativas do transformador, é possível a alteração nos valores das propriedades físico-químicas, bem como nas concentrações dos gases dissolvidos. Devido a isso, a avaliação das análises físico-químicas e cromatográficas alinhadas ao histórico do transformador é de suma importância para a precisão dos resultados das análises.

A amostra 6 apresenta valor de teor de água fora do padronizado como normal, 40,4 p.p.m., valor referente a óleo em condições insuficiente para uso. Também apresenta valor de rigidez dielétrica 24,5 kV, compatível com óleo em condições de condicionamento para eliminar características de envelhecimento. A amostra 7 apresenta valores em condições anormais para acidez, teor de água e tensão interfacial, 0,181 mg KOH/g, 16,8 p.p.m., 21,1 mN/m. Estes valores fora das faixas de normalidade não influenciaram a decisão do especialista quanto ao diagnóstico normal de falhas devido o acesso ao histórico de desgaseificação imediatamente anterior à amostragem.

6.2 Conclusão

O uso das propriedades físico-químicas, advindas dos ensaios feitos sobre as amostras do óleo isolante, tradicionalmente realizavam a identificação da qualidade do óleo limitando-se a apontar a necessidade de regeneração ou substituição do óleo, por exemplo.

Porém, o empreendimento do uso destes valores na tentativa de executar o diagnóstico de falhas incipientes nasceu da confirmação do estudo da relação entre o resultados do ensaio físico-químico e do ensaio cromatográfico.

Através dos resultados apresentados conclui-se que é possível elaborar um diagnóstico de falhas diretamente a partir dos dados físico-químicos do óleo isolante do transformador. Em situações de âmbito real, como o universo de dados utilizados nesta tese, demonstra-se resultados satisfatórios na classificação de falhas com taxa de acerto da ordem de 100% nos melhores casos. O método proposto aqui apresenta êxito em situações onde as normas apresentam erros de diagnóstico e em situações onde ocorrem as zonas de não-decisão. Aliado a isso, o diagnóstico diretamente a partir das propriedades físico-químicas acompanharam com mais eficiência as avaliações do especialista onde este faz uso de informações históricas das amostras e cruzamento de informações dos ensaios físico-químicos. Este tipo de ação não é refletida por nenhum método de diagnóstico clássico, configurando-se em mais uma vantagem do método de diagnóstico proposto nesta tese.

Durante os períodos entre amostras recomendados por normas, que em caso de ensaio normal pode chegar a 12 meses, a disponibilidade de dados que assegurem o bom desempenho do equipamento sempre é vantajoso. Soma-se a isso que, em vez de se realizar dois ensaios, apenas um teste, no caso o físico-químico, seria necessário para um diagnóstico prévio sobre os gases dissolvidos. Vale ressaltar que, no mercado, os dois testes apresentam ônus financeiros próximos. Isso equivale a dizer que a proposta pode reduzir pela metade os volumes financeiros consumidos para se obter este diagnóstico que protege o equipamento.

7 Conclusão

Nesta tese é proposto um método para estimar a concentração de gases dissolvidos a partir das análises físico-químicas do óleo isolante de transformadores. Esta proposta torna possível efetuar o diagnóstico de falhas incipientes em transformadores de potência através das propriedades físico-químicas.

A associação entre as propriedades físico-químicas do óleo e os valores de gases dissolvidos advindos da cromatografia foi confirmada mediante aplicação de RNA. Os resultados obtidos apresentam taxas de acertos satisfatórias para o método proposto.

Das implementações apresentadas pode-se concluir que é possível acompanhar a evolução de gases dissolvidos, sem realizar uma cromatografia completa, o que em muitos casos, pode ser uma facilidade conveniente, devido à fácil disponibilidade de laboratórios para testes físico-químicos em empresas do setor.

Outra contribuição a ser frisada é que este trabalho confirmou a possibilidade de se efetuar o diagnóstico de falhas incipientes utilizando como dados de base as propriedades físico-químicas do óleo. Tais propriedades somente eram utilizadas na avaliação da qualidade do óleo isolante. O mais usual no diagnóstico é o uso das quantidades de gases dissolvidos. O método é, portanto, inovador e seus resultados demonstram a viabilidade da aplicação.

Outra conclusão importante é que o método abordado serve de canal de informações sobre as falhas inclusive nos períodos entre os testes de cromatografia. Isto se torna interessante porque de acordo com as normas, esse período pode ser até 12 meses. Durante este tempo, é importante ter uma maneira de avaliar as falhas incipientes através dos testes físico-químicos realizados com frequência.

O método proposto requer novos desenvolvimentos para avançar com mais eficiência em comparação aos métodos tradicionais de diagnóstico de falhas em transformadores. No entanto, este método inovador apresenta-se como recurso

promissor a ser utilizado no monitoramento e na manutenção de equipamentos tão imprescindíveis para o sistema elétrico. Podendo seus avanços abranger estudos que envolvam aplicação do método em outros equipamentos que utilizem óleo isolante.

7.1 Desenvolvimentos Futuros

Seguem algumas sugestões para trabalhos futuros com objetivo de aperfeiçoar a aplicação prática do que foi estudado:

- Aprimoramento da técnica para possibilitar o treinamento *on-line*. Isto significaria que novos dados avaliados pela RNA poderiam ser absorvidos como massa de conhecimento em um processo de retreinamento.
- Avaliar a possibilidade de extração de conhecimento das RNA na verificação da influência dos gases dissolvidos nas características físico-químicas e estabelecer uma função de correspondência entre as grandezas envolvidas.
- As técnicas de extração de conhecimento de RNA também podem ser propícias para obtenção de regras que, futuramente, componham normas de classificação de falhas através de dados físico-químicos.
- Avaliar a implementação, em complemento à detecção e identificação de falhas, de métodos de localização das regiões de falha através de métodos acústicos ou de sensoriamento utilizando a tecnologia de fibras ópticas. A localização de falhas pode significar um avanço nas práticas de operação e manutenção, tornando os métodos de diagnósticos mais precisos e eficientes.
- Produzir um método de monitoramento *on-line* através do uso de dispositivos de medida de rigidez dielétrica ou absorbância através de espectrofotometria ultravioleta para aumentar a eficiência do diagnóstico da integridade do óleo isolante.
- Propor aplicação de métodos inteligentes na predição temporal dos gases dissolvidos no óleo, antecipando-se à geração dos mesmos.

- Combinar a metodologia do diagnóstico proposta com outras metodologias para incrementar a detecção de falhas.
- Normalizar a metodologia proposta estabelecendo intervalos de confiança para o diagnóstico.

Referências Bibliográficas

ABDI, S.; BOUBAKEUR, A.; HADDAD, A. Influence of thermal ageing on transformer oil properties, *IEEE International Conference on Dielectric Liquids (ICDL 2008)*, pp. 1-4, 2008.

ALEME, H. G. Determinação de parâmetros físico-químicos do óleo diesel a partir de curvas de destilação utilizando técnicas quimiométricas. *Tese de doutorado*, Universidade Federal de Minas Gerais, Departamento de Química, 2011.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS – ABNT. NBR 5356: Transformador de Potência. Rio de Janeiro, RJ, 1993.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS – ABNT. NBR 7070: Guia para Amostragem de Gases e Óleo em Transformadores e Análise dos Gases Livres e Dissolvidos. Rio de Janeiro, RJ, 1981.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS – ABNT. NBR 7274: Interpretação da Análise dos Gases de Transformadores em Serviço. Rio de Janeiro, RJ, 1982.

ALMEIDA, O. M.; BARBOSA, F. R.; AMORA, M. A. B.; BRAGA, P. R. O. Diagnóstico de Transformadores Utilizando Monitoramento On-line. *Anais do XII ERIAC - Encontro Regional Ibero-Americano do CIGRÈ*, Foz do Iguaçu, PR, 2007a.

ALMEIDA, O. M.; AMORA, M. A. B.; BARBOSA, F. R.; ARAGAO, F. A. P.; NOTTINGHAM, O. C. E. S.; BARRETO, L. H. S. C.; VITOR, R. Monitoramento e Diagnóstico de um Transformador de Potência: Análise de Gases Dissolvidos no Óleo e Análise Térmica. *Anais do IV CITENEL - Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica 2007*, Araxá, MG, 2007b.

