**MARCELO FONTENELE DE CARVALHO**

# TÉCNICAS DE MODELAGEM NÃO-LINEARES APLICADAS NO CARREGAMENTO DINÂMICO DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Dissertação apresentada à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica

**Orientador: Prof. Dr. Otacílio da Mota Almeida**

**FORTALEZA**
**2007**

# Livros Grátis

http://www.livrosgratis.com.br

Milhares de livros grátis para download.

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação – CIP**

S579i Carvalho, Marcelo Fontenele de

Técnicas de modelagem não-lineares aplicadas no carregamento dinâmico de transformadores de potência [manuscrito] / Marcelo Fontenele de Carvalho
90 f.: il.; enc.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2007
Orientador: Otacílio da Mota Almeida
Área de concentração: Eletrônica de Potência e Acionamentos

1. Transformador de potência 2. Carregamento térmico 3. Modelos não-lineares NARX 4. Carregamento dinâmico I. Almeida, Otacílio da Mota (orient.) II. Universidade Federal do Ceará – Mestrado em Engenharia Elétrica III. Título

CDD 621.3

**MARCELO FONTENELE DE CARVALHO**

# TÉCNICAS DE MODELAGEM NÃO-LINEARES APLICADAS NO CARREGAMENTO DINÂMICO DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento da Energia, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará.

_____

MARCELO FONTENELE DE CARVALHO

Banca Examinadora:

_____

Prof. Otacílio da Mota Almeida, Dr.

_____

Prof. Guilherme de Alencar Barreto, Dr.

_____

Prof. Cícero Marcos Tavares Cruz, Dr.

_____

Prof. Arthur Plínio de Souza Braga, Dr.

Fortaleza, 29 de Julho de 2007

# DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Francisco Messias e Julia,

que em todos os momentos me deram

apoio e incentivo.

# AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador, Prof. Otacílio da Mota Almeida, por sua amizade, confiança, paciência, acreditando e apoiando sempre em todos os momentos.

Ao Prof. Márcio André B. Amora pela sua ajuda e co-orientação no desenvolvimento deste trabalho.

Aos membros da banca examinadora Prof. Arthur Plínio de Souza Braga, Prof. Cícero Marques Tavares Cruz e Prof. Guilherme de Alencar Barreto, pelas críticas e sugestões oferecidas.

Agradeço à Prof[a]. Laurinda Lúcia Nogueira dos Reis e aos amigos e estudantes Sanderson Emanuel Uchôa de Lima e Oliver Castro e Silva Nottingham pela ajuda e companheirismo.

Aos meus amigos Capelo Neto, Marcelo Pedroza, Mauricio Sá Barreto, Patrícia Mesquita e meu cunhado Marcos Botelho (in memoriam) pelo incentivo.

Agradeço à minha esposa Carla Dias de Lima Fontenele pela paciência e motivação à conclusão deste trabalho.

E a todos que de uma forma ou outra estiveram envolvidos neste trabalho.

CARVALHO, M. F. **Técnicas de modelagem não-lineares aplicadas no carregamento dinâmico de transformadores de potência.** 2007. 90f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, Brasil, 2007.

Neste trabalho, estruturas de identificação não-lineares são implementadas com o objetivo de modelar o carregamento e as temperaturas internas de transformadores de potência imersos em óleo isolante. Com a definição de modelos adequados que consideram a temperatura do topo do óleo, a temperatura do ponto mais quente do enrolamento (ponto quente), e a corrente de carga, podem-se estabelecer os limites para o carregamento dinâmico do transformador. Com a definição destes limites podem-se realizar prognósticos aceitáveis sobre a vida residual do sistema. Três modelos baseados em técnicas não-lineares foram desenvolvidos para a modelagem das temperaturas internas e carregamento visando obter resultados mais satisfatórios do que os propostos pela norma IEEE/ANSI C57.91. Os modelos utilizados um modelo melhorado do IEEE/ANSI ou NARX – caixa cinza, um modelo polinomial NARX – caixa preta e um terceiro modelo baseado na rede neural – MLP. Os dados de temperatura ambiente, temperatura do topo do óleo, temperatura do ponto quente do enrolamento e carregamento, utilizados nos modelos testados, foram coletados de um transformador de distribuição imerso em óleo, especialmente instalado para estes testes no Laboratório do Departamento de Engenharia Elétrica da UFC. Para validar os algoritmos desenvolvidos, foram utilizados também dados relativos a um transformador de potência de 30MVA classe 150KV. Os algoritmos desenvolvidos apresentaram resultados satisfatórios, e estão prontos para serem integrados de forma modular a um sistema de diagnósticos e prognósticos da vida útil residual de transformadores de potência imersos em óleo que está em desenvolvimento no Departamento de engenharia Elétrica.

Palavras-chave – Transformador de potência, carregamento térmico, modelos não-lineares NARX, redes neurais, carregamento dinâmico.

CARVALHO, M. F. **Technical of nonlinear modeling applied in the dynamic loading of power transformers.** 2007. 90f. Dissertation (Master in Electrical Engineering) – Technological Center, Federal University of Ceará, Fortaleza, Brazil, 2007.

In this work, structures of nonlinear identification are implemented with the objective of model the loading and the internal temperatures of transformers of immersed power in insulating oil. With the definition of adequate models that consider the temperature of the top of the oil, the winding hot spot temperature, and to loading current, are able to be established the limits for the dynamic loading of the transformer. With the definition of these limits are able to be carried out acceptable prognostics about the residual life of the system. Three models based in nonlinear techniques were developed for the modeling of the internal temperatures and loading aiming to obtain more satisfactory results than them proposed by the norm IEEE/ANSI C57.91. The models utilized a model improved of the IEEE/ANSI or NARX – gray box, a model polynomial NARX – black box and a third model based in the net neural – MLP. The data of ambient temperature, temperature of the top of the oil, temperature of the hot point of the winding and loading, utilized in the quizzed models, were collected of a transformer of immersed distribution in oil, specially installed for these tests in the Laboratory of the Department of Electric Engineering of the UFC. For validate the developed algorithms, were utilized also relative data to a transformer of power of 30MVA class 150KV. The algorithms developed presented satisfactory results, and are promptly to be integrated of modulate form to a system of diagnoses and prognostics of the helpful life immersed power transformers residual in oil that it is in development in the Department of Electric engineering.

Keywords – Power transformer, thermal loading, nonlinear models NARX, neural networks, dynamic loading.

# SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS ..... x
LISTA DE TABELAS ..... xii
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS ..... xiii
LISTA DE SÍMBOLOS ..... xiv
1 INTRODUÇÃO ..... 1
*1.1 EFEITOS TÉRMICOS EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA ..... 1*
1.1.1 Degradação do Papel Isolante ..... 2
1.1.2 Decomposição do Óleo Mineral ..... 3
*1.2 MODELAGEM TÉRMICA PARA TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA ..... 5*
*1.3 OBJETIVO DA PESQUISA ..... 7*
2 MODELAGEM TÉRMICA ..... 9
*2.1 IMPORTÂNCIA DO DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO TÉRMICO PARA TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA ..... 9*
*2.2 MODELO DA RECOMENDAÇÃO IEEE/ANSI ..... 10*
*2.3 MODELO POLINOMIAL NÃO-LINEAR (NARX) CAIXA CINZA APRIMORAMENTO DA RECOMENDAÇÃO C57.115 IEEE/ANSI ..... 12*
*2.4 MODELO POLINOMIAL NÃO-LINEAR (NARX) CAIXA PRETA ..... 14*
*2.5 MODELAGEM ATRAVÉS DE REDE NEURAL ARTIFICIAL – MLP ..... 16*
2.5.1 Modelos de Neurônios Artificiais ..... 17
2.5.2 Conexões e Pesos Sinápticos ..... 18
2.5.3 Processo de Aprendizagem de uma RNA ..... 19
2.5.4 Padrões Utilizados no Treinamento de RNA Supervisionadas ..... 21
2.5.5 Modelagem da Temperatura do Topo do Óleo utilizando Redes Neurais Artificiais Perceptrons Multicamadas – MLP ..... 23
*2.6 APLICAÇÃO DOS MODELOS TÉRMICOS ..... 24*
2.6.1 Descrição do sistema a ser identificado ..... 25
2.6.2 Resultados ..... 27

*2.7 CONCLUSÃO* ..... *34*
3 CARREGAMENTO DINÂMICO E DIAGNÓSTICO TÉRMICO DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA ..... 35
*3.1 OBJETIVOS DO CARREGAMENTO DINÂMICO* ..... *35*
*3.2 ELEMENTOS BÁSICOS NO ESTUDO DO CARREGAMENTO DINÂMICO* *37*
3.2.1 Influência da Variação da Temperatura Ambiente ..... 37
3.2.2 Processo Cumulativo de Envelhecimento ..... 39
3.2.3 Constante de Tempo Térmica do Óleo ..... 39
*3.3 CARREGAMENTO ADMISSÍVEL* ..... *40*
*3.4 EQUACIONAMENTO TÉRMICO* ..... *42*
3.4.1 Temperatura do Óleo Durante Transitórios ..... 42
3.4.2 Temperatura do Óleo em Regime Permanente ..... 45
3.4.3 Constante de Tempo Térmica do Óleo ..... 47
3.4.4 Equação Térmica do Ponto Quente ..... 48
3.4.5 Correção do Valor da Resistência Ôhmica do Enrolamento ..... 49
3.4.6 Variação da Temperatura Ambiente ..... 50
3.4.7 Perda de Vida de Transformadores ..... 51
3.4.8 Valores Característicos para Transformadores ..... 53
3.4.9 Vida Útil de Transformadores ..... 54
*3.5 ANÁLISE DO COMPORTAMENTO TÉRMICO* ..... *57*
*3.6 ANÁLISE DE LIMITE TÉRMICO E DE CARREGAMENTO* ..... *64*
*3.7 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO* ..... *66*
4 CONCLUSÃO ..... 68
*4.1 PESPECTIVAS FUTURAS* ..... *69*
5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS ..... 71
6 APÊNDICE – Método de Gram-Schmidt Modificado ..... 75

# LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Fórmula estrutural da celulose (MILASCH, 1984)..... 2
Figura 1.2 – Formação dos gases em função da temperatura de decomposição (LIMA, 2005).5
Figura 2.1 – Representação do modelo matemático de um neurônio. ..... 17
Figura 2.2 – Tipos de funções não-lineares utilizadas como função de ativação..... 18
Figura 2.3 – RNA feedforward totalmente conectada. ..... 24
Figura 2.4 – Transformador com sistema de aquisição de dados do GPAR (DEE/UFC). ..... 25
Figura 2.5 – Carregamento (P.U.) – Treinamento e estimação dos parâmetros..... 28
Figura 2.6 – Temperatura do Topo do Óleo e Ambiente - Treinamento e estimação dos parâmetros..... 28
Figura 2.7 – Carregamento (P.U.) – Validação dos modelos..... 29
Figura 2.8 – Temperatura do Topo do Óleo e Ambiente – Validação dos modelos. ..... 29
Figura 2.9 – Modelo da recomendação C57.115 IEEE/ANSI. ..... 30
Figura 2.10 – Modelo polinomial não-linear NARX caixa cinza - aprimoramento da recomendação C57.115 IEEE/ANSI. ..... 31
Figura 2.11 – Modelo Polinomial NARX – caixa preta. ..... 31
Figura 2.12 – Modelagem através da Rede Neural Artificial - MLP. ..... 32
Figura 3.1 – Variação da temperatura ambiente com perda de vida normal..... 38
Figura 3.2 – Envelhecimento térmico acumulado. ..... 39
Figura 3.3 – Fluxo de Calor no Transformador (KAGAN et al., 2005). ..... 42
Figura 3.4 – Elevação da Temperatura (KAGAN et al., 2005). ..... 51
Figura 3.5 – Perda de vida do transformador. ..... 53
Figura 3.6 – Diagrama de Blocos para a determinação da Temperatura inicial do Óleo (KAGAN et al., 2005). ..... 56
Figura 3.7 – Dados de Carregamento para os Modelos. ..... 58
Figura 3.8 – Dados de Temperaturas para os Modelos..... 59
Figura 3.9 – Comportamento Térmico - Modelo Clássico. ..... 59
Figura 3.10 – Comportamento Térmico - Modelo polinomial não-linear NARX caixa cinza - aprimoramento da recomendação C57.115 IEEE/ANSI. ..... 60

Figura 3.11 – Comportamento Térmico - Modelo polinomial não-linear NARX - caixa preta. ..... 61
Figura 3.12– Comportamento Térmico - Modelo da Rede Neural Artificial - MLP. ..... 62
Figura 3.13 – Limites de Carregamento SE-SLE-60MVA (NBR 5416). ..... 65
Figura 3.14 – Limites Térmicos SE-SLE-60MVA (ABNT, 1997). ..... 66

# LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Dados do Transformador de distribuição DEE/UFC. ..... 26
Tabela 2.2 - Resultados Obtidos nos Modelos (Transformador DEE-UFC). ..... 33
Tabela 2.3 – Parâmetros Físicos do Transformador DEE-UFC obtidos nos Modelos. ..... 33
Tabela 3.1 – Equação PEC. ..... 52
Tabela 3.2 – Características de transformadores de 65$^{o}$ C sob carga nominal (ABNT, 1997). 53
Tabela 3.3 – Características de transformadores de 55$^{o}$C sob carga nominal (ABNT, 1997) . 54
Tabela 3.4 – Dados do Transformador SE SLE – 60 MVA. ..... 57
Tabela 3.5 - Resultados obtidos nos Modelos para Temperatura do Topo do Óleo. ..... 62
Tabela 3.6 - Resultados obtidos nos Modelos para Temperatura do Ponto Quente ..... 63
Tabela 3.7 - Resultados obtidos nos Modelos Térmicos para Cálculo de ..... 63
Tabela 3.8 - Limites de Temperatura (ABNT, 1997). ..... 64
Tabela 3.9 - Limites de Carregamento (ABNT, 1997). ..... 64

# LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT: Associação Brasileira de Normas Técnicas

AES SUL: Distribuidora Gaúcha de Energia S.A.

AIDA: Análise e Diagnóstico por Inteligência Artificial

ALUMAR: Consórcio de Alumínio do Maranhão

ANSI: American National Standards Institute

CCM: Coeficiente de Correlação Múltipla

CEPEL: Centro de Pesquisas. de Energia Elétrica

CHESF: Companhia Hidro Elétrica do São Francisco

CIGRÉ: Comitê Nacional Brasileiro de Produção e Transmissão de Energia Elétrica

CTEEP: Companhia de Transmissão de Energia Elétrica Paulista

ELETRONORTE: Centrais Elétricas do Norte do Brasil S.A.

ELETROSUL: Eletrosul Centrais Elétricas S.A.

GPAR: Grupo de Pesquisa em Automação e Robótica

IEC: International Electrotechnical Commission

IED: Dispositivo Eletrônico Inteligente

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers

LAR: Laboratório de Automação e Robótica

MIT: Massachusetts Institute of Technology

MLP: Multi-Layer Perceptron

NARX: Nonlinear Autoregressive Network with Exogenous Inputs

NBR: Norma Brasileira

P.U.: Por Unidade

PEC: Philadelphia Electric Company

RBF: Radial Basis Functions

RNA: Redes Neurais Artificiais

SID: Sistema Inteligente de Diagnóstico de Transformadores de Potência

ONAN: Óleo com circulação natural e resfriamento ao ar com circulação natural

ONAF: Óleo com circulação normal e resfriamento ao ar com circulação forçada

# LISTA DE SÍMBOLOS

$N_{pt}$ → Número total de padrões de saída

$N_{pe}$ → Número de padrões de saída erroneamente classificados

$x_j^{norm}$ → Valor normalizado do j-ésimo vetor

$\sigma_j$ → Desvio padrão dos componentes do j-ésimo vetor

$x_j^{\max}$ → Valor máximo dos componentes do j-ésimo vetor

$\overline{x_j}$ → Valor médio dos componentes do j-ésimo vetor

$x_j^{\min}$ → Valor mínimo dos componentes do j-ésimo vetor

$b$ → Polarização de um neurônio

$C$ → Capacidade térmica do corpo

$EQM$ → Erro quadrático médio

$e_{quad}$ → Erro quadrático

$G(\circ)$ → Função de ativação do tipo gaussiana

$h$ → Tempo durante o qual o transformador operou com a temperatura $\tau_h$

$I$ → Carga

$I_n$ → Carga nominal

$K$ → *R*azão da carga aplicada sobre a carga nominal

$k'_d$ → Coeficiente de dissipação de calor para temperatura genérica

$K_d$ → Coeficiente de dissipação de calor

$K_d$ → Coeficiente de dissipação de calor para temperatura de plena carga

$K_{res}$ → Fator de correção da resistência ôhmica do enrolamento para a condição operativa

$M_{nb}$ → Massa do núcleo e das bobinas

$M_{ta}$ → Massa do tanque e dos acessórios

$n$ → Expoente de arrefecimento

$P_{Cu}$ → Perda no cobre para carga genérica

$P_{Cupc}$ → Perda no cobre para plena carga

$P_{Fe}$ → Perdas no ferro

$PV\%$ → Perda de vida do transformador, em porcentagem

$R$ → Razão da perda com carga nominal com a perda a vazio

$R^2$ → Coeficiente de correlação múltipla

$R_{eq}$ → Resistência equivalente dos enrolamentos para a condição de carga genérica

$R_{eqpc}$ → Resistência equivalente dos enrolamentos para operação à plena carga

$s$ → Carregamento genérico do transformador, em pu da potência nominal

$S_d$ → Superfície de dissipação de calor

$S_{pc}$ → Potência nominal do transformador, em termos de potência aparente

SSE → Somatório do erro quadrático

$T_{hs}$ → Temperatura do ponto quente

$T_o$ → Constante de tempo térmica com carga nominal

$V_o$ → Volume de óleo

$W$ → Potência dissipada no transformador

$\alpha$ → Coeficiente de momento

$\delta$ → Gradiente local de um neurônio

$\eta$ → Taxa de aprendizagem

$\theta_a$ → Temperatura ambiente

$\theta_f$ → Temperatura do topo do óleo acima da temperatura ambiente com carga especifica

$\theta_{fm}$ → Temperatura do topo do óleo acima da temperatura ambiente com carga nominal

$\theta_i$ → Temperatura do topo do óleo inicial para $\theta_o(0) = \theta_i$

$\theta_o$ → Elevação na temperatura do óleo, sobre a ambiente, na condição de carga genérica

$\theta_{opc}$ → Elevação na temperatura do óleo, sobre a ambiente, à plena carga

$\tau_e$ → Temperatura equivalente do enrolamento na condição de carga genérica

$\tau_{epc}$ → Temperatura equivalente do enrolamento à plena carga

$\tau_h$ → temperatura do ponto quente

$\tau o$ → Temperatura equivalente do óleo na condição de carga genérica

$\tau_{opc}$ → Temperatura equivalente do óleo á plena carga

$\Phi(\circ)$ → Função de ativação de um neurônio

$\Phi'(\circ)$ → Derivada da função de ativação de um neurônio

$\omega$ → Pesos sinápticos de um neurônio

# 1 INTRODUÇÃO

Nesta dissertação são implementadas estruturas de identificação não-linear para modelar a dinâmica térmica de um transformador imerso em óleo. Comparações e limitações destas estruturas, e a utilização no cálculo de perda de vida de transformadores de potência imersos em óleo, são estudadas e avaliadas.

Neste Capítulo, através de breve descrição dos efeitos térmicos no rendimento ou capacidade do transformador elétrico, procura-se contextualizar o assunto quanto ao impacto na diminuição da sua vida útil. Faz-se uma breve introdução da importância de modelos matemáticos, abordados no Capítulo 2, para representação térmica de transformadores de potência imersos em óleo. Considera-se que estes modelos são de fundamental importância como ferramenta para análise do tipo de carregamento de transformadores. A partir da modelagem pode-se desenvolver estratégias operacionais buscando maximizar o uso do transformador segundo um plano de carregamento, atualmente referenciado com carregamento dinâmico. O carregamento dinâmico do transformador será abordado no Capítulo 3 deste trabalho. O capítulo 4 apresenta as conclusões deste trabalho.

## 1.1 EFEITOS TÉRMICOS EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

As perdas no cobre devido ao carregamento e as perdas no ferro devido às correntes de Foucalt são, de uma forma geral, associadas às fontes de calor no interior do transformador, o que como conseqüência aumenta a temperatura interna. Visto de um outro ângulo, o aquecimento do transformador diminui o rendimento e a vida útil do isolamento (JESUS *et al*., 2006). Desta forma, quanto maiores forem as perdas no transformador, maior será o aquecimento e menor será o rendimento. Com isso, podem-se estabelecer procedimentos que limitem a potência fornecida pelo equipamento, ou seja, a capacidade de carga do transformador está intrinsecamente ligada aos níveis de temperatura interna (JESUS *et al*., 2006).

Na realidade, pode-se considerar que o funcionamento em temperaturas elevadas causa um envelhecimento acelerado do isolamento, comparando-se com condições nominais. A vida

útil do transformador está diretamente relacionada ao envelhecimento do isolante, que por sua vez depende do ciclo de carga do transformador. Considerando este contexto térmico, o tempo de vida do transformador, depende do ciclo de carga do transformador, que o solicita termicamente (JESUS *et al*., 2006).

### 1.1.1 Degradação do Papel Isolante

Os principais isolantes utilizados na construção dos transformadores de potência são o óleo mineral isolante de origem parafínico ou naftênico e o papel (celulose), sendo o papel *kraft* o mais utilizado (ALVES; SILVA, 2006).

A celulose é um composto orgânico complexo, cuja molécula é composta de uma longa cadeia de anéis chamados monômeros, cuja fórmula geral é $(C_6H_{12}O_5)_n$. Cada molécula de celulose, quando nova, possui de 1000 a 1400 anéis interligados como os mostrados na Figura 1.1.

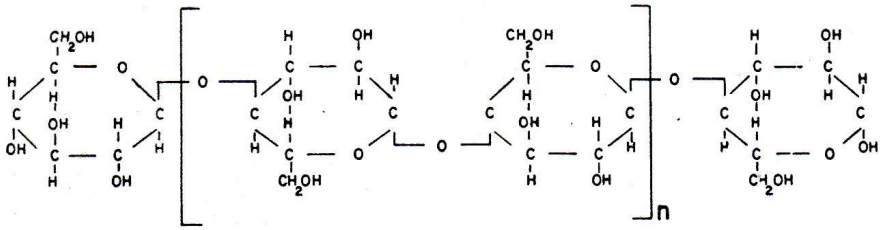

*Figura 1.1 – Fórmula estrutural da celulose (MILASCH, 1984).*

A quantidade média de anéis de glicose interligados nesta cadeia é denominada Grau de Polimerização Molecular[1] (ALVES; SILVA, 2006). Como o comprimento destas moléculas é o que garante a resistência mecânica de um material à base de celulose, o grau de polimerização do material dá uma medida indireta de suas características mecânicas, como por exemplo, a resistência à tração, o que pode ser associado à vida útil do material e, portanto à do isolamento do transformador (KACHLER; HOHLEIN, 2005).

---

[1] Os **polímeros** são macromoléculas formadas a partir de unidades estruturais menores (os monômeros). O número de unidades estruturais repetidas numa macromolécula é chamado grau de **polimerização.**

A degradação da celulose é, portanto, a diminuição do comprimento das cadeias de monômeros, assim como pelo estado de cada cadeia. Três mecanismos podem contribuir para a degradação destas cadeias na celulose empregada em sistemas isolantes de transformadores de potência e equipamentos similares (ALVES; SILVA, 2006):

*i.* Hidrólise;

*ii.* Oxidação;

*iii.* Pirólise.

Apesar dos três mecanismos estarem inter-relacionados, e interferirem neste processo de envelhecimento, é a pirólise que esta diretamente relacionada com a degradação térmica da celulose. O calor em extremo leva à carbonização das fibras de celulose. Já o calor em níveis moderados como normalmente ocorre em transformadores, causa a quebra dos monômeros individuais na cadeia de celulose, formando um resíduo sólido e liberando monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono ($CO_2$) e água ($H_2O$) (ALVES; SILVA, 2006; KACHLER; 2005).

Em um transformador a temperatura não se distribui de forma uniforme, sendo a análise dos efeitos do calor na deterioração da celulose feita considerando a temperatura do ponto mais quente (*hottest spot*), pois é nesse local que ocorrerá a deterioração, localizado na parte superior do enrolamento (ALVES; SILVA, 2006; KACHLER; HOHLEIN, 2005). No Capítulo 3, subseção 3.4.4, descreve-se o equacionamento térmico clássico para obtenção da temperatura neste ponto.

### 1.1.2 Decomposição do Óleo Mineral

Os óleos minerais utilizados em transformadores apresentam em sua composição um conjunto de hidrocarbonetos[2]. O processo de decomposição destes hidrocarbonetos devido a esforços térmicos e elétricos é muito complexo e apresenta como produto a formação de hidrogênio ativo e fragmentos instáveis de hidrocarbonetos, para tanto é necessário que

[2] Os hidrocarbonetos são compostos químicos constituídos por átomos de carbono (C) e de hidrogênio (H), aos quais se podem juntar átomos de oxigênio (O), nitrogênio (N) e enxofre (S) dando origem a diferentes compostos de outros grupos funcionais.

algumas ligações químicas do tipo H-C ou C-C sejam quebradas. Esses radicais livres podem se combinar para formar gases (hidrogênio molecular, metano, etano), e até mesmo podem se recombinar e formar novas moléculas estáveis. Outro problema que pode ser associado aos hidrocarbonetos instáveis é o processo de oxidação do óleo que tem início quando o oxigênio presente no interior dos transformadores reage com tais radicais livres (LIMA, 2005; MILASCH, 1984; KACHLER; HOHLEIN, 2005).

Essas reações se processam na presença de catalisadores, como cobre e ferro, e apresentam um caráter estocástico (LIMA, 2005; ZIRBES; ROLIM; ZÜRN, 2005). Portanto, não é possível prever o processo de decomposição de tais hidrocarbonetos simplesmente utilizando a teoria cinética das reações químicas. Uma alternativa para descrever esse fenômeno é assumir que todos os hidrocarbonetos do óleo são decompostos nos mesmos produtos, e que estes estão em equilíbrio entre si. Este modelo termodinâmico foi proposto por Halstead (1973), e permite calcular a pressão parcial de cada gás em função da temperatura. De acordo com esse modelo, a taxa de geração de cada gás pode ser calculada a qualquer temperatura, portanto uma dada distribuição de concentração de gases está associada a uma determinada falha característica (temperatura e duração da falha). Este modelo apresenta algumas limitações, pois assume uma condição idealizada de equilíbrio isotérmico na região da falha, e ainda não é possível identificar claramente a característica de formação dos gases quando duas ou mais falhas ocorrem simultaneamente no interior de um transformador (IEEE, 1991).

Os principais gases formados a partir da decomposição do óleo mineral de transformadores submetidos à falhas incipientes são (LIMA, 2005; ZIRBES; ROLIM; ZÜRN, 2005):

*i.* Combustíveis: hidrogênio ($H_2$), metano ($CH_4$), etano ($C_2H_6$), etileno ($C_2H_4$), acetileno ($C_2H_2$), monóxido de carbono (CO);

*ii.* Não-combustíveis: dióxido de carbono ($CO_2$).

Outros gases não-combustíveis, tais como oxigênio ($O_2$) e nitrogênio ($N_2$), ou hidrocarbonetos com $C_3$ e $C_4$, também podem encontrar-se dissolvidos no óleo. No entanto, por não serem produtos relevantes da deterioração do óleo, um diagnóstico satisfatório pode ser estabelecido sem levá-los em consideração (ABNT, 1982; MILASCH, 1984).

A Figura 1.2 apresenta graficamente a relação entre os gases gerados e a temperatura na vizinhança de uma falha (LIMA, 2005). Como pode ser observada, a quantidade de hidrogênio gerado é relativamente grande mesmo para baixas temperaturas, e praticamente insensível a variações desta. Por sua vez, a formação de acetileno ($C_2H_2$) torna-se apreciável somente quando a falha leva a produção de pontos quentes de temperatura muito elevada (>1000 ºC). Portanto a presença de acetileno está, em geral, associada a falhas de descargas de alta energia (arcos elétricos).