AMORA, M. A. B.; ALMEIDA, O. M.; BRAGA, A. P. S.; BARBOSA, F. R.; LIMA, S. S.; Lisboa, L. A. C. Extraction of Knowledge from Artificial Neural Networks to

Application in Analysis of Transformers, *The 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems ISAP 2009*, Curitiba, 2009.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL: Resolução ANEEL No 024/2000 e atualizações sobre metas e novos conjuntos de consumidores, 2000.

ASSUNÇÃO, T. C. B. N. Contribuição à modelagem e análise do envelhecimento de transformadores de potência. *Tese de doutorado*, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, 2007.

ATTALI, J.G.; PAGES, G. Approximation of functions by a multilayer perceptron: A new approach. *Neural Networks*, v. 10, pp. 1069–1081, 1997.

AZEVEDO, C. H. B. Metodologia para eficácia da detecção de descargas parciais por emissão acústica como técnica preditiva de manutenção em transformadores de potência imersos em óleo isolante. *Dissertação de Mestrado*, GPT/BC/UFG – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação / Universidade Federal de Goiás, Goiânia, GO, 2009.

BARBOSA, F. R. Monitoramento *on-line* e diagnóstico inteligente da qualidade dielétrica do isolamento líquido de transformadores de potência, *Dissertação de Mestrado*, UFC/CT/PPGDEE – Programa de Pós-Graduação do Departamento de Engenharia Elétrica, Fortaleza, CE, 2008.

BARBOSA, F.R.; ALMEIDA, O.M.; BRAGA, A.P.S.; TAVARES, C.M.; AMORA, M.A.B.; ARAGAO, F.A.P.; BRAGA, P.R.O.; LIMA, S.S. Artificial Neural Network Application in Estimation of Dissolved Gases in Insulating Mineral Oil from Physical-Chemical Datas for Incipient Fault Diagnosis. *15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems - ISAP '09*, pp. 1-5, 8-12 Nov., 2009.

BENGTSSON, C. Status and Trends in Transformer Monitoring. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 11, n. 3, pp. 1379-1384, 1996.

BETTA, G.; PIETROSANTO, A.; SCAGLIONE, A. An Enhanced Fiber-Optic Temperature Sensor System for Power Transformer Monitoring. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 50, n. 5, pp. 1138-1143, 2001.

BIRLASEKARAN, S.; LEDWICH, G. Possible indicators of aging in oil-filled transformers part 1: measurements. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 26, n. 1, pp. 26-32, 2010.

CAO, F.; XIE, T.; XU, Z. The estimate for approximation error of neural networks: A constructive approach. *Neurocomputing*, 71 (4-6), pp. 626-630, 2008.

CARDOSO, P. M. Adaptação de um Sistema de Medição de Gases Dissolvidos em Óleo Mineral Isolante para Monitoração de Múltiplos Transformadores de Potência. *Dissertação de Mestrado*, UFSC/CT/PPGMCI – Programa de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial, Florianópolis, SC, 2005.

CARGOL, T. A. Overview of On-Line Oil Monitoring Technologies. *Fourth Annual Weidmann-ACTI Technical Conference*, San Antonio, USA, 2005.

CAVALEIRO, P. M.; ARAÚJO, F. M.; FERREIRA, L. A.; SANTOS, J. L.; FARAH, F. Simultaneous Measurement of Strain and Temperature Using Bragg Gratings Written in Germanosilicate and Boron-Codoped-Germanosilicate Fibres, *IEEE Photonics Technology Letters*, v. 11, n. 12, pp. 1635-1637, 1999.

CHEN, T. P.; CHEN, H. Universal approximation to nonlinear operators by neural networks with arbitrary activation functions and its application to a dynamic system. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6, pp. 911-917, 1995

CHU, D., LUX, A. On-Line Monitoring of Power Transformers and Components: A Review of Key Parameters. *IEEE Electrical Insulation Conference & Electrical Manufacturers and Coil Winding Exposition*, Cincinnati, Ohio, USA, 1999.

COLAÇO, D. F.; de ALEXANDRIA, A. R.; CORTEZ, P. C.; FROTA, J. B. B.; de LIMA, J. N.; CALAZANS, A. E. A. L.; FAÇANHA, F. A. Sistema de Monitoramento

de Chaves Seccionadoras por Visão Computacional e Redes Neurais Artificiais para Suporte ao Sistema de Controle Supervisório da CHESF. *Anais do IV CITENEL - Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica 2007*, Araxá, MG, 2007.

CYBENKO, G. Approximation by Superpositions of a Sigmoid Function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, v. 2, p. 303-314, 1989.

DE DEUS, M. H. A. Chave estática de transferência, estudo e soluções de casos, focados na continuidade do fornecimento e aumento da confiabilidade do sistema. *Dissertação de Mestrado*, UFMG/PPGEE – Universidade Federal de Minas Gerais - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belo Horizonte, MG, 2011.

DERVOS, C.T.; PARASKEVAS, C. D.; SKAFIDAS, P.; VASSILIOU, P. Dielectric Characterization of Power Transformer Oils as a Diagnostic Life Prediction Method, *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 21, n. 1, pp. 11-19, 2005.

DING, H.; HEYWOOD, R.; LAPWORTH, J.; RYDER, S. Learning from success and failure in transformer fault gas analysis and interpretation. *IET Conference on Reliability of Transmission and Distribution Networks (RTDN 2011)*, pp. 1-6, 2011.

DÖRNENBURG, E.; GERBER, O. E. Analysis of Dissolved and Free Gases for Monitoring Performance of Oil-Filled Transformers. *The Brown Boveri Review*, v. 54, n. 213, pp. 104-111, 1967.

DUKARM, J. J. Transformer Oil Diagnosis Using Fuzzy Logic and Neural Networks. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, v. 1, pp. 329-332, 1993.

DURASAMY, V.; DEVARAJANB, D.; SOMASUNDARESWARIA, D.; VASANTHB, A. M.; SIVANANDAMC, S. N. Neuro-fuzzy Schemes for Fault Detection in Power Transformer. *Applied Soft Computing*, v. 7, n. 2, pp. 534-539, 2007.

DUVAL, M. Dissolved Gas Analysis: It Can Save Your Transformer. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 5, n. 6, p. 22-27, 1989.

DUVAL, M.; DePABLO, A. Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 17, n. 2, pp. 31-41, 2001.

DUVAL, M. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 2002.

DUVAL, M. New techniques for dissolved gas-in-oil analysis. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 19, n. 2, pp. 6 - 15, 2003.

DUVAL, M.; DUKARM, J. Improving the reliability of transformer gas-in-oil diagnosis. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 21, n. 4, pp. 21 - 27, 2005.

FERGUSON, R.; LOBEIRAS, A.; SABOU, J. Suspended Particles in the Liquid Insulation of Aging Power Transformers. *IEEE Electrical Insulation Magazine*. v. 18, n. 4, pp. 17-23, 2002.

FREITAS, A. A. C. Redes Neurais Artificiais Aplicadas em Transformadores de Distribuição Imersos em Óleo. *Dissertação de Mestrado*, UNESP/FE/DEE-Departamento de Engenharia Elétrica, Bauru, SP, 2000.

FUHR, J. Condition based maintenance for power transformers in service: Application of conventional and advanced diagnostic methods. *Electrical Insulation Conference (EIC 2011)*, pp. 271-275, 5-8 June, 2011.

FUNAHASHI, K. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, pp. 183-192, 1989.

GRIFFIN, P. J. Criteria for the Interpretation of Data for Dissolved Gases in Oil from Transformers. A Review. *Electrical Insulating Oils*, STP 998, H. G. Erdman edited, *American Society for Testing and Materials*, Philadelphia, p.89-106, 1988.

GIBEAULT, J. P.; KIRKUP, J.K. Early Detection and Continuous Monitoring of Dissolved Key Fault Gases in Transformers and Shunt Reactors. Syprotec Inc., Pointe-Claire, Que.; *Electrical Electronics Insulation Conference 1995, and Electrical Manufacturing & Coil Winding Conference*, Proceedings Publication – Quebec, Canada, pp. 285-293, 1995.

GODINHO, M. S. Determinação da tensão Interfacial de Óleos Isolantes usando Análise de Imagens e Espectroscopia no Infravermelho Próximo. *Dissertação de Mestrado*. Universidade Estadual de Goiás, Unidade Universitária de Ciências Exatas e Tecnológicas. Mestrado em Ciências Moleculares, 2009.

GONÇALVES, H. I. V.; COIMBRA, R. C. M.; LADEIRA, M.; PRADO, H. A. Ferramenta de Regressão Não-linear Múltipla com Redes Neurais Artificiais: Estudo de Caso com o Robô Puma 560. *VII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente 2005*, São Luiz, MA, Brasil, 2005.

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*, v. 16, n. 4, pp. 643 - 647, 2001.

HALSTEAD, W.D. A Thermodynamic Assessment of the Formation of Gaseous Hydrocarbons in Faulty Transformers. *Journal Institute of Petroleum*, v. 59, n. 9, pp. 239-241, 1973.

HAGAN, M.T.; MENHAJ, M.B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 5, n. 6, pp. 989 - 993, 1994.

HAYKIN, S. Redes Neurais: Princípios e Práticas. Trad. Paulo Martins Engel, 2^a ed., Porto Alegre, RS, *Bookman*, 2001.

HORNIK, K.; STINCHCOMBE, M., WHITE, H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, pp. 359–368, 1989.

HUANG, Y. C. Evolving neural nets for fault diagnosis of power transformers. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v.18, n.3, pp. 843- 848, 2003.

HUANG, Y.C.; YANG, H.T.; HUANG, C.L. Developing a New Transformer Fault Diagnosis System through Evolutionary Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 12, n.2, pp. 761-767, 1997.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION – IEC 60599: Mineral Oil-Impregnated Electrical Equipment in Service - *Guide to the Interpretation of Dissolved and Free Gases Analysis*. Geneva, Switzerland, 2. ed., 1999.

IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers, *IEEE Std C57.104-1991*, 2008.

IMAMURA, M. M.; SILVA, I. N.; SOUZA, A. N. Uma Abordagem Neural para Análise dos Gases Dissolvidos em Óleo Isolante em Função das Grandezas Físico-Químicas. *Anais do XIII CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA (CBA 2000)*, Florianópolis, pp. 2288-2293, 2000.

ISA, N. A. M.; MAMAT, W. M. F. W. Clustered-hybrid multilayer perceptron network for pattern recognition application. *Applied Soft Computing Journal*, v. 11, n. 1, pp. 1457–1466, 2011.

JANNE, K.; PETTERSEN, J.; LINDBERG, N. O.; LUNDSTEDT, T. Hierarchical principal component analysis (PCA) and projection to latent structure (PLS) technique on spectroscopic data as a data pretreatment for calibration. *Journal of Chemometrics*, 15, p. 203, 2001.

JAZAYERI, P.; ROSEHART, W.; WESTWICK, D. T. A Multistage Algorithm for Identification of Nonlinear Aggregate Power System Loads. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 22, n. 3, pp. 1072 - 1079, 2007.

KAN, H.; MIYAMOTO, T. Proposals for an Improvement in Transformer Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis (DGA). *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 11, n. 6, pp. 15-21, 1995.

KHALIFA, M. High-Voltage Engineering: Theory and Practice, *Marcel Dekker Inc.*, USA, 1990.

KOHTOH, M.; KANEKO, S.; OKABE, S.; AMIMOTO, T. Aging effect on electrical characteristics of insulating oil in field transformer. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v.16, n.6, pp. 1698-1706, 2009.

KOVACEVIC, S.; DOMINELLI, N. Transformer Life Extension by Continuous On-Line Oil Conditioning. *Proceedings of Electrical Insulation Conference and Electrical Manufacturing & Coil Winding Technology Conference*, pp. 23-25, 2003.

KOVÁCS, Z. L. Redes Neurais artificiais: fundamentos e aplicações: um texto básico - 3 ed., São Paulo: *Editora Livraria da Física*, 2002.

LAZAREVICH, A. K. Partial Discharge Detection and Localization in High Voltage Transformers Using an Optical Acoustic Sensor. *Thesis*. Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, USA, 2003.

LEITE, C.T.C.; SANTOS, E.P.; PERONDI, E. S.; FONSECA, G.J.F.; AZEVEDO, J.N.; STATERI, L.C.; NARDIN, S.G. Sistema de Informações Gerenciais e Operativas - SIGO. *IV Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (CITENEL 2007)*, Araxá, MG, 2007.

LEVENBERG, K. A Method for the Solution of Certain Non-linear Problems in Least Squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, v. 2, n. 2, pp. 164-168, 1944.

LEVY, A. F. S.; CARVALHO, A. T.; AMORIM Jr., H. P.; OLIVEIRA Filho, O.; CARDOSO, J. A. A. S.; NASCIMENTO, L. F. A. Implementação de um Sistema de Medição de Descargas Parciais e Fator de Perdas On-line em Transformadores de

Potência na ELETRONORTE. *IV Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (CITENEL 2007)*, Araxá, MG, 2007.

LIMA, S. E. U.; ALMEIDA, O. M.; REIS, L. L. N. Diagnóstico de Falhas Incipientes em Transformadores de Potência Imersos em Óleo Utilizando Sistemas Nebulosos. *XV Congresso Brasileiro de Automática (CBA 2004)*, Gramado, RS, 2004.

LIMA, S. E. U.; BARBOSA, F. R.; ALMEIDA, O. M. Diagnóstico de Falhas Incipientes em Transformadores de Potência. *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE 2006)*, Campina Grande, PB, 2006.

LIMA, S. E. U. Diagnóstico Inteligente de Falhas Incipientes em Transformadores de Potência Utilizando a Análise dos Gases Dissolvidos em Óleo. *Dissertação de Mestrado*, UFC/CT/DEE - Departamento de Energia Elétrica, Fortaleza, CE, 2005.

LIN, C. E.; LING, J. M.; HUANG, C. L. An Expert System for Transformer Fault Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 8, n. 1, pp. 231-238, 1993.

LOBO, A. B. R.; SANTOS, J. L.; BAPTISTA, J. M.; FERREIRA, L. A.; ARAÚJO, F. M., LEITE, A. P. Optical Fiber Sense Technology in Portugal, *Fiber and Integrated Optics*, v. 24, n. 3-4, pp. 171-199, 2005.

LUMASENSE Technologies and T&D World Magazine. *Web Seminar*. Disponível em: www.electricityforum.com. Acesso em: Junho de 2007, 2007.

MAIOROV, V.; MEIR, R.S. Approximation bounds for smooth functions in $C(\mathbb{R}^d)$ by neural and mixture networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v.9, n. 5, pp. 969-978, 1998.

MAK, J.; MACIEL, R. L.; FRANCHINI, L. R.; VASCONCELLOS, V. Transformador de Distribuição de Maior Vida Útil e Menor Agressividade Ambiental. *IV Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (CITENEL 2007)*, Araxá, MG, 2007.

MARQUARDT, D. W.; An Algorithm for Least-squares Estimation of Nonlinear Parameters, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, v.11, n. 12, pp. 431-441, 1963.

MEDEIROS, C. M. S. Uma Contribuição ao problema de seleção de modelos neurais usando o princípio de máxima correlação dos erros. *Tese de doutorado*, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Teleinformática, Universidade Federal do Ceará, 2008.

MELO, A. M. B.; MOTA, F. A. S.; DIAS, F. P.; ALMEIDA, R. F.; LUNA, F. M. T.; RIBEIRO, M. O. A.; CAVALCANTE Jr., C. L.; AZEVEDO, D. S. C. Estudos de Oxidação em Compostos Parafínicos e Avaliação do Desempenho de Aditivos, *VI Congresso Brasileiro de Engenharia Química em Iniciação Científica (COBEQ 2005)*, Campinas - SP, 2005.

MILASCH, M. Manutenção de Transformadores em Líquido Isolante. *Edgar Blücher*, São Paulo, SP, 1984.

MIRANDA, V.; CASTRO, A. R. G. Improving the IEC Table for Transformer Failure Diagnosis with Knowledge Extraction from Neural Networks. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 20, n. 4, pp. 2509-2516, 2005.

MOKHNACHE, L.; BOUBAKEUR, A. Comparison of Different Back-propagation Algorithms Used in the Diagnosis of Transformer Oil. *Annual Report IEEE Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena*, Waterloo, Canada, 2002.