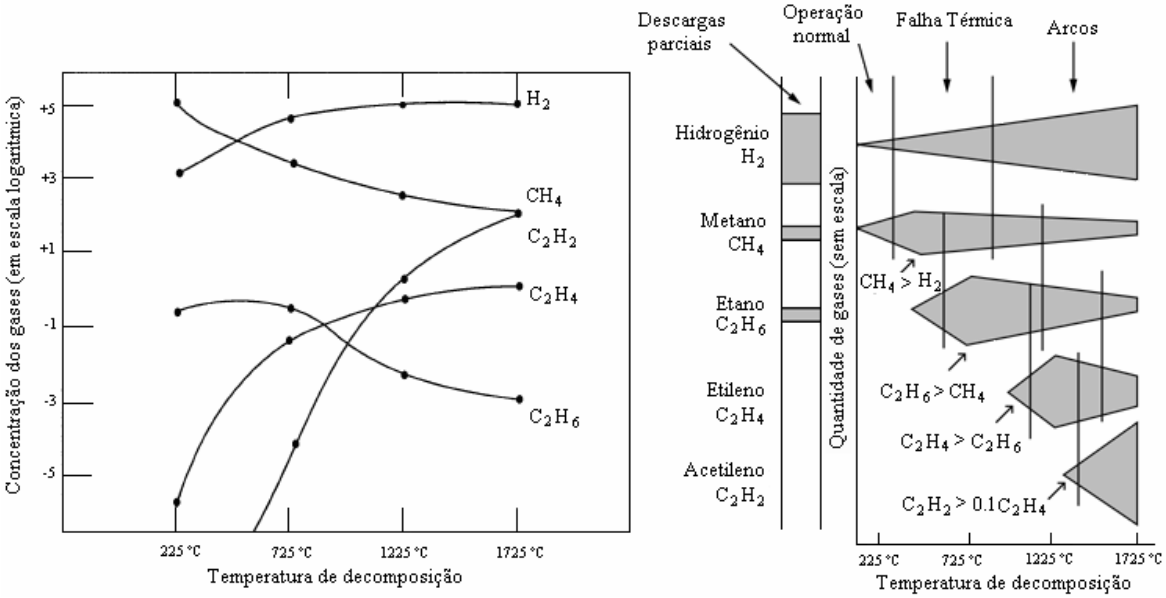


*Figura 1.2 – Formação dos gases em função da temperatura de decomposição (LIMA, 2005).*

## 1.2 MODELAGEM TÉRMICA PARA TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Com a maior disponibilidade de sistemas de processamento digitais de sinais com mais capacidade de processamento tem havido um maior interesse por representações não-lineares para caracterizar sistemas reais. À medida que as representações lineares são substituídas em alguma aplicação pelos seus correspondentes modelos não-lineares, tornam-se possível analisar e reproduzir certos fenômenos e comportamentos dinâmicos mais complexos (AGUIRRE, 2004). Por outro lado, a obtenção de modelos não-lineares é significativamente mais trabalhosa do que para modelos lineares e, além disso, existem algumas etapas na modelagem de sistemas não-lineares que ainda não estão bem estabelecidas. Os métodos de modelagens não-lineares apresentam como principal vantagem, frente aos lineares

convencionais, a capacidade de representarem um maior número de regimes dinâmicos. São exemplos de representação não-lineares as séries de Volterra, os modelos de Hammertein e de Wiener, os modelos polinomiais NARX, e os modelos Racionais NARX (AGUIRRE, 2004).

Por outro lado, na literatura, têm sido apresentados extensos estudos relativos ao uso de técnicas baseadas em inteligência computacional para identificação de sistemas não-lineares (FREITAS, 2000; FREITAS et al. 2002; FRITZKE, 1994; HAYKYN, 1994; LIMA, 2005; QING; JENNIE; DANIEL, 2000; ZHANG; DING; LIU, 1996). Neste contexto, os modelos matemáticos concebidos a partir de abordagens que utilizam redes neurais com maior ênfase nas estruturas de redes RBF – *Radial Basis Function* e MLP – *Multi Layer Perceptron*, com variados algoritmos de treinamento, têm recebido grande atenção, tanto da comunidade científica quanto no campo de aplicações práticas reais (CARVALHO *et al*., 2005; FREITAS, 2000, 2002; FRITZKE, 1994; HAYKYN, 1994; LIMA, 2005; LIMA *et al.*, 2005; LIMA; ALMEIDA; LEITE, 2005; LIMA; ALMEIDA; REIS, 2004; LIMA *et al.*, 2004; QING; JENNIE; DANIEL, 2000; ZHANG; DING; LIU, 1996).

Redes neurais são ferramentas de projeto que oferecem soluções promissoras para problemas de identificação não-linear. Entre as características relevantes das redes neurais têm-se: processamento paralelo, aprendizado, memória associativa e distribuída (HAYKIN, 1994). Estas características são inspiradas nas redes neurais biológicas, mesmo que rudimentarmente (HAYKIN, 1994).

Todos os fenômenos relacionados com os diversos estados de operação dos transformadores imersos em óleo são caracterizados por imprecisões, seja pelo grau de incertezas nas medidas ou não-linearidades não modeladas por métodos convencionais. A combinação de métodos baseados em inteligência computacional como, por exemplo, sistemas nebuloso-neurais, e métodos que utilizam estruturas polinomiais NARX não-lineares de modelagem podem ser empregados com sucesso para melhorar a eficiência dos sistemas que modelem os regimes de funcionamento destes equipamentos (ELMOUDI; LEHTONEN; NORDMAM, 2006; JAUREGUI-RIVERA; TYLAVSKY, 2005; SUSA; LEHTONEN, 2006a, 2006b).

Alguns autores têm demonstrado o pobre desempenho dos métodos convencionais normalizados em modelar adequadamente o desempenho de equipamento do sistema elétrico, em específico os fenômenos inerentes aos transformadores de potência quando submetidos a

regimes adversos de carregamento (LACHMAN *et al*., 2003; LESIEUTRE; HAGMAN; KIRTLEY, 1997).

Diversos pesquisadores utilizaram modelos não-lineares acima citados para determinar temperaturas internas de transformadores de potência imersos em óleo. Pode-se citar o trabalho de Freitas (2000, 2002), na aplicação de redes neurais artificiais na estimação de temperaturas internas de transformadores. Têm-se também, utilizando-se de redes neurais na predição de temperatura interna, topo do óleo, o trabalho de Qing, Jennie e Daniel (2000).

Outros trabalhos, tais como os dos pesquisadores do Massachusetts Institute of Technology - MIT, Lesieutre, Hagman e Kirtley (1997), que utilizaram um modelo melhorado do recomendado pelo IEEE/ANSI C57.115 na determinação de temperaturas internas, utilizando-se de dados obtidos a partir do monitoramento do carregamento, das temperaturas ambiente e internas dos transformadores.

Muitas empresas do setor elétrico têm cada vez mais investidas no desenvolvimento e implantação sistemas especialistas de diagnóstico, que com modelos térmicos e com sistemas de monitoramento em tempo real, propiciam a previsão e evolução de algumas grandezas. A perda de vida do isolamento é um exemplo. Pode-se citar sistemas como estes implantados na Companhia de Transmissão de Energia Elétrica Paulista - CTEEP, no monitoramento de subestações (DIOGO; CARNEIRO); o sistema de monitoramento on-line e diagnóstico de transformadores, implantado em 2001 no complexo fabril do Consórcio de Alumínio do Maranhão - ALUMAR (ALVES; SILVA, 2006). Tem-se também como exemplo, onde a modelagem térmica é utilizada, o software de Análise e Diagnóstico por Inteligência Artificial (AIDA), desenvolvido pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPEL, como parte do projeto SID (Sistema Inteligente de Diagnóstico de Transformadores de Potência) patrocinado pelas empresas concessionárias CHESF, ELETRONORTE E ELETROSUL (CHEIM *et al*., 1999).

## 1.3 OBJETIVO DA PESQUISA

O objetivo deste trabalho é o de desenvolver modelos não-lineares para modelagem do carregamento térmico de transformadores imersos em óleo isolante. Por definição, o carregamento térmico de um transformador pode ser obtido a partir de um modelo para a temperatura do topo do óleo. A modelagem da temperatura do topo do óleo é obtida em função do carregamento do transformador, medido através de sensores de tensão e corrente, e

da temperatura ambiente. Quanto ao desenvolvimento dos algoritmos, a idéia básica é superar dificuldades observadas nos modelos convencionais, minimizar a quantidade de informação necessária para a modelagem do sistema, ao reduzir o número de variáveis monitoradas e comparar o desempenho dos algoritmos propostos.

Desta forma, no Capítulo 2 descreve-se o sistema utilizado e apresentam-se os algoritmos não-lineares e baseados em inteligência computacional utilizados na modelagem da carga térmica do transformador. Os resultados experimentais são apresentados também neste Capítulo.

No Capítulo 3 é utilizado o modelo convencional para o cálculo de temperaturas internas, e comparado com os modelos não-lineares estudados. São feitas análises para um carregamento típico de um transformador de potência imerso em óleo, determinando-se o comportamento térmico para temperaturas do topo do óleo, do ponto quente e também a perda de vida do isolamento. Conclusões e trabalhos futuros são apresentados no Capítulo 4.

# 2 MODELAGEM TÉRMICA

Neste capítulo serão apresentadas três técnicas para modelar os efeitos térmicos em transformadores imersos em óleo. Estes modelos podem ser utilizados para estimar a temperatura interna, particularmente a temperatura do topo do óleo e do ponto quente. Em ordem de complexidade são apresentados os seguintes modelos: Modelo Melhorado da recomendação do IEEE desenvolvido no MIT (LESIEUTRE; HAGMAN; KIRTLEY, 1997), Modelo Polinomial NARX (AGUIRRE, 2004) e uma Rede Neural Artificial MLP (HAYKIN, 1994). O modelo melhorado do IEEE usa a temperatura ambiente na estrutura para incorporar a dinâmica desta variável. Na realização das etapas de treinamento e validação da RNA bem como dos outros modelos, foram utilizados dados obtidos a partir do monitoramento de um transformador trifásico de distribuição, instalado no Laboratório do GPAR – Grupo de Pesquisa em Automação e Robótica do Departamento de Engenharia Elétrica – DEE da Universidade Federal do Ceará - UFC.

Este capítulo está organizado da seguinte forma. Na Seção 2.1 apresenta-se a importância do desenvolvimento de um modelo térmico em conjunto com o monitoramento para o carregamento dinâmico. Nas seções 2.2 e 2.3 são mostrados os modelos não-lineares: Modelo da Recomendação IEEE/ANSI, e Modelo Polinomial Não-linear (NARX) Caixa Cinza – Aprimoramento da Recomendação C57.115 IEEE/ANSI. Na Seção 2.4 introduz-se o Modelo Polinomial Não-linear (NARX) Caixa Preta. Na Seção 2.5 são apresentados alguns fundamentos da teoria de redes neurais artificiais e é realizada uma descrição rede MLP, junto com a descrição da rede implementada para a determinação da temperatura interna do transformador. Finalmente na Seção 2.6 são apresentados resultados obtidos com os modelos descritos.

## 2.1 IMPORTÂNCIA DO DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO TÉRMICO PARA TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Em um sistema de monitoramento e diagnóstico, as características do modelo térmico para cada transformador devem ser armazenadas em uma base de dados para ajudar no planejamento de carregamentos futuros. Os dados monitorados em tempo real podem ser comparados com este banco de dados para medição do desempenho do transformador. As

características de desempenho do transformador, além da informação da temperatura ambiente e do ciclo do carregamento, são críticas para determinar a carga do transformador disponível para eventos da operação normal e de emergência. Os dados obtidos com o Sistema de Monitoração e/ou com Dispositivos Eletrônicos Inteligentes (IED's) [3] podem ser programados juntamente com o modelo térmico para se calcular temperaturas do óleo e do enrolamento, do ponto mais quente e do topo, com vários tipos de carregamento e condições ambientais (ALVES; SILVA, 2006; PAULINO, 2006).

A seguir são descritos os modelos utilizados para determinar a temperatura do topo do óleo e do ponto quente de transformadores imersos em óleo.

## 2.2 MODELO DA RECOMENDAÇÃO IEEE/ANSI

Modelos não-lineares denominados caixa cinza incorporaram informações da física do sistema nos parâmetros do modelo. Segundo a recomendação IEEE/ANSI (IEEE, 1995), a elevação da temperatura do topo do óleo acima da temperatura ambiente é função do aumento da carga (corrente) do transformador que apresenta como conseqüência um aumento nas perdas internas, e conseqüentemente um aumento global da temperatura. Esta variação de temperatura depende da constante térmica do transformador, que é relacionada à sua capacidade térmica (i.e. a massa do núcleo, bobinas e óleo), e do valor da taxa de transferência de calor do transformador (IEEE, 1995).

A variação de temperatura é modelada com uma resposta exponencial de 1ª ordem do estado inicial para o estado final da temperatura em função do tempo:

$$\theta_o = (\theta_f - \theta_i)(1 - e^{-t/To}) + \theta_i \tag{2.1}$$

Em (2.1) a temperatura inicial e final são, respectivamente, $\theta_i$ e $\theta_f$. $T_0$ é a constante térmica do transformador, $t$ é o tempo referente a variação do carregamento e $\theta_o$ é a elevação

[3] Dispositivo Eletrônico Inteligente (IED) é um termo usado na indústria do setor elétrico para descrever controladores baseados em microprocessadores para equipamentos de sistemas de potência, tais como disjuntores de circuitos, dos transformadores, e dos bancos de capacitores.

da temperatura do topo do óleo acima da temperatura ambiente. A Equação (2.1) é a solução da seguinte equação diferencial de 1ª ordem:

$$T_0 \frac{d\theta_o}{dt} = -\theta_o + \theta_f, \qquad \theta_o(0) = \theta_i \tag{2.2}$$

No modelo da recomendação IEEE/ANSI (IEEE, 1995), a elevação da temperatura final depende do carregamento; como é apresentado a seguir.

$$\theta_f = \theta_{fm}\left(\frac{K^2 R + 1}{R + 1}\right)^n \tag{2.3}$$

Em que $\theta_{fm}$ é a temperatura máxima do topo do óleo acima da temperatura ambiente com toda carga, obtida de um teste off-line, e $R$ é a razão da perda com carga nominal com a perda a vazio. A variável $K$ é a razão da carga especificada sobre a carga nominal:

$$K = \frac{I}{I_n} \tag{2.4}$$

O expoente $n$ depende do tipo de resfriamento. A norma de carregamento especifica $n$ = 0,8 para convecção natural e $n$ = 0,9 a $n$ = 1 para arrefecimento forçado. Pode-se verificar que quando $I = I_n$ então $\theta_f = \theta_{fm}$. As Equações (2.1) e (2.3) definem o modelo térmico IEEE/ANSI de elevação da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente.