MORAIS, D. R. Ferramenta Inteligente para Detecção de Falhas Incipientes em Transformadores Baseada na Análise de Gases Dissolvidos no Óleo Isolante. *Dissertação de Mestrado*. UFSC, Florianópolis, SC, 2004.

MORAIS, D. R.; ROLIM, J. G. A hybrid tool for detection of incipient faults in transformers based on the dissolved gas analysis of insulating oil, *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 21, n. 2, pp. 673-680, 2006.

NIEMEYER, L. A generalized approach to partial discharge modeling. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 2, n. 4, pp. 510-528, 1995.

NUNES J.; PAHLAVANPOUR B. Os Recentes Desenvolvimentos na Análise de Gases Dissolvidos (DGA). *XIII Encontro Regional Ibero-Americano do CIGRÈ (ERAC 2009)*, Argentina, 2009.

PALMER, J.A.; WANG, X.; SHOURESHI, R.A.; MANDER, A.; TORGERSON, D. RICH, C. Effect of Aging on the Spectral Response of Transformer Oil. Colorado Sch. of Mines, Golden – CO, *Electrical Insulation, IEEE International Symposium*, pp. 460-464, Anaheim, CA, USA, 2000.

PARASKEVAS, C. D.; VASSILIOU, P.; DERVOS, C. T. Temperature Dependent Dielectric Spectroscopy in Frequency Domain of High-voltage Transformer Oils Compared to Physicochemical Results, *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 13, no. 3, pp. 539-546, 2006.

PATEL, N. K.; KHUBCHANDANI, R. K. ANN Based Power Transformer Fault Diagnosis. *IE Journal*, v. 85, n. 1, p. 60-63, 2004.

PEYRAQUE, L.; BEROUAL, A.; BURET, F. Static Electrification of Pressboard/Oil Interface and Transient Phenomena. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 5, n. 3, pp. 443-449, 1998.

PRADHAN, M. K. Assessment of the Status of Insulation during Thermal Stress Accelerated Experiments on Transformer Prototypes. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v.13, n.1, pp. 227-237, 2006.

PRZYBYLEK, P.; NADOLNY, Z.; MOSCICKA-GRZESIAK, H. Bubble Effect as a Consequence of Dielectric Losses in Cellulose Insulation. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 17, n. 3, pp. 913-919, 2010.

PUGH, P. S.; WAGNER, H. H. Detection of Incipient Faults in Transformer by Gas Analysis. *AIEE Transactions*, v. 80, p. 189-195, 1961.

RANGANATHAN, A. The Levenberg-Marquardt Algorithm , 2004 - Disponível em: <http://www.cc.gatech.edu/~ananth/docs/lmtut.pdf>. Acesso em: 5/11/2007.

RAO, N. D.; TRIPATHY, S. C. Power System Static State Estimation By the Levenberg-Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems Volume PAS-99*, 2, Pp. 695-702, 1980.

RIBEIRO, D. M.; CORREA, P. C.; RODRIGUES, D. H.; GONELI, A. L. D. Análise da variação das propriedades físicas dos grãos de soja durante o processo de secagem. *Ciência e Tecnologia de Alimentos*, v. 25, n. 3, pp. 611-617, 2005.

ROGERS, R.R. IEEE and IEC Codes to Interpret Incipient Faults in Transformers Using Gas in Oil Analysis. *IEEE Transactions Electrical Insulation*, v. 13, n. 5, p. 349-354, 1978.

RUMMELHART, D., HINTON, W. Learning Internal Representations by Error Propagation. *Parallel Distributed Processing - MIT Press*, Cambridge, MA, 1986.

SAHA, T. K. Review of Modern Diagnostic Techniques for Assessing Insulation Condition in Aged Transformers. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 10, n. 5, pp. 903-917, 2003.

SETAYESHMEHR, A.; FOFANA, I.; EICHLER, C.; AKBARI, A.; BORSI, H.; GOCKENBACH, E. Dielectric spectroscopic measurements on transformer oil-paper insulation under controlled laboratory conditions. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 15, n. 4, pp. 1100-1111, 2008.

SIEROTA, A.; RUNGIS, J. Characterization and Pre-treatment of New Transformer Oils. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 11, n. 1, pp. 8-20, 1995.

SIKORA, Z.; SALACKI, W. Use of near-infrared (NIR) spectroscopy to predict several physical and operating properties of oil fractions and diesel fuels. *Petroleum and Coal*, 38, pp. 65-68, 1996.

SINGH, S.; BANDYOPADHYAY, M.N. Dissolved gas analysis technique for incipient fault diagnosis in power transformers: A bibliographic survey. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 26, n. 6, pp. 41-46, 2010.

SWIFT, G.; MOLINSKI, T. S.; LEHN, W. A fundamental Approach to transformer Thermal Modeling – I. Theory and Equivalent Circuit. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 16, pp. 171-175, 2001.

SU, Q.; MI, C.; LAI, L.L.; AUSTIN, P. A fuzzy dissolved gas analysis method for the diagnosis of multiple incipient faults in a transformer. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 15, n. 2, pp. 593 - 598, 2000.

SUSA, D.; LEHTONEN, M. New Aspects on the Dynamic Loading of Power Transformers. *Fifth Nordic Distribution and Asset Management Conference (Nordac 2002)*, Copenhagen, Denmark, 2002.

TENBOHLEN, S.; FIGEL, F. On-line Condition Monitoring of Power Transformers. *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*, v. 3, n. 23-27, pp. 2211-2216, 2000.

THE ELECTRICITY FORUM By Department of the Interior; Bureau of Reclamation; Hydroelectric Research; Technical Services Group. Transformer Maintenance, Electrical Transformer Handbook, *Electricity Forum*, v. 2, pp. 25-64, Canada, 2005.

VALIN, S. Transformer moisture measurement gain status as transformers age, Electrical Transformer Handbook, *Electricity Forum*, v. 1, pp. 58-59, Canada, 2004.

VAN BOLHUIS, J. P.; GULSKI, E.; SMIT, J. J. Monitoring and Diagnostic of Transformer Solid Insulation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 17, n. 3, pp. 528-536, 2002.

VARL, A. On-line Diagnostics of Oil-filled Transformers. Milan Vidmar Electrical Power Research Institute. *IEEE 14th International Conference on Dielectric Liquids*, Ljubljana, Slovenia, pp. 253-257, 2002.

WAHAB, M. A. A.; HAMADA, M. M.; ZEITOUN, A. G.; ISMAIL, G. Novel modeling for the prediction of aged transformer oil characteristics. *Electric Power Systems Research*, 1999.

WAHABA, M. A. A.; HAMADAA, M. M.; MOHAMEDB, A. Artificial neural network and non-linear models for prediction of transformer oil residual operating time, *Electric Power Systems Research*, v. 81, n. 1, pp. 219–227, 2011.

WANG, Z.; LIU, Y.; GRIFFIN, P.J. A combined ANN and expert system tool for transformer fault diagnosis. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 13, n. 4, pp. 1224-1229, 1998.

WANG, M.; VANDERMAAR, A. J.; SRIVASTAVA, K. D. Review of Condition Assessment of Power Transformers in Service. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 18, n. 6, pp. 12-25, 2002.

WANG, X.; LI, B.; ROMAN, H. T.; RUSSO, O. L.; CHIN, K.; FARMER, K. R. Acoustic-optical PD Detection for Transformers, *IEEE Transactions Power Delivery*, v. 21, n. 3, pp. 1073, 2006.

WANG, Z. Artificial Intelligence Applications in the Diagnosis of Power Transformer Incipient Faults. *PhD Thesis*, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, USA, 105 p, 2000.

WARD, B. H.; LINDGREN, S. A Survey of Developments in Insulation Monitoring of Power Transformers. *IEEE International Symposium on Electrical Insulation*; pp. 141-147, Anaheim, CA, USA, 2000.

WEG. Manual de Instalação e de Manutenção de Transformadores. *Catálogo*. 16 p. Blumenau, 2004.

ZAENGL, W. S. Dielectric Spectroscopy in Time and Frequency Domain for HV Power Equipment, Part I: Theoretical Considerations, *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 19, n. 5, pp 5-19, 2003.

ZHANG, Y. An Artificial Neural Network Approach to Transformer Fault Diagnosis, *Thesis*, Virginia Tech, Blacksburg, USA, 1996.

ZHANG Z.; LI J.; ZOU P.; GRZYBOWSKI, S. Electrical properties of nano-modified insulating vegetable oil. *Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena (CEIDP 2010)*, pp. 1-4, 2010.

ZIRBES, R.; ROLIM, J. G.; ZÜRN, H. H. Metodologias para Avaliação e Diagnóstico do Estado de Isolamentos de Papel Impregnado com Óleo Mineral. *SBA Controle & Automação*, vol. 16, no. 3, pp. 318-331, 2005.

ZYLKA, P.; MAZUREK, B. Rapid Dissolved Gas Analysis by Means of Electrochemical Gas Sensors. *Proceedings of IEEE 14th International Conference on Dielectric Liquids*, Wroclaw University of Technology, Poland, pp. 325-328, 2002.

Apêndices

Apêndice A - Redes Neurais Artificiais.

A Rede Neural Artificial (RNA) é uma estrutura baseada em unidades de processamento capazes de realizar um mapeamento do universo de dados a que esta estrutura é previamente apresentada. O universo de dados, denominado de padrões de treinamento, representam o mapeamento que a rede deve ser capaz de modelar.

Uma introdução conceitual sobre Redes Neurais Artificiais é apresentada na seção A.1. Na seção A.2 são discutidos os padrões de dados que refletem a natureza do problema. Os processos de aprendizagem das RNA são abordados na seção A.3. A caracterização das estruturas dos *perceptrons* de múltiplas camadas está na seção A.4. A seção A.5 trata dos algoritmos de treinamento utilizados nas RNA desenvolvidas.

A.1 Rede Neural Artificial

Uma rede neural artificial (RNA) é um sistema composto por neurônios ordenados em camadas interligados através de pesos sinápticos. Estes pesos sinápticos ponderam a ligação entre dois neurônios, ou entre uma entrada e um neurônio assumindo valor mais elevado de acordo com a influência daquela ligação na saída da rede.

A RNA possui nós de entrada que recebem os estímulos do meio externo e neurônios de saída que fornecem a resposta da rede. Normalmente é utilizada uma camada entre os neurônios de entrada e saída conhecida como camada oculta ou intermediária (“*hidden*”). O uso da estrutura com camada oculta habilita a RNA a resolver problemas não-linearmente separáveis.

Um tipo de estrutura aplicada é a rede *feedforward* onde as informações fluem da entrada para a saída da rede, através das conexões, de forma que as saídas da camada de entrada são conectadas às entradas da primeira camada intermediária e assim por diante até chegar à camada de saída.

Para se obter o melhor projeto de RNA, em geral, são realizadas diversos ensaios comparando o desempenho da rede para cada variação dos valores dos parâmetros de projeto. A configuração com melhor desempenho nos testes é selecionada para realizar o mapeamento desejado. No entanto, o algoritmo de aprendizagem utilizado e os padrões de dados para o treinamento são fatores de influência sobre o desempenho de uma RNA.

A.2 Padrões de Dados

Os padrões de dados representam a natureza do problema através da relação mantida entre os vetores de entrada (\mathbf{x}) e de saída (\mathbf{y}). Estes padrões são utilizados como referência para a RNA ajustar seus pesos, mediante procedimento de aprendizagem. O objetivo é apresentar em sua saída um valor concordante com o padrão de entrada fornecido.

Assim, o aprendizado de uma RNA exige que os dados utilizados no processo de treinamento sejam representativos do problema em questão.

Também é levado em consideração o tamanho da amostra a ser utilizada no treinamento, evitando informações repetidas ou que podem ser derivadas de outras. Fundamentalmente, à medida que a complexidade do problema aumenta, a quantidade dos dados também deve aumentar para uma modelagem eficiente por parte da rede neural.

Muitas vezes os elementos do vetor de dados possuem grandezas diferentes representadas em escalas desiguais. Isso pode causar uma polarização indesejada nos valores dos pesos da rede e até mesmo dificultar a convergência do processo de treinamento. Surge a necessidade de se pré-processar os padrões. A normalização é um dos métodos de pré-processamento mais utilizado. A normalização produz uma distribuição estatística uniforme dos valores de entrada colocando os componentes do vetor de entrada numa mesma escala de valores. As técnicas de normalização mais utilizadas são:

Normalização suave cujas distribuições das componentes x_j são normalizadas para terem média zero e variância unitária, tal como na equação A.1.

Normalização severa cujas componentes x_j são re-escaladas para o intervalo $[0,1]$, tal como na equação A.2.

As equações são as seguintes:

$$x_j^{norm} = \frac{x_j - \mu_j}{\sigma_j} \quad (\text{A.1})$$

$$x_j^{norm} = \frac{x_j - x_j^{min}}{x_j^{max} - x_j^{min}} \quad (\text{A.2})$$

Onde:

x_j^{norm} é o valor normalizado correspondente ao valor original x_j ;

μ_j é o valor médio da j -ésima variável de entrada, calculada para o conjunto de treinamento;

σ_j é o desvio padrão da j -ésima variável de entrada, calculada para o conjunto de treinamento;

x_j^{min} é o valor mínimo da j -ésima variável de entrada, calculada para o conjunto de treinamento;

x_j^{max} o valor máximo da j -ésima variável de entrada, calculada para o conjunto de treinamento.

A.3 Processo de Aprendizagem de RNA

O termo aprender para uma RNA, é o ato de estabelecer a saída da rede mediante apresentação de um conjunto de exemplos durante a etapa de treinamento. Nesta etapa, ocorrem os ajustes dos pesos sinápticos no intuito de se obter as relações entre entrada e saída, através de um algoritmo de treinamento da rede.

O processo de aprendizagem é classificado como: supervisionado ou não-supervisionado. Os processos tratam de uma minimização do erro entre a saída da rede e a saída desejada.

No aprendizado supervisionado, os padrões de dados apresentados contêm informações sobre o estímulo à entrada e sobre a saída que se deseja ter na última camada da rede. O aprendizado não-supervisionado é uma distribuição de probabilidade dos padrões de entrada através dos pesos dos neurônios da rede.

O aprendizado supervisionado é um problema de otimização do erro e tem sido aplicado em muitos casos (FREITAS, 2000; PATEL; KHUBCHANDANI, 2004).

A apresentação de todas as amostras de dados de treinamento à rede é denominada época. Para cada época os padrões de treinamento são apresentados à rede em uma seqüência aleatória.

Para a verificação da eficiência do processo de treinamento, periodicamente, um conjunto de dados, não utilizados no treinamento, alimenta a rede e saídas são calculadas utilizando os valores dos pesos memorizados até o momento. Caso um nível de desempenho satisfatório não tenha sido atingido o treinamento deve continuar. Esta etapa é a validação.

O algoritmo de treinamento também pode ser interrompido por um critério de parada com avaliação do erro médio quadrático (ε_{mq}) de uma época, caso seja menor que valores previamente estabelecidos. Em aplicações que envolvam RNA em classificação de padrões, outro critério de parada é avaliar se a taxa de acerto na classificação alcança um nível satisfatório. A equação A.3 define o cálculo do erro gerado por cada neurônio de saída no passo t . O cálculo do erro médio quadrático é dado na equação A.4:

$$e_k(t) = d_k(t) - y_k(t) \tag{A.3}$$

$$\varepsilon_{m,q} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t) = \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N \sum_{k=1}^M [e_k(t)]^2 \quad (\text{A.4})$$

Onde:

d_k é o valor desejado para a saída do k -ésimo neurônio da camada de saída;

y_k é o valor da saída do k -ésimo neurônio da camada de saída;

N é o número de amostras de treinamento;

M é o número de neurônios na camada de saída;

t é o número da iteração atual.