Para fins de predição e estimação de parâmetros usando-se dados pontuais discretos, as formas discretas no tempo das Equações (2.2) e (2.3) são necessárias. Usando a aproximação de Euler para a derivada no tempo, $d\theta_o[\mathrm{k}]/dt \approx (\theta_o[\mathrm{k}]\text{-}\theta_o[\mathrm{k\text{-}1}])/\Delta t$, onde $\Delta t$ é o período de amostragem, uma equação discretizada correspondente é obtida:

$$\theta_o[k] = \frac{T_0}{T_0 + \Delta t}\theta_o[k-1] + \frac{\Delta t \theta_{fm}}{T_0 + \Delta t}\left(\frac{\left(\frac{I[k]}{I_n}\right)^2 R + 1}{R + 1}\right)^n \tag{2.5}$$

Definindo os coeficientes

$$K_1 = \frac{T_0}{T_0 + \Delta t} \tag{2.6}$$

e

$$K_2 = \frac{\Delta t \theta_{fm}}{(T_0 + \Delta t) I_n^{2n}} \tag{2.7}$$

Obtém-se o modelo discreto da Equação (2.2) para o modelo térmico IEEE/ANSI:

$$\theta_o[k] = K_1 \theta_o[k-1] + K_2 I[k]^2 \tag{2.8}$$

Os parâmetros $K_1$ e $K_2$ podem ser estimados a partir do algoritmo de estimação de mínimos quadrados pelo método de Gram-Schmidt modificado (AGUIRRE, 2004). Uma vez estimados os parâmetros $K_1$ e $K_2$ os parâmetros físicos $T_0$ e $\theta_{fm}$ podem ser determinados.

## 2.3 MODELO POLINOMIAL NÃO-LINEAR (NARX) CAIXA CINZA APRIMORAMENTO DA RECOMENDAÇÃO C57.115 IEEE/ANSI

Uma melhoria proposta para o modelo da recomendação C57.115 IEEE/ANSI, acima descrito, é obtida quando a variação da temperatura ambiente, que tem forte influência no modelo, é levada em consideração (LESIEUTRE; HAGMAN; KIRTLEY, 1997). A Equação (2.2) é modificada, passando a ser escrita como

$$T_o \frac{d\theta_o}{dt} = -\theta_o + \theta_a + \theta_f \tag{2.9}$$

Assim como para o modelo térmico IEEE/ANSI, mostrado nas Equações (2.3) e (2.4) também aqui aplicados em (2.10) e (2.11):

$$\theta_f = \theta_{fm}\left(\frac{K^2R+1}{R+1}\right)^n \tag{2.10}$$

$$K = \frac{I}{I_n} \tag{2.11}$$

Sendo:

$T_o$ constante de tempo térmica com carga nominal;

$\theta_o$ temperatura do topo do óleo;

$\theta_f$ temperatura do topo do óleo acima da temperatura ambiente com carga especifica;

$\theta_{fm}$ temperatura do topo do óleo acima da temperatura ambiente com carga nominal;

$\theta_i$ temperatura do topo do óleo inicial para $\theta_o(0) = \theta_i$;

$\theta_a$ temperatura ambiente;

$I$ carga;

$I_n$ carga nominal;

$R$ razão da perda com carga nominal com a perda a vazio;

$K$ razão da carga aplicada sobre a carga nominal;

$n$ Expoente de arrefecimento

A solução para a Equação (2.9) é:

$$\theta_o = (\theta_f + \theta_a - \theta_i)(1 - e^{-t/To}) + \theta_i \tag{2.12}$$

Para estimar os parâmetros ou coeficientes do modelo do transformador, a forma discreta de (2.12) obtida usando a aproximação de Euler para a derivada no tempo, $d\theta_o[\mathrm{k}]/dt \approx (\theta_o[\mathrm{k}]-\theta_o[\mathrm{k\text{-}1}])/\Delta t$, e usando as Equações (2.9), (2.10), (2.11) e (2.12) é dada por

$$\theta_o[k] = \frac{T_0}{T_0+\Delta t}\theta_o[k-1] + \frac{\Delta t}{T_0+\Delta t}\theta_a[k] + \frac{\Delta t\theta_{fm}R}{(T_0+\Delta t)(R+1)}\left(\frac{I[k]}{I_n}\right)^2 + \frac{\Delta t\theta_{fm}}{(T_0+\Delta t)(R+1)} \tag{2.13}$$

Definindo os coeficientes como:

$$K_1 = \frac{\Delta t}{T_0+\Delta t} \tag{2.14}$$

$$K_2 = \frac{\Delta t \theta_{fm}}{(T_0 + \Delta t)(I_n)^{2n}} \tag{2.15}$$

$$K_3 = \frac{\Delta t \theta_{fm}}{(T_0 + \Delta t)(R+1)} \tag{2.16}$$

Incorporando-se a temperatura ambiente ao modelo térmico anteriormente apresentado (IEEE/ANSI) e usando $n = 1$, obtém-se a forma discreta (2.17) para o modelo polinomial não-linear NARX caixa cinza. O modelo em (2.13) é representado então por:

$$\theta_o[k] = K_1\theta_o[k-1] + (1-K_1)\theta_a[k] + K_2 I[k]^2 + K_3 \tag{2.17}$$

Com o conjunto de dados medidos, os parâmetros $K_1$, $K_2$ e $K_3$ podem ser estimados a partir do algoritmo de estimação de mínimos quadrados pelo método de Gram-Schmidt modificado (AGUIRRE, 2004). Uma vez estimados os parâmetros $K_1$, $K_2$ e $K_3$ os parâmetros físicos $T_0$, $\theta_{fm}$ e $R$ podem ser determinados.

## 2.4 MODELO POLINOMIAL NÃO-LINEAR (NARX) CAIXA PRETA

Os modelos NARX (*nonlinear autoregressive model with exogenous variables*) são modelos discretos no tempo que explicam o valor da saída *y(k)* em função de valores prévios dos sinais de saída e de entrada. Um modelo polinomial multi-variável com a temperatura do topo do óleo como saída, e a temperatura ambiente e carregamento (corrente) como entradas é utilizado como estrutura de um modelo não-linear NARX. Definindo $\ell=2$ como grau de não-linearidade o modelo não-linear pode ser expresso através da função:

$$y(k) = F^{\ell}[y(k-1), \cdots, y(k-n_y), u(k-1), \cdots, u(k-n_u)] \tag{2.18}$$

Expandindo-se *y(k)* na forma NARX polinomial para garantir uma estrutura não-linear com linearidade nos parâmetros obtém-se (AGUIRRE, 2004):

$$y(k) = c_{0,0} + \sum_{n1=1}^{ny} c_{1,0}(n_1)y(k-n_1) + \sum_{n1=1}^{nu} c_{0,1}(n_1)u(k-n_1) + \tag{2.19}$$

$$+ \sum_{n1}^{ny}\sum_{n2}^{nu} c_{2,0}(n_1,n_2)y(k-n_1)y(k-n_2) +$$

$$+ \sum_{n1}^{ny}\sum_{n2}^{nu} c_{1,1}(n_1,n_2)y(k-n_1)u(k-n_2) +$$

$$+ \sum_{n1}^{nu}\sum_{n2}^{nu} c_{0,2}(n_1,n_2)u(k-n_1)u(k-n_2)$$

A escolha dos máximos atrasos $n_y = 1$ e $n_u = 1$ gera um conjunto completo de regressores:

$$\psi(k-1) = [1, y(k-1), u(k-1), y(k-1)^2, y(k-1)u(k-1), u(k-1)^2] \tag{2.20}$$

Ao conjunto de termos obtidos, denominados de candidatos, aplica-se o método da taxa de redução do erro *ERR* (*Error Reduction Ration*) para determinar os termos que apresentam contribuição significativa para o modelo final. A taxa de redução do erro é dada por:

$$ERR_i = \frac{\hat{g}_i^2 \langle \mathbf{w}_i, \mathbf{w}_i \rangle}{\langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle} \tag{2.21}$$

Em que $\hat{g}_i$ é o conjunto de parâmetros do modelo definido na base de regressores $\mathbf{w}_i$ ortogonais. As medidas da saída do sistema formam o vetor **y**.

Os parâmetros do modelo não-linear NARX podem ser determinados através do algoritmo dos mínimos quadrados e dados por

$$\hat{\theta} = \left[\psi^T \psi\right]^{-1} \psi^T y \tag{2.22}$$

Em que $\hat{\theta}$ é o vetor de parâmetros estimados, e $\psi$ é a matriz de regressores formada pelos vetores conhecidos de entradas ***u(k)*** e saídas ***y(k)***.

Para resolver problemas de sensibilidade e mau condicionamento numérico do método dos mínimos quadrados quando empregado em sua forma convencional, utilizou-se o método

de Gram-Schmidt modificado. O objetivo deste método é fatorar a matriz de regressores $\psi$ da seguinte forma $\psi=QA$, tal que $A$ é dada por

$$A=\begin{bmatrix} 1 & \alpha_{1,2} & \alpha_{1,3} & \cdots & \alpha_{1,n_\theta} \\ 0 & 1 & \alpha_{2,3} & \cdots & \alpha_{2,n_\theta} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \alpha_{n_\theta-1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.23}$$

Correspondendo a uma matriz triangular superior de dimensão ($n_\theta$ x $n_\theta$). Por seu turno, $Q$ é uma matriz de dimensão ($N$ x $n_\theta$) com colunas ortogonais tal que $Q^TQ=D$, sendo $D$ uma matriz diagonal definida positiva. Desta forma, os parâmetros do modelo se relacionam com a base ortogonal segundo (2.24).

$$\hat{\theta}=A^{-1}\hat{g} \tag{2.24}$$

A determinação dos parâmetros correspondentes aos regressores do modelo é feita através da Equação 2.24.

## 2.5 MODELAGEM ATRAVÉS DE REDE NEURAL ARTIFICIAL – MLP

As Redes Neurais Artificiais (RNA) (HAYKIN, 1994) são constituídas, basicamente, por dois elementos físicos: conexões e nós de processamento (neurônios artificiais). Existem ainda outros componentes (não-físicos) das redes neurais: os padrões e os algoritmos de treinamento. Os padrões são os dados que servirão para o treinamento, validação e teste da rede. Portanto, os padrões representam o mapeamento que a rede deve ser capaz de modelar. Os algoritmos de treinamento são constituídos, basicamente, por modelos matemáticos iterativos capazes de alterar os pesos sinápticos de modo que a rede realize o mapeamento requerido, tais como, aproximação de funções ou reconhecimento de padrões.

### 2.5.1 Modelos de Neurônios Artificiais

A proposição dos primeiros modelos de redes neurais artificiais teve inspiração nas redes de neurônios biológicos. No entanto, o primeiro modelo matemático de um neurônio, Equação (2.30), proposto por McCulloch e Pitts (1943), é um modelo muito simples, portanto não apresenta a capacidade de imitar a complexa atividade biológica de um neurônio natural.

$$y = \Phi\left( \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i - b \right) \tag{2.30}$$

O neurônio de McCulloch-Pitts apresenta uma resposta binária (saída igual a 0 ou ±1) em resposta a uma estimulação de entrada. Uma soma ponderada das entradas ($x_i$), através dos pesos das conexões ($w_i$), serve como argumento de uma função ($\Phi$), denominada função de ativação, que neste modelo é uma função limiar simples. O argumento da função de ativação em geral, incorpora ainda uma polarização ($b$), valor abaixo do qual a saída é nula. A Figura 2.1 ilustra o modelo de McCulloch-Pitts (HAYKIN, 1994).

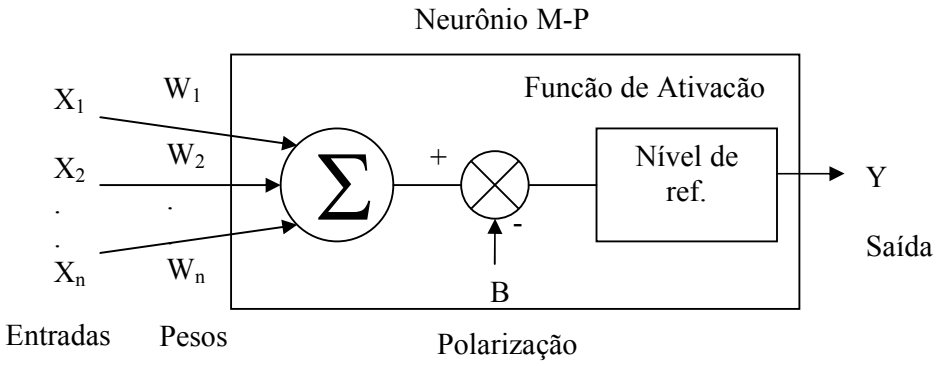


*Figura 2.1 – Representação do modelo matemático de um neurônio.*

Um modelo mais geral de neurônio pode utilizar uma função de agregação diferente do somatório, tal como o produto e uma função de ativação qualquer. A função de ativação é responsável por determinar a forma e a intensidade da alteração dos valores transmitidos ao neurônio. Em geral são utilizadas funções de ativação não-lineares, tais como a função degrau, a função em rampa limitada, a função logística e a tangente hiperbólica. A Figura 2.2 ilustra algumas opções de funções não-lineares que podem ser utilizadas como função de ativação.

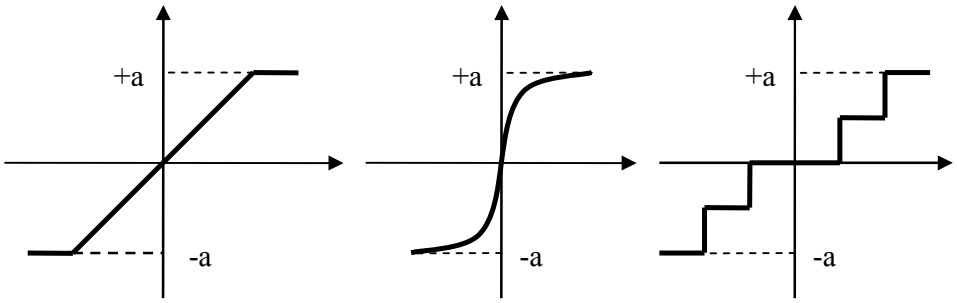


*Figura 2.2 – Tipos de funções não-lineares utilizadas como função de ativação.*

Existem duas importantes características do neurônio de McCulloch-Pitts: *i*) Os neurônios devem necessitar apenas de informações locais, portanto, a saída dos neurônios deve ser função apenas dos seus pesos sinápticos, da polarização de sua função de ativação e de suas entradas; *ii*) Os neurônios devem produzir apenas um valor de saída. Este valor único é propagado através das conexões do elemento emissor para o receptor, ou para fora da rede, quando for um elemento da camada de saída. Estas duas características permitem que RNA operem em paralelo.

### 2.5.2 Conexões e Pesos Sinápticos

Uma rede neural artificial (RNA) é um sistema composto por um conjunto de neurônios. Estes neurônios estão interligados através de conexões. A cada conexão está associado um peso sináptico que pondera a ligação entre dois neurônios, ou entre uma entrada e um neurônio. Portanto, pode-se dizer que quanto maior for o peso de uma conexão, maior será a capacidade daquela ligação para ativar a saída do neurônio.

**Definição 2.1:** Um neurônio McCulloch-Pitts se encontra em estado ativado quando sua saída apresenta valor numérico igual a 1.

Os neurônios que recebem excitações do meio ambiente são chamados de neurônios de entrada. Aqueles que têm suas respostas usadas para alterar, de alguma forma, o mundo

exterior são chamados neurônios de saída. Os neurônios que não são nem entrada nem saída são conhecidos como neurônios ocultos ou escondidos ("*hidden*"). A utilização de neurônios escondidos é de fundamental importância, pois estes habilitam as RNAs a resolver problemas não-linearmente separáveis. Neurônios que desempenham funções semelhantes dentro de uma rede formam uma camada.

Em uma rede *feedforward* as informações fluem, através das conexões, unicamente da camada de entrada para a saída. Portanto, não existem conexões de realimentação, ou seja, as conexões são realizadas de forma que as saídas da camada de entrada são conectadas às entradas da primeira camada interna e assim por diante até chegar à camada de saída.

Os pesos sinápticos são as variáveis de memorização de uma rede neural. Durante o processo de aprendizado, eles são ajustados de modo a reter a informação do comportamento desejado da rede. Utilizando uma inspiração biológica podemos definir conexões excitatórias e inibitórias:

**Definição 2.2:** Conexões excitatórias são aquelas que possuem peso de valor numérico positivo e, portanto, contribuem para ativação da saída.

**Definição 2.3:** Conexões inibitórias são aquelas cujo peso é negativo e, portanto, tentam inibir a ativação da saída.

No caso do valor de um peso sináptico ser exatamente igual a zero, é como se a conexão não existisse, pois um neurônio não pode influenciar a ativação ou desativação do outro.

### 2.5.3 Processo de Aprendizagem de uma RNA

Para uma RNA, aprender é o processo de ajustar os parâmetros da rede a partir de um conjunto de exemplos ou estímulos que lhes são apresentados em uma etapa do projeto, chamada treinamento. Nesta etapa, os pesos sinápticos da rede são ajustados iterativamente para aproximar as relações de entrada-saída através de um algoritmo de aprendizagem ou treinamento. Portanto, nesta etapa é realizada a aquisição do conhecimento que possibilitará à

rede desenvolver sua capacidade de generalização (interpolação). O processo de aprendizagem de uma RNA não busca representar o conhecimento através de regras simbólicas, tal como nos sistemas nebulosos (AGUIRRE, 2004), mas sim, através da intensidade das conexões entre os neurônios (valor dos pesos sinápticos). Quanto à independência da rede, o aprendizado é classificado como supervisionado ou não-supervisionado.

No aprendizado supervisionado, há uma definição sobre qual a saída que se deseja para a rede (os dados apresentam tanto a excitação quanto a saída desejada). Dado que a saída desejada é conhecida, para cada conjunto de excitação é verificado se a saída é igual a desejada. Neste caso, nenhuma alteração é necessária se os valores forem semelhantes, caso contrário, os valores dos pesos sinápticos devem ser ajustados no sentido de fazer a saída se aproximar do valor desejado. No aprendizado não-supervisionado a metodologia de aprendizado configura-se como uma representação da distribuição de probabilidade dos padrões de entrada através dos pesos dos neurônios da rede. Por não dispor da saída desejada, os métodos de aprendizado deste tipo devem ser capazes de reconhecer as características estatísticas mais significativas do espaço vetorial de entrada e ajustar os pesos sinápticos de modo a construir uma representação compacta desse espaço. As redes que utilizam esse processo de aprendizagem implementam neurônios competitivos ou hebbianos, por isso, essas redes são conhecidas também como redes competitivas ou redes hebbianas.

**Definição 2.4:** Um neurônio é dito competitivo, quando a sua ativação implica na inibição dos demais neurônios da rede ou da camada a qual ele pertence.

O aprendizado supervisionado tem atraído atenção de muitos pesquisadores (FREITAS; SOUZA; SILVA, 2002; PATEL; KHUBCHANDANI, 2004). Uma motivação, talvez, é o fato que o aprendizado supervisionado comporta-se como um problema de otimização e, portanto, podem ser utilizadas ferramentas que já mostraram sua eficácia, tanto em programação linear quanto não-linear. Considerando, para tanto, o aprendizado como uma minimização do erro entre a saída da rede e a saída desejada.

A determinação dos parâmetros de uma rede neural, sejam aqueles relativos à topologia ou mesmo ao algoritmo de aprendizagem, é um problema complexo. Para otimizar o projeto de uma RNA, em geral, são realizadas diversas simulações variando-se os valores

dos parâmetros de projeto, e avaliando o desempenho da rede. Assim, aquela configuração que apresentar melhor desempenho nos testes é selecionada para realizar o mapeamento desejado. Porém, outras questões também podem ser significativas, principalmente, aquelas relativas aos dados de treinamento. Na próxima subseção apresenta-se como o desempenho de uma rede é afetado pela seleção e dimensionalidade dos dados de treinamento.

### 2.5.4 Padrões Utilizados no Treinamento de RNA Supervisionadas

No aprendizado supervisionado considera-se que as relações entre os vetores de entrada (X) e os vetores de saída (Y) são definidas pela natureza física do problema, e que estas relações podem ser representadas por um número limitado de pares de entrada-saída. Estas suposições são de fundamental importância, principalmente para analisar se uma determinada amostra de dados é realmente representativa para um dado sistema.

O aprendizado de uma RNA depende, fundamentalmente, da qualidade dos dados utilizados no processo de treinamento. Assim, quanto mais informações estiverem disponíveis nos dados melhor será o aprendizado da rede. Portanto, antes de iniciar o treinamento, faz-se necessário realizar um estudo de quais são as variáveis mais significativas e o domínio do problema.

Uma vez definido o vetor de características de entrada, ou padrão de entrada, é necessário determinar o tamanho da amostra que será utilizada no treinamento. Para tanto, é importante evitar as relações triviais, ou seja, informações repetidas ou que podem ser derivadas de outras. Em geral, quanto mais complexo é o mapeamento que a rede deve aprender, maior deve ser o conjunto de amostra de dados do treinamento.

Uma vez que os dados de entrada mais apropriados foram selecionados, estes devem ser pré-processados, pois, usualmente, cada componente do vetor de entrada representa uma grandeza diferente, apresentando sua própria escala de valor. Isso pode causar uma polarização indesejada nos valores dos pesos da rede. A normalização é um dos métodos de pré-processamento mais utilizado. A normalização é uma transformação executada com o objetivo de produzir uma distribuição estatística uniforme dos valores de entrada e garantir que os valores de cada componente serão colocados numa mesma escala de valores. As técnicas de normalização mais utilizadas são: *i*) A Normalização suave, cujas distribuições das

componentes $x_j$ são normalizadas para ter média zero e variância unitária, tal como na Equação (2.31) e *ii*) A Normalização severa cujas componentes $x_j$ são re-escalonadas para o intervalo [0,1], tal como na Equação (2.32).

$$x_j^{norm} = \frac{x_j - \overline{x_j}}{\sigma_j} \tag{2.31}$$

$$x_j^{norm} = \frac{x_j - x_j^{\min}}{\left(x_j^{\min} - x_j^{\max}\right)} \tag{2.32}$$

em que $x_j^{norm}$ é o valor normalizado correspondente ao valor original $x_j$, $\overline{x_j}$ é o valor médio, $\sigma_j$ é o desvio padrão da j-ésima componente do vetor de entrada, $x_j^{\min}$ é o valor mínimo e $x_j^{\max}$ o valor máximo (separadamente por componente).

A apresentação de todas as amostras de dados de treinamento à rede é denominada "época". Os padrões de treinamento devem ser apresentados à rede em uma seqüência aleatória a cada nova época.

Etapas que buscam validar o processo de treinamento (etapas de validação) são periodicamente realizadas, por exemplo, a cada dez épocas de treinamento. Na validação, um conjunto de dados, não utilizados no treinamento, alimenta a rede e saídas são calculadas utilizando os valores dos pesos memorizados até o momento.

Uma vez obtida a saída atual da rede é verificado se esta já atingiu um nível de desempenho satisfatório, caso contrário o treinamento deve prosseguir. Podem ser necessárias muitas épocas para atingir a exatidão requerida. Em problemas de aproximação de funções (com apenas um neurônio de saída) o treinamento termina, em geral, quando o erro quadrático de uma iteração ($e_{quad}$) ou o erro quadrático médio (*EQM*) de uma época é menor que valores pré-estabelecidos. Estes erros são definidos como:

$$e_{quad}(t) = \frac{1}{2}\left[d(t) - y(t)\right]^2 \tag{2.33}$$

$$EQM = \frac{1}{2N}\sum_{t=1}^{N}\left[e_{quad}(t)\right] \tag{2.34}$$

Em que *d* é a saída desejada, *y* é a saída atual, *N* é o número de amostras de treinamento (número de iterações de uma época) e *t* é o número da iteração atual.

Na realidade, é recomendável que o treinamento seja interrompido quando o erro no conjunto de validação atingir um mínimo, pois a partir desse ponto o erro para dados de treinamento seria cada vez menor, mas o erro para os dados de validação seria cada vez maior, ou seja, a rede estaria aprendendo apenas detalhes irrelevantes do conjunto de treinamento (*overfitting*).

Em aplicação de RNA's como classificador de padrões, o erro utilizado para determinar o final do treinamento é o erro de classificação ($ERR_{class}$), que é calculado de acordo com a Equação (2.35).

$$ERR_{class}(\%) = 100 \cdot \frac{N_{pe}}{N_{pt}} \tag{2.35}$$

Em que $N_{pt}$ e $N_{pe}$ são o número total de padrões e de erradamente classificados, respectivamente.

Ao encerrar o treinamento, as especificações da rede são mantidas fixas e pode-se realizar ainda uma etapa de testes com um terceiro conjunto dados. Para realizar estas três etapas faz-se necessário dividir o conjunto total de dados em três subconjuntos. Uma partição freqüentemente utilizada constitui-se de 50% dos dados para o treinamento, 25% para validação e 25% para testes.

### 2.5.5 Modelagem da Temperatura do Topo do Óleo utilizando Redes Neurais Artificiais Perceptrons Multicamadas – MLP

Para implementar este modelo térmico de temperatura do topo do óleo foi utilizada a estrutura de rede neural Perceptrons multicamadas (*Multi-Layer Perceptrons*). Essa rede é capaz de realizar um mapeamento não-linear entre as entradas e saídas, são *feedforward* , pois, o fluxo de sinal é sempre adiante e, em geral, os neurônios de uma camada são totalmente conectados aos da seguinte, como ilustra a Figura 2.3.

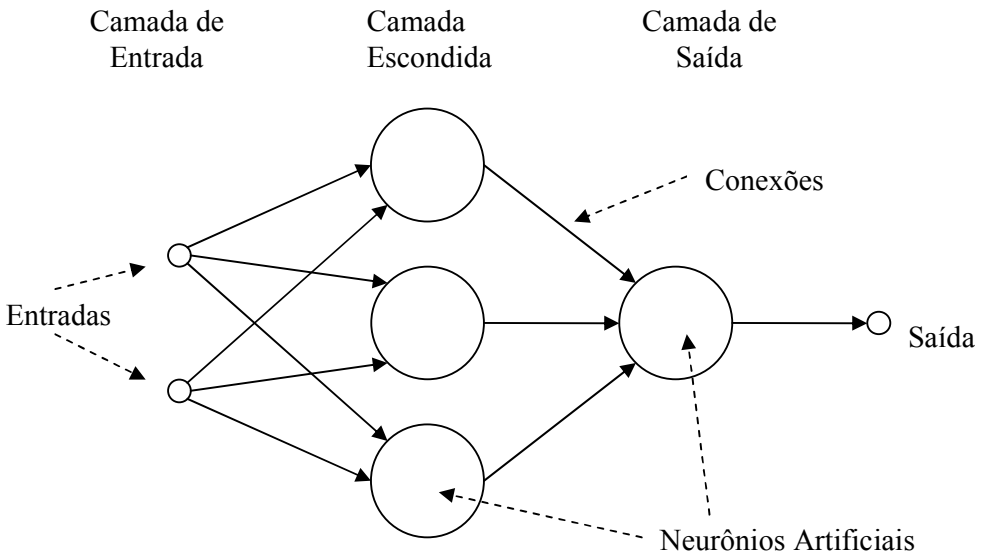


*Figura 2.3 – RNA feedforward totalmente conectada.*

No modelo rede neural artificial – MLP foi usado uma topologia com quatro entradas. Os dados usados na entrada da rede foram: i) temperatura ambiente; ii) carregamento (corrente); iii) temperatura do topo do óleo; iv) temperatura do topo do óleo com atraso de tempo, como realimentação da saída. Após ser experimentados variados números de neurônios na camada escondida, utilizou-se nesta camada 8 neurônios. A saída foi composta de 1 neurônio para representar-se a temperatura do topo do óleo. Os dados utilizados na rede neural foram todos normalizados antes de serem apresentados para o treinamento. Para definir-se um ponto de parada de treinamento da rede utilizou-se de um número máximo de épocas de treinamento e um erro mínimo a ser alcançado por época no treinamento.