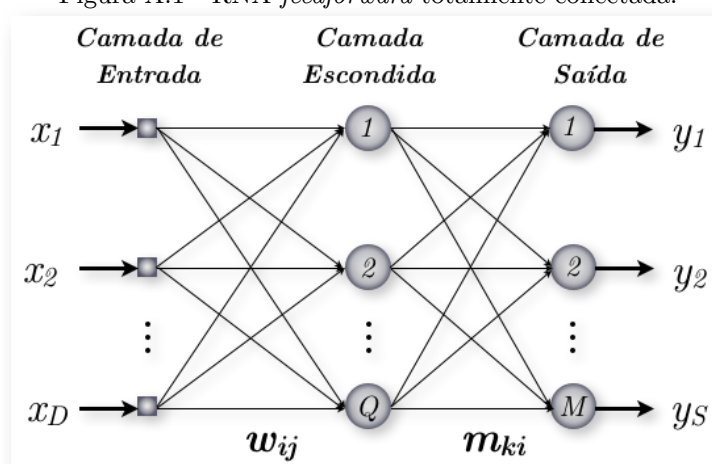
Geralmente, o treinamento é interrompido pelo monitoramento do erro no processo de validação, quando este não se eleva por algumas épocas consecutivas. Caso não haja um critério de parada para o treinamento, a rede poderá aprender detalhes irrelevantes do conjunto de treinamento, o que é conhecido como *overfitting*.

Quando o processo de treinamento é encerrado, os parâmetros ajustados durante o processo são mantidos e uma etapa de testes, com novo conjunto de dados, pode ser realizada.

Freqüentemente, para a realização destas três etapas é necessário distribuir a amostra total de dados em três subconjuntos. Um exemplo de distribuição pode ser 50% dos dados para o treinamento, 25% para validação e 25% para testes.

A.4 Perceptrons de Múltiplas Camadas (MLP)

Muitas vezes os neurônios de uma camada podem ser totalmente conectados aos da seguinte, conforme ilustrado na Figura A.1.

Figura A.1 - RNA *feedforward* totalmente conectada.

Fonte: Adaptado de MEDEIROS (2008).

Conforme mostra a Figura A.1, a RNA é composta pela camada de entrada, onde os nós constituem a interface de entrada (\mathbf{x}), por uma ou mais camadas intermediárias ou escondidas, e por uma camada de saída (\mathbf{y}). As setas entre as camadas denotam as conexões sinápticas. Cada conexão mantém uma associação entre as camadas da rede, como o peso sináptico w_{ij} que associa a referida entrada j e o neurônio i ($i=1, \dots, Q$). Q é o número de neurônios da camada escondida. O peso sináptico m_{ki} associa o neurônio i e o neurônio k da camada de saída ($k=1, \dots, M$). M é o número de neurônios da saída.

Entre as principais características das redes neurais *feedforward* está a capacidade de realizar um mapeamento não-linear entre as entradas e saídas, conservando o fluxo de sinal sempre adiante.

O projeto de redes neurais apresenta duas fases. A primeira fase é o processo de treinamento, durante o qual um conjunto de amostras de dados é fornecido à rede. Nesta fase, os pesos dos neurônios da rede são ajustados iterativamente para mapear as relações de entrada-saída. A segunda fase é um processo de teste, durante o qual um conjunto de amostras é apresentado à rede, e saídas são calculadas por meio dos valores dos pesos memorizados pela rede (ALMEIDA *et al.*, 2007a).

Em termos de aplicações em reconhecimento de padrões, a MLP é talvez a rede neural mais popular (HAYKIN, 2001). O seu poder computacional de aprender

através da experiência mediante treinamento torna esta estrutura eficiente nestas aplicações. Entretanto, esta mesma característica também é responsável por não demonstrar diretamente o conhecimento do comportamento interno da rede, a não ser pelo uso de técnicas especiais de extração de conhecimento (MIRANDA; CASTRO, 2005).

A princípio, a análise de uma MLP apresenta uma distribuição de unidades não-lineares sob um conjunto de neurônios altamente conectados, inclusive em camadas escondidas tornando o processo de aprendizagem menos transparente ou difícil de ser visualizado.

É importante salientar que as camadas escondidas são de suma relevância no desempenho da rede através do número de camadas e da quantidade de neurônios em cada uma delas. Entretanto, há de se observar o compromisso na definição destes parâmetros, pois uma quantidade de neurônios insuficiente deixa a MLP muito simples para a resolução do problema, o que é conhecido por *underfitting*. Um número exacerbado de unidades escondidas conduz a rede a absorver detalhes irrelevantes das amostras fornecidas na etapa de treinamento prejudicando a capacidade de generalização da rede, o que pode ser chamado de *overfitting*.

A.5 Algoritmos de Treinamento

A.5.1 Back-Propagation e Adaptive Back-Propagation

O treinamento de uma MLP utilizando o algoritmo de retro-propagação do erro (*error back-propagation*) foi essencialmente desenvolvido e popularizado por Rumelhart e Hinton (1986). O principal objetivo do algoritmo Back-Propagation (BP) é determinar e ajustar um vetor de pesos sinápticos que minimize o erro quadrático, entre a saída desejada e a atual saída da rede, em um dado conjunto de amostras durante a etapa de treinamento. Para tanto, utiliza-se o cálculo do gradiente da função de erro convencionalmente denominado de regra delta generalizada, RDG (KOVACS, 2002).

Durante o processo de treinamento, ocorre a necessidade de se ajustar os pesos sinápticos dos neurônios das camadas ocultas que, por definição, não possuem contato com a saída da rede. Os neurônios são associados a um parâmetro definido no intuito de atribuir um valor relacionado ao erro calculado permitindo a correta atualização dos pesos. Para isso, o erro obtido na saída retrocede em direção à entrada através das camadas escondidas atualizando os parâmetros de todos os neurônios de cada camada, daí o nome retro-propagação (*back-propagation*).

O algoritmo *Back-Propagation* pode ser compreendido sob a ótica de duas etapas. A primeira é a etapa de propagação adiante, também conhecida como alimentação direta que se refere ao cálculo das saídas dos neurônios de cada camada e a determinação do erro da saída da MLP. Como nesta etapa os pesos sinápticos da MLP são fixos, a equação A.5 é utilizada para obtenção das saídas dos neurônios das camadas escondidas e de saída da MLP. A segunda etapa é a propagação reversa ou retro-propagação do erro, onde todos os pesos sinápticos são ajustados objetivando minimizar o erro na saída. A seguir é apresentado o processo de treinamento passo a passo:

Passo 1: Os parâmetros iniciais do algoritmo de treinamento são ajustados heurísticamente, tais como a taxa de aprendizagem e os pesos sinápticos. Os pesos sinápticos são ajustados para valores aleatórios ou segundo funções de inicialização.

Passo 2: Estabelece-se um critério de parada para o treinamento. Pode-se determinar um número máximo de iterações de treinamento e/ou um patamar de erro satisfatório atingido. Outra opção é utilizar a avaliação da taxa de acerto como critério de parada em aplicações onde a rede seja usada para classificar padrões.

Passo 3: Apresenta-se um par entrada-saída e calcula-se a saída das camadas da rede utilizando a equação A.5. Calcula-se o erro na última camada, usando a equação A.3 e atualiza-se o erro médio quadrático (ε_{mq}), dado pela equação A.4:

$$y_i(t) = \varphi_i [u_i(t)] = \varphi_i \left[\sum_{j=1}^D w_{ij}(t) x_j(t) - \beta_i(t) \right] \quad (\text{A.5})$$

A função $\varphi_i(\cdot)$ é denominada de função de ativação, geralmente uma função sigmoïdal. Para um passo t , a ativação de um neurônio é dada pela função $u_i(t)$. As entradas x_j chegam ao neurônio através dos pesos w_{ij} das conexões entre a j -ésima entrada e o i -ésimo neurônio da camada escondida, por exemplo. A dimensão do vetor de entrada é dada por D . A função de ativação também leva em consideração o limiar $\beta_i(t)$, valor abaixo do qual a saída é nula.

De forma similar, os valores de saída dos neurônios da camada de saída são dados pela equação A.6. Assim o sinal de entrada é propagado até a saída (propagação direta).

$$y_k(t) = \varphi_k [u_k(t)] = \varphi_k \left[\sum_{i=1}^Q m_{ki}(t) y_i(t) - \beta_k(t) \right] \quad (\text{A.6})$$

Passo 4: Cálculo dos gradientes locais. Pois a retro-propagação do sinal de erro do k -ésimo neurônio de saída através da respectiva função de ativação é obtida pelo produto deste sinal pela derivada $\varphi_k' = \partial \varphi_k / \partial u_k$, conforme a equação A.7 demonstra para a camada de saída. De forma similar, a equação A.8 mostra o cálculo do gradiente local para a camada escondida:

$$\delta_k(t) = \varphi_k' [u_k(t)] e_k(t) \quad (\text{A.7})$$

$$\delta_i(t) = \varphi_i' [u_i(t)] \sum_{k=1}^M m_{ki}(t) \delta_k(t) \quad (\text{A.8})$$

Onde:

φ_k' denota a derivada da função de ativação;

δ_k é o gradiente local do k -ésimo neurônio de saída;

δ_i é o gradiente local do i -ésimo neurônio da camada escondida.