Os resultados dos três modelos aplicados ao transformador imerso em óleo utilizado em nosso laboratório são apresentados a seguir.

## 2.6 APLICAÇÃO DOS MODELOS TÉRMICOS

Nesta seção apresenta-se os resultados obtidos com a modelagem térmica utilizando-se os quatro modelos térmicos apresentados anteriormente, juntamente com o conjunto de dados obtidos com o sistema de aquisição de dados, e sensores conforme descritos a seguir para o

transformador utilizado no laboratório do GPAR do Departamento de Engenharia Elétrica da UFC (DEE/UFC). Comparações e limitações das estruturas estudadas são demonstradas.

### 2.6.1 Descrição do sistema a ser identificado

O valor de temperatura suportado, em pontos específicos, pelo isolante dos enrolamentos de um transformador é um parâmetro essencial para a determinação da carga máxima que este transformador pode suportar de forma confiável. Contudo, a elevação da temperatura acima dos limites aceitáveis dos materiais pode levar a uma degradação significativa dos materiais isolantes (ABNT, 1997; ABNT, 1993; MILASH, 1984; SUSA; LEHTONEN, 2006a; TYLAVSKY et al., 2005).

A possibilidade de determinar as temperaturas nos pontos quentes do enrolamento pode permitir que distribuidoras de energia elétrica e outros usuários de transformadores, aumentem o suprimento da demanda sem a necessidade de investimentos imediatos em novos transformadores e sem comprometer a confiabilidade do sistema.

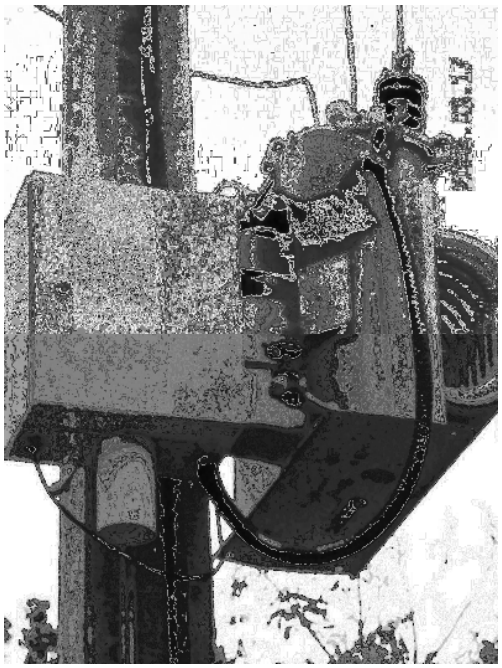

*Figura 2.4 – Transformador com sistema de aquisição de dados do GPAR (DEE/UFC).*

Um sistema piloto para medida e interpretação da temperatura de operação de transformadores imersos em óleo foi desenvolvido e encontra-se instalado em uma subestação do DEE/UFC. O transformador protótipo permite o estudo e desenvolvimento do sistema de monitoramento em nível de laboratório, inclusive com testes destrutivos, da degradação dos materiais isolantes para futuras adaptações dos sistemas em transformadores de força. A Figura 2.4 apresenta uma fotografia do transformador protótipo.

As características do transformador são apresentadas na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – Dados do Transformador de distribuição DEE/UFC.

| | |
|---|---|
| Fabricante | CEMEC |
| Tipo | trifásico |
| Potência Nominal | 30KVA |
| Tensão no primário | 13,8KV |
| Tensão no secundário | 380/220V |
| Sistema de resfriamento | ONAN |
| Volume Óleo | 46 litros |
| Perdas a Vazio | 159 W |
| Perdas no Cobre | 570 W |
| Perdas Total | 729 W |
| R (Relação de Perdas) | 4,58 |
| Elevação do Topo do Óleo sobre a Ambiente | 43,60 $^{o}$C |
| Elevação do Enrolamento sobre a Ambiente | 52,39 $^{o}$C |
| Elevação do Enrolamento sobre o Topo do óleo | 8,79 $^{o}$C |

A determinação da temperatura do topo do óleo do transformador em função do carregamento e da temperatura ambiente permite a implementação de procedimentos de acompanhamento do estado do transformador, além de nortear regimes de carregamentos especiais para o mesmo. Através do desenvolvimento de um modelo não-linear e baseado em inteligência computacional é possível estimar a temperatura do topo do óleo sem utilização de sensores de temperatura para uma medida direta. No entanto, para a validação dos sistemas em desenvolvimento, o protótipo é equipado com 5 sensores de temperatura PT-100, sendo

um instalado no topo do óleo, três nos enrolamentos de baixa, um na base do transformador e o último para medida da temperatura ambiente. Além da medida direta da temperatura, a subestação deste transformador foi especialmente montada com sensores de corrente e tensão por efeito Hall. Estes sensores permitem, além da medida do carregamento, a captura de componentes harmônicos em alta freqüência (≤ 100 kHz), que são freqüentemente encontrados em cargas não-lineares (CRUZ *et al*., 2006).

### 2.6.2 Resultados

Para avaliar o desempenho dos métodos propostos na solução do problema de modelagem da carga térmica do transformador a partir da estimação da temperatura do topo do óleo em função da carga e da temperatura ambiente, foi utilizado o protótipo descrito no item anterior deste Capítulo.

Foi utilizado o software MATLAB para implementação de todos os modelos aqui utilizados. Utilizou-se de amostras do carregamento (corrente), da temperatura ambiente e da temperatura do topo do óleo. Estes dados foram obtidos do sistema de aquisição de dados e do transformador instalados no Departamento de Engenharia Elétrica da UFC anteriormente apresentado (Figura 2.4).

Foi utilizado um conjunto com 612 amostras obtidas em intervalos de tempo de 5 minutos para estimação dos parâmetros dos modelos e treinamento da rede, apresentados na Figura 2.5 e Figura 2.6. Um outro conjunto com 379 amostras, também do carregamento, da temperatura ambiente e da temperatura do topo do óleo, foi utilizado para validar os modelos (Figuras 2.7 e 2.8). O transformador alimentava cargas não-lineares formadas de aparelhos de ar condicionados.

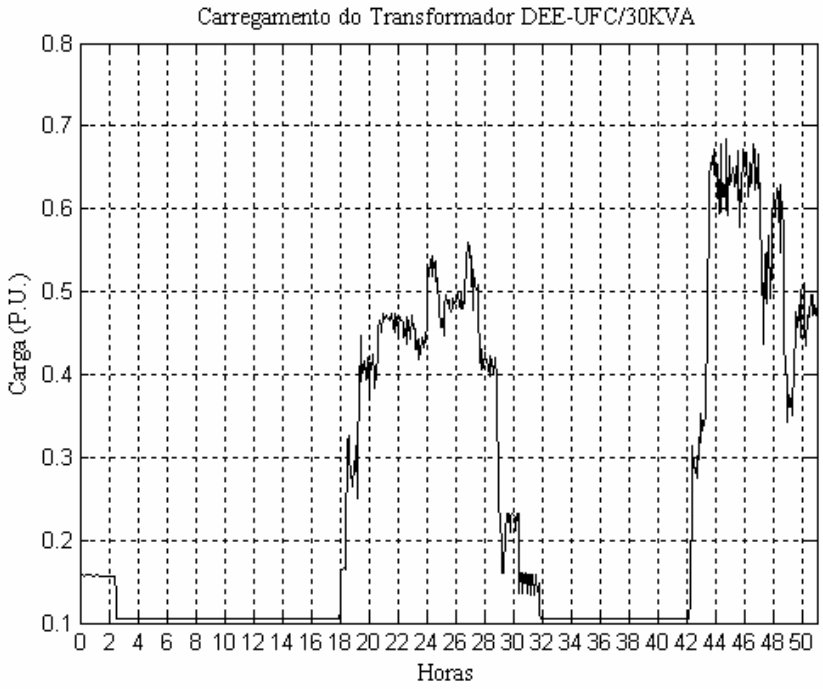


*Figura 2.5 – Carregamento (P.U.) – Treinamento e estimação dos parâmetros.*

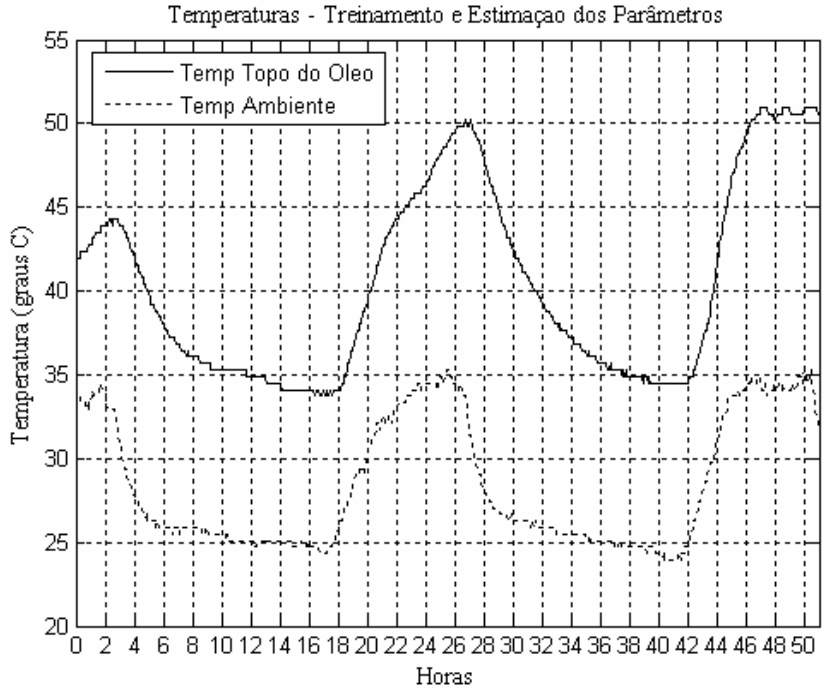


*Figura 2.6 – Temperatura do Topo do Óleo e Ambiente - Treinamento e estimação dos parâmetros.*

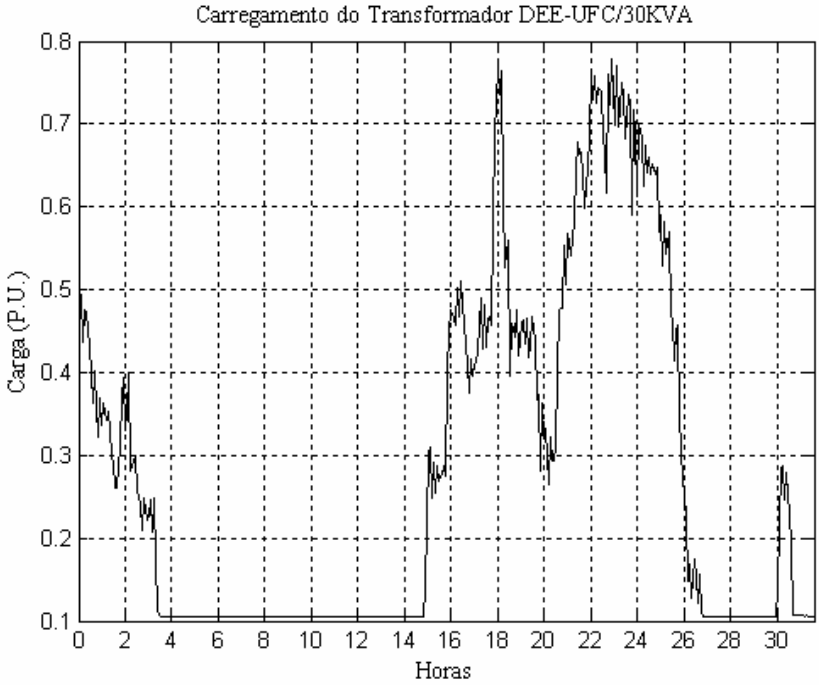


*Figura 2.7 – Carregamento (P.U.) – Validação dos modelos.*

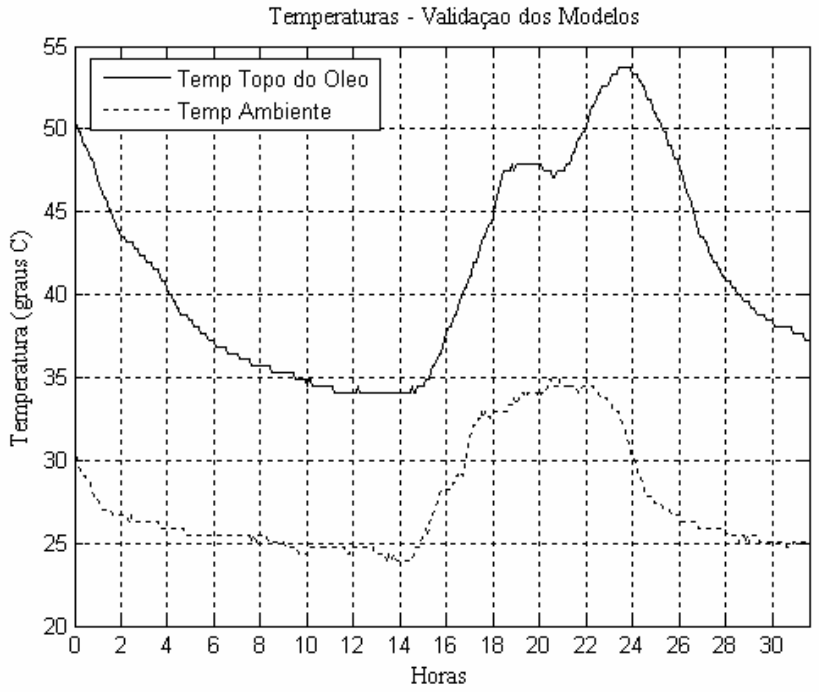


*Figura 2.8 – Temperatura do Topo do Óleo e Ambiente – Validação dos modelos.*

Os resultados obtidos na aplicação dos diferentes modelos podem ser visualizados nas Figuras 2.9, 2.10, 2.11 e 2.12. Foram utilizadas as 379 amostras de dados para validação: Modelo IEEE/ANSI C57.115 (Figura 2.9); Modelo IEEE/ANSI C57.115 Modificado (Figura 2.10); Modelo Polinomial NARX – caixa preta (Figura 2.11); Modelo Rede Neural – MLP (Figura 2.12).

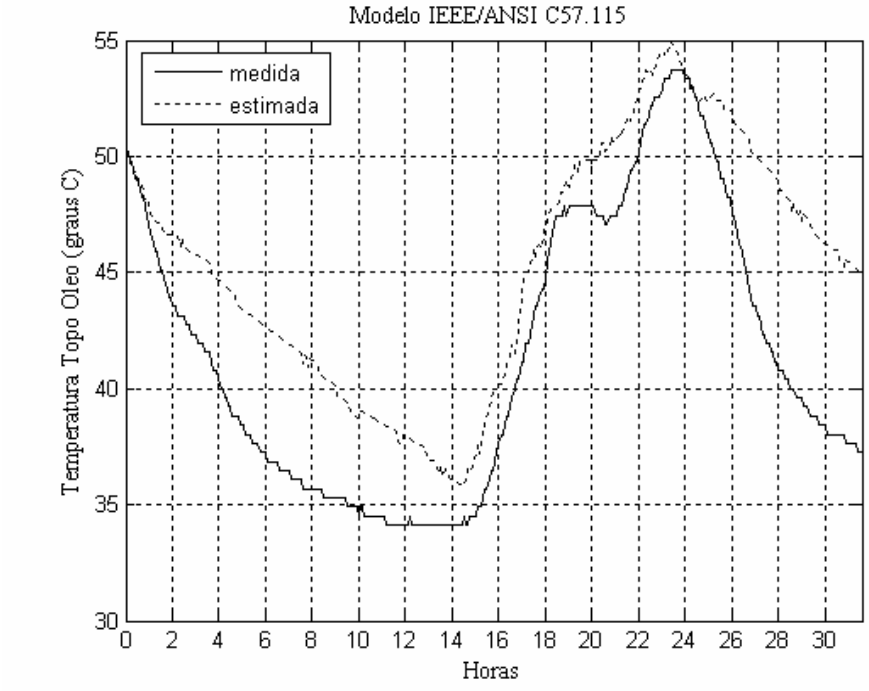


*Figura 2.9 – Modelo da recomendação C57.115 IEEE/ANSI.*

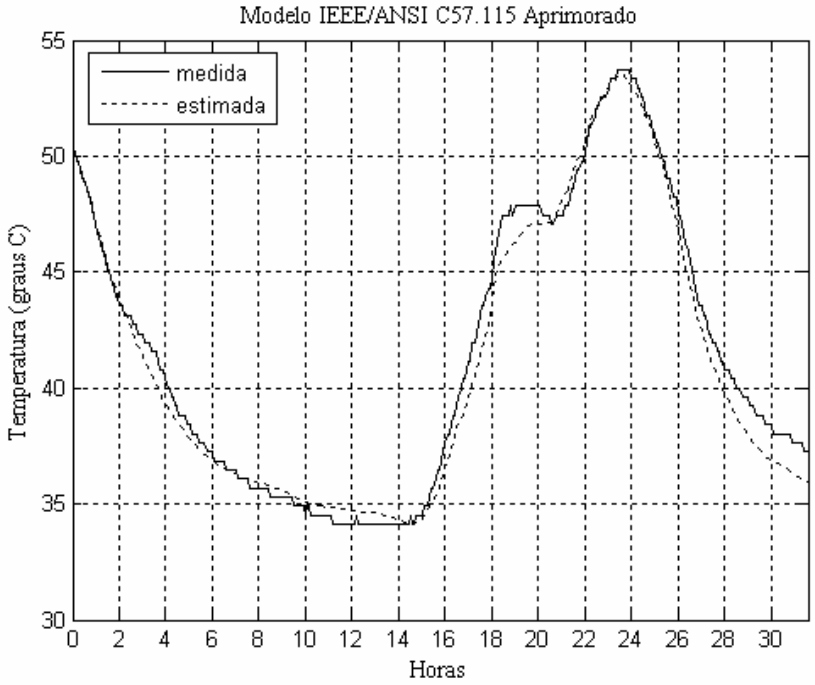


*Figura 2.10 – Modelo polinomial não-linear NARX caixa cinza - aprimoramento da recomendação C57.115 IEEE/ANSI.*

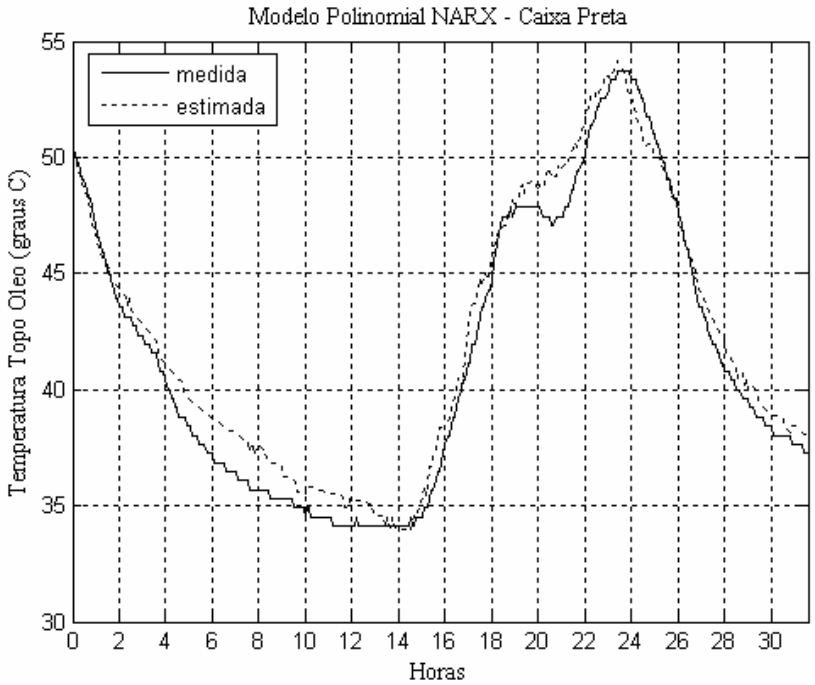


*Figura 2.11 – Modelo Polinomial NARX – caixa preta.*

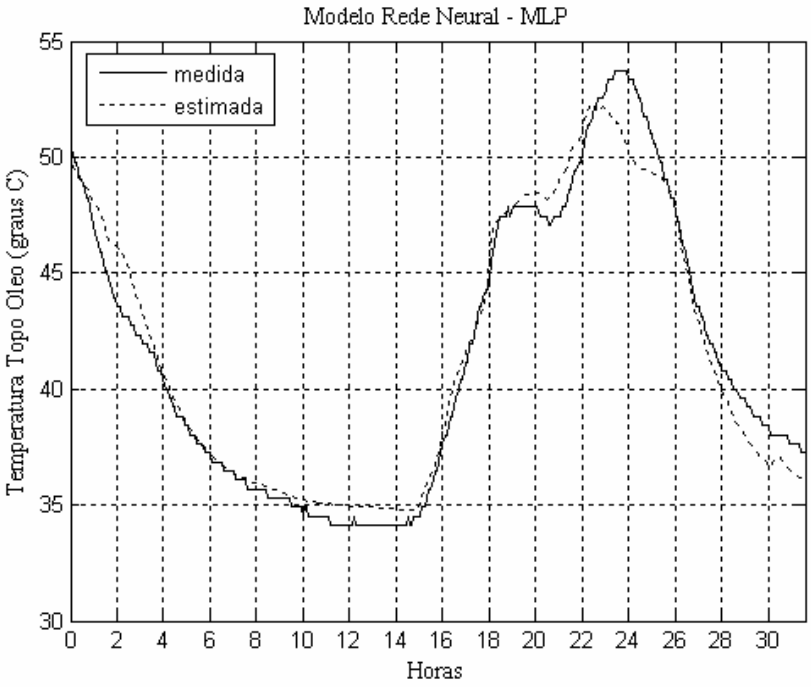


*Figura 2.12 – Modelagem através da Rede Neural Artificial - MLP.*

Das experimentações realizadas, observa-se que o Modelo IEEE/ANSI C57.115 Modificado (Figura 2.10), o Modelo Polinomial NARX – caixa preta (Figura 2.11), o Modelo Rede Neural – MLP (Figura 2.12) apresentaram melhor desempenho do que o modelo da recomendação C57.115 IEEE/ANSI.

Para avaliação da capacidade de reprodução do comportamento dinâmico dos modelos descritos, foi aplicado o Somatório do Erro Quadrático – SSE (*Sum of Squared Error*) como índice de desempenho calculado pela Equação (2.36).

$$SSE = \sum_{t=1}^{N} \left[ y(t) - \hat{y}(t) \right]^2 \tag{2.36}$$

Este índice representa a soma dos quadrados do erro de estimação, sendo que, quanto menor for o seu valor, melhor a qualidade da resposta do modelo.

Apresentam-se na Tabela 2.2 alguns índices encontrados na validação dos modelos com a utilização de valores de temperatura ambiente, temperatura do topo do óleo e carregamento obtidos com nosso sistema de aquisição de dados para o transformador de teste utilizado no laboratório do DEE/UFC.

Tabela 2.2 - Resultados Obtidos nos Modelos (Transformador DEE-UFC).

| **Modelo** | **Somatório do Erro Quadrático - SSE** |
|---|---|
| Recomendação C57.115 IEEE/ANSI – Figura 2.9 | 7.2764e+003 |
| Polinomial não-linear NARX - caixa cinza – Figura 2.10 | 202.0036 |
| Polinomial não-linear NARX – caixa preta – Figura 2.11 | 427.7920 |
| Rede Neural – MLP – Figura 2.12 | 392.1128 |

Também, a partir dos resultados obtidos com os modelos C57.115 IEEE/ANSI e C57.115 IEEE/ANSI aprimorado, alguns parâmetros físicos do transformador foram calculados, pois para estes dois modelos seus parâmetros tem significado físico e são mostrados na Tabela 2.3, onde, ***To*** é constante de tempo do topo do óleo, ***R*** é a relação das perdas em carga sobre as perdas a vazio e $\boldsymbol{\theta_{OAN}}$ é a elevação da temperatura do topo do óleo sobre a ambiente para carga nominal.

Tabela 2.3 – Parâmetros Físicos do Transformador DEE-UFC obtidos nos Modelos.

| **Modelo** | **To (min)** | **R** | $\theta_{OAN}$ **(°C)** |
|---|---|---|---|
| Modelo C57.115 IEEE/ANSI. | 1.2294e+003 | __ | 143.7366 |
| Modelo C57.115 aprimorado. | 112.9914 | 2.5618 | 34.8372 |

Observa-se que o melhor resultado para o transformador de distribuição DEE/UFC foi obtido ao ser utilizado o modelo polinomial não-linear caixa cinza que aprimora a recomendação C57.115 IEEE/ANSI. Os modelos Rede Neural – MLP e NARX caixa preta apresentaram valores semelhantes ao melhor modelo, conforme se podem observar os índices Somatório do Erro Quadrático – SSE. Desde que o modelo polinomial não-linear NARX caixa cinza apresentou um melhor resultado, do modelo Rede Neural e NARX caixa preta, conseqüentemente pode-se concluir, dos resultados experimentais que, ao se incorporar algum conhecimento do sistema real, obtém-se ganho no desempenho final. O bom desempenho das

redes neurais pode ser observado (SSE=392.1128), considerando que, se utilizou somente uma camada de neurônio escondida (estrutura da rede linear nos parâmetros). Espera-se, em desenvolvimento futuro, melhorar o desempenho da rede neural através da implementação de um maior número de camadas escondidas e outras técnicas de treinamento da rede, e também da possibilidade de melhorar o modelo NARX caixa preta.

## 2.7 CONCLUSÃO

Mostrou-se neste Capítulo a capacidade dos modelos em estudo de representar a temperatura do topo do óleo de transformadores imersos em óleo. Utilizou-se como referência a representação pelo método tradicionalmente aceito e normalizado, ou seja, Modelo C57.115 IEEE/ANSI.

Observou-se que todos os outros modelos utilizados, Polinomial não-linear NARX - caixa cinza, Polinomial não-linear NARX – caixa preta e Rede Neural – MLP apresentaram melhor desempenho que o modelo IEEE C57.115 na estimação da temperatura interna do topo do óleo, resultando em uma melhor resposta, e conseqüente maior confiabilidade, dos resultados para obtenção desse parâmetro.

Os resultados obtidos demonstram também a possibilidade de estimar, com igual precisão, as temperaturas do ponto mais quente do transformador. Parâmetro importante para calcular a perda de vida dos transformadores de potência imersos em óleo. A aplicação destes modelos na estimação da temperatura do ponto quente é visto no Capítulo 3 em um transformador de potência.

# 3 CARREGAMENTO DINÂMICO E DIAGNÓSTICO TÉRMICO DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Neste Capítulo são apresentadas as técnicas utilizadas neste trabalho para carregamento dinâmico de transformadores de potência. Uma breve introdução é feita para situar o problema (Seção 3.1), para em seguida aprofundar a abordagem proposta. Os estudos de carregamento dinâmico são baseados na modelagem apresentada no Capítulo 2, e em estudos de equacionamentos térmicos apresentados por grupos de pesquisa associados ao IEEE e CIGRÉ (Seção 3.2).

Este Capítulo é formado ainda da Seção 3.3 que descreve sobre carregamento admissível de um transformador sob a análise térmica, sendo seguida pela Seção 3.4 que apresenta o equacionamento térmico clássico que é utilizado para obter-se os valores das temperaturas internas de uma transformador de potência, ou seja, temperatura do topo do óleo e do enrolamento, sendo importante ferramenta para o carregamento dinâmico.

Nas Seções 3.5 e 3.6 realizam-se aplicações dos modelos térmicos propostos na dissertação em conjunto com equacionamento clássico (Seção 3.4) da dinâmica da troca de calor no transformador O estudo utiliza dados de um carregamento típico diário de um transformador de potência para a análise do comportamento térmico, onde são usados os limites térmicos e de carregamento, apresentados pela norma NBR 5416/97. Finalmente na Seção 3.7 apresenta-se a conclusão do Capítulo.

## 3.1 OBJETIVOS DO CARREGAMENTO DINÂMICO

Como já foi comentado no primeiro Capítulo, a otimização do desempenho operacional constitui o atual desafio das concessionárias diante de um setor elétrico cada vez mais competitivo e submetido a rígidos requisitos de qualidade. Este desafio passa pela otimização dos desempenhos dos equipamentos visando à redução de custos operacionais e de manutenção.