Passo 5: Ajusta-se o valor dos pesos dos neurônios de saída, de acordo com a equação A.9. Da mesma forma, ajusta-se os valores dos pesos dos neurônios da camada escondida, conforme equação A.10:

$$m_{ki}(t+1) = m_{ki}(t) + \eta \delta_k(t) y_i(t) \quad (\text{A.9})$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_i(t) x_j(t) \quad (\text{A.10})$$

Onde η é o parâmetro da taxa de aprendizagem.

Passo 6: Retorna ao passo 3 até a apresentação de todos os dados do conjunto de treinamento o que é chamado de época.

Passo 7: Ao final de uma iteração, verificar o critério de parada definido no passo 2 e determinar o encerramento ou não do treinamento.

Como o algoritmo *Back-Propagation* convencional é um procedimento local, ele é susceptível aos problemas de convergência e aprisionamento em mínimos locais. Também, a existência de platôs no universo de erro pode prejudicar a velocidade de convergência, pois isto significa um valor de gradiente pequeno. E a velocidade de convergência está diretamente relacionada com a taxa de aprendizagem, que em suma, define o tamanho do passo que se dará em cada interação. Por conseqüência, uma taxa de aprendizagem muito alta pode fazer o algoritmo oscilar e se tornar instável. Porém, uma taxa de aprendizagem muito baixa pode levar o algoritmo a uma convergência demasiadamente lenta. Para solucionar estes problemas foram utilizadas algumas modificações, tais como: utilização do coeficiente de momento e adaptação da taxa de aprendizagem. A primeira permite que a rede seja imune a pequenas características da superfície de erro, dificultando o aprisionamento em mínimos locais rasos. Já a segunda, permite uma taxa de aprendizagem variável debaixo de um compromisso de manter o passo de aprendizagem tão amplo o possível quanto estável mediante o ajuste dos pesos dependente do cálculo da derivada do erro. A equações A.11, para os neurônios da camada escondida, e A.12, para os

neurônios da camada de saída, apresentam a atualização dos pesos para este algoritmo.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_i(t) x_j(t) + a[w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)] \quad (\text{A.11})$$

$$m_{ki}(t+1) = m_{ki}(t) + \eta \delta_k(t) y_i(t) + a[m_{ki}(t) - m_{ki}(t-1)] \quad (\text{A.12})$$

Onde os demais termos já foram definidos e a é o coeficiente de momento.

A taxa de aprendizagem adaptativa, inicializada com valor η ($t=0$), apresenta uma variação dinâmica conforme A.13.

$$\eta(t) = \begin{cases} \gamma \eta(t-1) & \text{se } e_k(t) < e_k(t-1); \\ \lambda \eta(t-1) & \text{se } e_k(t) > \psi e_k(t-1); \\ \eta(t-1) & \text{se } e_k(t) < \psi e_k(t-1). \end{cases} \quad (\text{A.13})$$

Onde:

γ é o fator de incremento da taxa de aprendizagem;

λ é o fator de decremento da taxa de aprendizagem;

ψ é o limite máximo do erro médio quadrático para a estratégia.

Tal algoritmo é conhecido como *Adaptive Back-Propagation*. Esta estratégia incrementa a taxa de aprendizagem, mas somente o bastante para que a rede aprenda sem aumentar a taxa de erro. A utilização deste método de treinamento proporcionou uma redução do tempo de treinamento, pois possibilita uma convergência mais rápida quando comparado ao *Back-Propagation* convencional (PATEL; KHUBCHANDANI, 2004; BARBOSA, 2008).

A.5.2 Levenberg-Marquardt

Conforme visto, o desempenho do algoritmo de treinamento *Back-Propagation* é amplamente sensível à configuração do coeficiente de aprendizagem e utiliza somente a primeira derivada da função de erro. Uma alternativa para o algoritmo *Back-*

Propagation é o treinamento baseado no método de Levenberg-Marquardt (LEVENBERG, 1944; MARQUARDT, 1963). Este método envolve o uso da derivada segunda da função a ser minimizada acelerando a convergência. Na verdade, trata-se de um aperfeiçoamento do método de Gauss-Newton, uma variante do método de Newton.

O método de Newton usa a informação da derivada parcial de segunda ordem do índice de desempenho utilizado para corrigir os pesos permitindo que, além da informação do gradiente sejam usadas, também, informações da curvatura do erro (RANGANATHAN, 2004).

Apesar de convergir rapidamente, o método de Newton se torna complicado e custoso devido à computação de matriz hessiana, formada pelas derivadas segundas. Porém, o método das secantes, conhecido como Quasi-Newton se baseia no método de Newton, mas não requer o cálculo direto da matriz hessiana, utilizando uma aproximação (GONÇALVES *et al.*, 2005).

No algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM), quando a função de desempenho apresenta a forma de uma soma de quadrados, como no caso do treinamento das redes *feedforward*, então a matriz hessiana pode ser aproximada conforme a equação A.14, a seguir:

$$\mathbf{H}(\mathbf{w}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{J}(\mathbf{w}) \quad (\text{A.14})$$

onde:

\mathbf{w} é a representação dos pesos e limiares;

\mathbf{J} é a matriz jacobiana que contem as primeiras derivadas dos erros da rede com respeito aos pesos e limiar.

O gradiente pode ser obtido mediante a equação A.15:

$$\delta(\mathbf{w}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (\text{A.15})$$

Onde \mathbf{e} é o vetor de erros da rede.

O problema é que a matriz hessiana, conforme definida na equação A.14, pode não ter inversa. A modificação de Levenberg-Marquardt propõe uma solução adicionando à matriz hessiana a parcela $\mu\mathbf{I}$, onde μ é um escalar, conhecido como constante de regularização e \mathbf{I} é a matriz identidade resultando na equação A.16 para atualização dos pesos e limiares (HAGAN; MENHAJ, 1994; JAZAYERI *et al.*, 2007).

$$\mathbf{w}(p+1) = \mathbf{w}(p) - [\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{J}(\mathbf{w}) + \mu\mathbf{I}]^{-1}\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (\text{A.16})$$

Onde p é a época atual de treinamento.

Dessa forma, quando o escalar μ é próximo de zero o método LM comporta-se como o método de Gauss-Newton. Porém, quando o escalar μ assume valores elevados, o comportamento é semelhante ao de um método de descida mais íngreme, como o *Back-Propagation*. Os métodos de Newton são mais precisos numa região próxima de um erro mínimo, ou seja, próxima à convergência. Porém, no caso do aumento do valor do índice de desempenho, então seguir o gradiente descendente deve ser a melhor escolha. Assim, μ é decrementado a cada época bem sucedida (com redução do índice de desempenho) e incrementado apenas a cada época que poderia levar o índice de desempenho a aumentar. Isto resulta em uma função de desempenho sempre reduzida a cada época de treinamento.

Seguem os passos para o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt:

Passo 1: São ajustados os parâmetros iniciais do algoritmo de treinamento, como o valor inicial do escalar μ , e suas taxas de decréscimo e acréscimo.

Passo 2: Estabelece-se um critério de parada para o treinamento. Pode-se determinar um número máximo de iterações de treinamento e/ou um patamar de erro satisfatório atingido. Outra opção é utilizar a avaliação da taxa de acerto como critério de parada em aplicações onde a rede seja usada para classificar padrões.

Passo 3: Apresenta-se um par entrada-saída e calcula-se a saída das camadas da rede utilizando a equação A.5. Calcula-se o erro na última camada, usando a equação A.3 e atualiza-se o erro médio quadrático (ε_{mq}), dado pela equação A.4:

Passo 4: Cálculo da matriz hessiana, gradiente e atualização dos pesos, conforme A.14, A.15 e A.16, respectivamente:

Passo 5: Recalcula-se a função de desempenho. Se este valor é menor que o obtido no passo 1, então μ é reduzido por meio da taxa de redução pré-definida e retorna ao passo 3. Caso contrário, μ é incrementado e retorna ao passo 4:

Passo 6: Verificação do critério de parada definido no passo 2 e determinar o encerramento ou não do treinamento.d

Devido a essa característica de acelerar a convergência minimizando rapidamente a função de desempenho o algoritmo LM vem sendo comparado e obtendo vantagem nos resultados de classificação de padrões sobre outras estratégias ou até utilizada em conjunto para a obtenção de resultados ótimos (RAO; TRIPATHY, 1980; JAZAYERI *et al.*, 2007).

Anexos

Anexo A - Certificados de Ensaios Cromatográficos e Físico-Químicos.

Certificado de Ensaio Nº 452/2006

Natureza do Serviço : Análise de Óleo Isolante

1. Identificação do Equipamento

Equipamento : Transformador Potência : 1000 kVA Nº Série : 404043
Marca : União Impedância : 5,28% Ano : 1980
Tipo de Óleo : Mineral Tensão Primária : 13,8 kV Tensão Secundária : 380/220 V
Volume : 900 Litros Subestação : SE/1 Código : TR-1 (ex TR-11)

2 - Ensaios Físico-Químicos :

Ensaio	Norma	Valor Medido	Valor de Referência (*)
Rigidez Dielétrica	IEC-156	26,9 kV	35,0 kV (min.)
Índice de Neutralização	ASTM-D974	0,23 mg KOH/g	0,50 mg KOH/g (max.)
Tensão Interfacial 25°C	ASTM-D971	31,8 mN/m	20,0 mN/m (min.)
Fator de Dissipação - 90°C	IEC-247	0,418 %	100 % (máx.)
Teor de Água	ASTM-D1533	59,77 ppm	40,0 ppm (máx.)
Densidade Relativa à 25°C	ASTM-D1298	0,8782 g/cm ³	-

(*) Valores de acordo com a norma NBR 10576/1988 da ABNT.

3 - Análise Cromatográfica :

3.1 - Valores Medidos :

Hidrogênio : 283 ppm Diox. de Carbono : 13719 ppm
Oxigênio : 3014 ppm Etileno : 14 ppm
Nitrogênio : 86523 ppm Etano : 700 ppm
Metano : 339 ppm Monox. Carbono : 192 ppm
Acetileno : 0 ppm

3.2 - Soma Total : 104784 ppm

3.3 - Soma dos Combustíveis: 1528 ppm

4. Considerações Gerais :

- Data da Coleta : 24/10/2006
- Os resultados das análises físico-químicas estão fora do permitido pela norma brasileira, principalmente os valores obtidos de rigidez dielétrica e teor de água. Na cromatografia gasosa, verificamos a existência de uma falha térmica, possivelmente na faixa 100-200°C, envolvendo o óleo isolante e sobreaquecimento generalizado do isolamento sólido. O nível de gases combustíveis embora considerado ALTO, indica no momento condições estáveis de operação do transformador. Sugerimos uma reamostragem em 1 ano.

Nome	Ensaista	Visto	Nome	Responsável	Visto	Pg. 1
	Data			Data		
	16/11/06			16/11/06		

Este certificado é válido exclusivamente para o objeto ensaiado, não sendo extensivo a quaisquer lotes, mesmo que similares.

Ru: 190 - CJ - Tel/Fa
E-r

L.01

Certificado de Ensaio
Nº 229/2005

Natureza do Serviço : Análise de Óleo Isolante

1. Identificação do Equipamento

Equipamento : Transformador Potência : 1000 kVA Nº Série : 404043
 Marca : União Impedância : 5,28% Ano : 1980
 Tipo de Óleo : Mineral Tensão Primária : 13,8 kV Tensão Secundária : 380/220 V
 Volume : 900 Litros Subestação : SE/1 Código : TR1

2 - Ensaio Físico-Químicos :

Ensaio	Norma	Valor Medido	Valor de Referência (*)
Rigidez Dielétrica	IEC-156	35,2 kV	35,0 kV (min.)
Índice de Neutralização	ASTM-D974	0,02 mgKOH/g	0,50 mgKOH/g (max.)
Tensão Interfacial 25°C	ASTM-D971	29,9 mN/m	20,0 mN/m (min.)
Fator de Dissipação 90°C/750 V/mm	IEC-247	0,04 %	0,50 % (máx.)
Teor de Água	ASTM-D1533	35,0 ppm	40,0 ppm (máx.)
Densidade Relativa a 20°/4°C	ASTM-D1298	0,882	-
Cor	ASTM-D1500	1,0	-

(*) Valores de acordo com a norma NBR 10576/1988 da ABNT.

3 - Análise Cromatográfica :

3.1 - Valores Medidos :

Hidrogênio	: 241 ppm	Diox. de Carbono	: 12273 ppm
Oxigênio	: 1204 ppm	Etileno	: 6 ppm
Nitrogênio	: 75149 ppm	Etano	: 504 ppm
Metano	: 213 ppm	Monox. Carbono	: 92 ppm
Acetileno	: 0 ppm		

3.2 - Soma Total : 89682 ppm

3.3 - Soma dos Combustíveis : 1056 ppm

4. Considerações Gerais :

- Data da Coleta : 28/06/2005
- Os resultados das análises físico-química estão dentro dos limites admitidos pela norma brasileira. Na cromatografia gasosa, detectamos um teor considerado elevado de hidrogênio, o que pode ser causado por descargas parciais de baixa densidade de energia. Porém, o nível atual de gases combustíveis, considerado satisfatório, indica no momento condição normal de operação do transformador. Sugerimos uma reamostragem em 1 ano.

Nome	Ensaista	Visto	Nome	Responsável	Visto	Pg. 1
	Data			Data		
	s 18/07/05			18/07/05		

Este certificado é válido exclusivamente para o objeto ensaiado, não sendo extensivo a quaisquer lotes, mesmo que similares.

Rua	190 - CEP	Tel/Fax (
	E-mai	or

Certificado de Ensaio
Nº 047/2005

Natureza do Serviço : Análise de Óleo Isolante

1. Identificação do Equipamento

Equipamento : Transformador	Potência : 300 kVA	Nº Série : 40860
Marca : Cemec	Impedância : -	Ano : -
Tipo de Óleo : Mineral	Tensão Primária : 13,8 kV	Tensão Secundária: 220/127 V
Volume : 350 Litros	Subestação : SE/01	Código: -

2 - Ensaios Físico-Químicos :

Ensaio	Norma	Valor Medido	Valor de Referência (*)
Rigidez Dielétrica	IEC-156	28,6 kV	35,0 kV (min.)
Índice de Neutralização	ASTM-D974	0,14 mgKOH/g	0,50 mgKOH/g (max.)
Tensão Interfacial 25°C	ASTM-D971	25,1 mN/m	20,0 mN/m (min.)
Fator de Dissipação 25°C/750 V/mm	IEC-247	0,08 %	0,50 % (máx.)
Teor de Água	ASTM-D1533	59,0 ppm	40,0 ppm (máx.)
Densidade Relativa a 20°/4°C	ASTM-D1298	0,875	-
Cor	ASTM-D1500	1,5	-

(*) Valores de acordo com a norma NBR 10576/1988 da ABNT.

3 - Análise Cromatográfica :

3.1 - Valores Medidos :

Hidrogênio : 11 ppm	Diox. de Carbono : 10146 ppm
Oxigênio : 11804 ppm	Etileno : 23 ppm
Nitrogênio : 70440 ppm	Etano : 4 ppm
Metano : 14 ppm	Monox. Carbono : 312 ppm
Acetileno : 0 ppm	

3.2 - Soma Total : 92754 ppm

3.3 - Soma dos Combustíveis : 364 ppm

4. Considerações Gerais :

- Data da Coleta : 23/01/2005
- Os resultados obtidos na análise cromatográfica indicam uma deterioração normal do óleo e da celulose. Porém, os resultados dos ensaios físico-químicos estão fora do permitido para operação do transformador. Sugerimos um recondicionamento através de um processo termovácuo. Após o tratamento deverá ser realizada nova análise.

Ensaista		Responsável		Pg. 1
Nome	Data	Visto	Nome	Data
	31/01/05			31/01/05

Este certificado é válido exclusivamente para o objeto ensaiado, não sendo extensivo a quaisquer lotes, mesmo que similares.

Rua	190 - CEP	Tel/Fax
	E-mai	.or