Para obter um melhor desempenho operacional do sistema, uma das ações geralmente adotada, envolve o aumento do carregamento dos transformadores. Neste contexto, o transformador de potência tem sido objeto de estudo. Este regime de operação impacta diretamente na integridade do equipamento quanto ao isolamento elétrico líquido e sólido (IEEE, 1995; ABNT, 1997). Calcular a vida residual do transformador constitui uma das formas de monitorar estes impactos.

Os limites para o carregamento dinâmico são determinados considerando as limitações impostas pelas temperaturas do topo do óleo e do ponto quente, corrente de carregamento e perda de vida, definidas pelas normas do IEEE para os vários tipos de carregamento. Os cálculos do limites ainda levam em consideração as temperaturas das buchas, tensão, valores atual e histórico da temperatura ambiente, parâmetros de pré-carga, tipo de refrigeração na sobrecarga, gases contidos no papel, presença de proteção das buchas e sistema de preservação do óleo (LACHMAN *et al*., 2003).

Para impor um regime de carregamento dinâmico aos transformadores de potência é necessária a instalação de métodos de monitoramento e diagnósticos de parâmetros do transformador. O carregamento dinâmico de transformadores tem como objetivos:

*i.* A utilização dos recursos do transformador mais próximos de seus limites, e sem o comprometimento da expectativa ou confiabilidade de vida;

*ii.* Determinar quando unidades não estão operando de acordo com um modelo térmico dinâmico pré-determinado;

*iii.* Otimizar o carregamento da subestação em tempo real baseado nas variações das condições climáticas ou em modalidades de operação; Isto é: Normal ou Contingência;

*iv.* Subsidiar decisões inteligentes sobre remanejamento de carga de uma unidade para outra, em função de picos de cargas;

*v.* Remanejar cargas em função da integridade individual das unidades, ou características de perda de carga, a fim de maximizar benefícios financeiros ao reduzir o custo das perdas;

*vi.* Coletar dados da perda de vida da isolação para permitir previsão da vida residual dos transformadores num determinado grupo.

Para a adoção de um programa de carregamento dinâmico por parte do usuário de transformadores, sejam empresas de transmissão, distribuição ou do setor industrial, pressupõe uma série de considerações técnicas e financeiras.

## 3.2 ELEMENTOS BÁSICOS NO ESTUDO DO CARREGAMENTO DINÂMICO

O carregamento dinâmico implica em carregar o transformador de forma adaptativa, significando que se pode ter o carregamento máximo do transformador de modo aceitável sob condições de cargas variáveis ou dinâmicas numa diversidade de condições (LACHMAN *et al*., 2003). Podendo em muitos casos ter-se carregamento acima do carregamento nominal de placa; tendo-se compensação do efeito negativo da sobrecarga na vida do transformador, nos momentos que ele opera com carga abaixo da nominal. Os elementos básicos no estudo para o carregamento dinâmico são:

*i.* Variação da temperatura do ponto quente do transformador;
*ii.* Processo cumulativo de envelhecimento;
*iii.* Constante de tempo térmica do isolamento.

Abaixo, descreve-se um pouco da importância destes fatores para o carregamento dinâmico, possibilitando uma expectativa de vida normal ou, então, uma aceitável perda de vida para o transformador.

### 3.2.1 Influência da Variação da Temperatura Ambiente

A temperatura do ponto quente é influenciada diretamente pela temperatura ambiente que impõe limitações diretas na capacidade de carregamento dinâmico.

A relação da temperatura ambiente na limitação do carregamento do transformador de potência pode ser entendida com a descrição das definições dos limites de temperatura. Para transformadores de potência classe 65 ºC com a unidade operando com:

*i.* Freqüência nominal;
*ii.* Tensão secundária nominal;

*iii.* Temperatura ambiente constante, $T_a$ = 30 ºC;

*iv.* Temperatura do ponto quente do enrolamento acima da ambiente, $T_{hs,a}$ = 80 ºC;

Resulta em uma temperatura do ponto quente, por norma, de 110 ºC (IEEE, 2000). Operando nestas condições, o sistema terá uma vida normal para o isolamento. Segundo a norma de carregamento do IEEE nestas condições o isolamento terá uma vida útil de 20,55 anos (IEEE, 1995). A definição por norma é que operando por 20,55 anos a uma temperatura de 110 ºC no ponto quente do enrolamento, a vida do isolamento termina.

Na prática, essa operação com temperatura ambiente constante de 30º C não ocorre. Todavia, se a temperatura ambiente for, por exemplo, de 15º C, resulta em uma grande diferença da temperatura do ponto quente para a temperatura ambiente, de $T_{hs,a}$ = 95 ºC considerando uma temperatura do ponto quente nominal de 110º C. Nestas condições o transformador pode ser sobrecarregado e manter a vida normal de 20,55 anos. Obviamente, com temperatura ambiente maior, como vemos no gráfico da Figura 3.1, $T_a$=40º C e $T_{hs,a}$ = 70 ºC e a unidade deverá operar com carga menor para ter vida de 20,55 anos (LACHMAN *et al*.,2003).

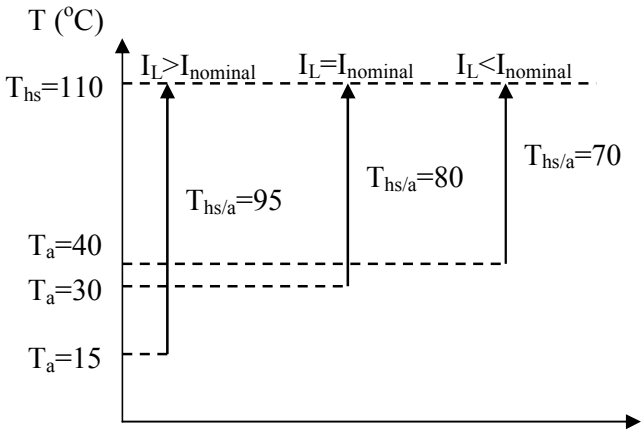


*Figura 3.1 – Variação da temperatura ambiente com perda de vida normal (LACHMAN et al., 2003).*

### 3.2.2 Processo Cumulativo de Envelhecimento

Se a unidade opera com carregamento nominal e com temperatura do ponto quente correspondente, então, resultará numa expectativa de vida normal. No gráfico da Figura 3.2, a área abaixo da curva representa a perda vida do transformador, onde a área abaixo da linha tracejada é a perda de vida normal com carga nominal. Porém, não é comum uma operação com uma carga constante nominal. Se a carga ocorre abaixo da reta de carga nominal a perda de vida é menor, caso contrário, a perda de vida será maior. O envelhecimento térmico acumulado para perda de vida acima do normal durante a sobrecarga é compensado pela perda de vida abaixo do normal durante os períodos de carregamento abaixo do nominal (LACHMAN *et al*., 2003).

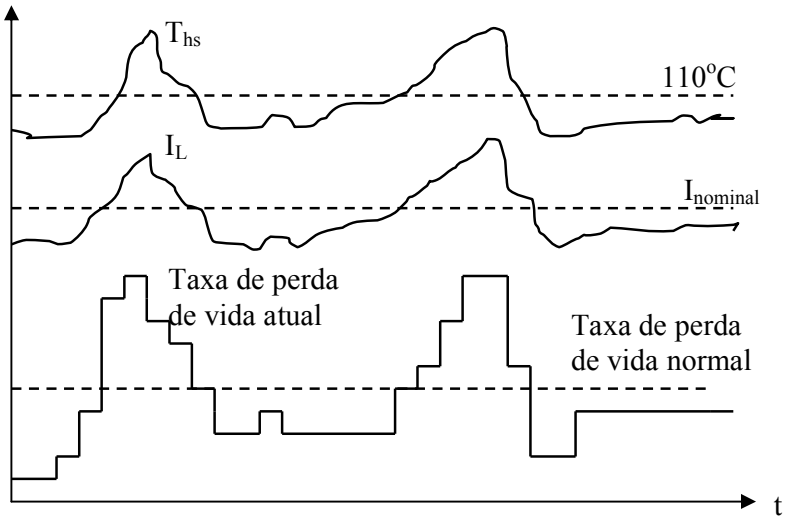


*Figura 3.2 – Envelhecimento térmico acumulado.*

### 3.2.3 Constante de Tempo Térmica do Óleo

Um fator importante na expectativa de vida do isolamento de um transformador está relacionado à constante de tempo térmica do óleo isolante que é da ordem de horas e a constante de tempo térmica do enrolamento que é da ordem de alguns minutos. Considerando

a afirmação anterior, um transformador poderá ser sobrecarregado por períodos curtos de tempo sem perder a integridade. O tempo de sobrecarga deve ser tal que permita em momentos de alívio de carga a remoção do calor através da circulação do óleo, levando a temperatura do enrolamento para dentro dos limites especificados. Todo calor gerado pelos enrolamentos transferido ao óleo isolante sendo função da capacidade de arrefecimento do óleo, portanto essencial para o controle de sobrecarga dos transformadores de potência.

## 3.3 CARREGAMENTO ADMISSÍVEL

O limite para o carregamento normal do transformador, historicamente, tem sido baseado na especificação dos dados de placa, ou seja, nos valores nominais. Entretanto, os transformadores de transmissão, de distribuição ou de aplicação industrial, em regimes especiais, são carregados acima dos valores nominais para acomodar as condições de emergência ou de contingência, onde são definidas variadas categorias de carregamento.

O comportamento de transformadores resfriados a óleo, sob o ponto de vista térmico, isto é, as condições de carregamento limite para que as temperaturas no interior da máquina não excedam valores pré-estabelecidos, é aqui apresentado. Ressaltando-se que a constante de tempo térmica do óleo de transformadores é da ordem de grandeza de horas, permitindo-se operar com a máquina em sobrecarga, cujo montante é definido em função dos patamares da curva de carga diária, de modo que não resulte perda de vida útil apreciável. Deseja-se então que, sobrecarregando-se uma unidade, sem prejuízo sensível, quer para sua vida útil, quer para o desempenho da rede, adie-se a entrada em serviço de uma nova unidade. Procedimentos no sentido de normalizar o carregamento são encontrados na norma da ABNT, NBR-5416 (1997) e também pelo IEEE/ANSI C.57.91 (1995).

Os primeiros trabalhos da literatura técnica datam de 1930, destacando-se o de Montsinger que estabeleceu a "*regra 8*", ou seja, "*a taxa de deteriorização da isolação, ou perda de vida útil, dobra a cada 8º de elevação da temperatura do ponto quente do enrolamento*" (MONTSINGER, 1930). Observa-se que essa regra, que se baseia na perda de resistência mecânica da isolação, permite comparação entre condições operativas diferentes, sem, contudo, estabelecer a Equação que permita estimar a vida útil de um transformador. Estudos posteriores estabeleceram equações empíricas que permitem estimar a perda de vida

útil da máquina em função da temperatura do ponto quente do enrolamento, onde por "*temperatura do ponto quente"* entende-se a máxima temperatura que ocorre no interior do enrolamento.

Pode-se resumir o fluxo de calor num transformador, Figura 3.3, que está operando em carga nos pontos a seguir (KAGAN *et al*., 2005):

*i.* No núcleo de ferro há produção de calor, $P_{PFe}$, devido às perdas por histerese e Foucalt. Tal calor é consumido, em parte, no aquecimento do núcleo, e o saldo, $P'_{PFe}$, é transferido ao óleo. Destaca-se que as perdas no ferro, por dependerem somente da tensão, são consideradas um invariante, portanto, após o transitório de energização do transformador, quando há o aquecimento do núcleo, todo calor é transferido ao óleo;

*ii.* Nos enrolamentos há produção de calor, $P_{PCu}$, devido às perdas Joule, que é consumido, em parte, para o aquecimento dos enrolamentos e o saldo, $P'_{PCu}$, é transferido ao óleo. Evidentemente na condição de regime permanente todo o calor produzido é transferido ao óleo;

*iii.* No óleo há absorção de calor, aquecimento do óleo, e há transferência de calor do óleo ao meio externo.

A figura 3.3 apresenta um esquema de transferência de calor no interior do transformador. Salienta-se que a temperatura máxima alcançada pelo óleo deve ser menor, com coeficiente de segurança, que seu ponto de fulgor[4] e, nos enrolamentos, há um gradiente de temperatura, existindo um ponto, designado por "*ponto quente*", em que ela é máxima. Evidentemente, o valor da temperatura do ponto quente deve ser tal a não danificar a isolação.

[4] **Ponto de fulgor** é a menor temperatura na qual um líquido libera vapor ou gás em quantidade suficiente para formar uma mistura inflamável.

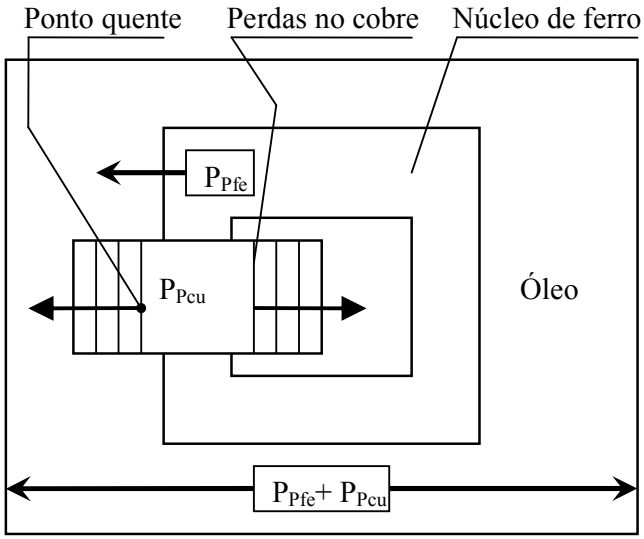


*Figura 3.3 – Fluxo de Calor no Transformador (KAGAN et al., 2005).*

## 3.4 EQUACIONAMENTO TÉRMICO

Aqui será descrito o equacionamento clássico, ou tradicional, para modelar as temperaturas internas do transformador de potência imerso em óleo. Medidas precisas desta temperatura são essenciais para os cálculos com carregamento dinâmico, pois afetam nos cálculos de perda de vida e conseqüente cálculo de vida útil do transformador (KAGAN *et al*., 2005).

### 3.4.1 Temperatura do Óleo Durante Transitórios

Para a determinação da variação da temperatura do óleo quando há uma variação da carga do transformador assume-se que:

*i.* No instante da variação da carga, $t = 0$, o óleo encontra-se na temperatura inicial, $\tau_{oi}$;

*ii.* A temperatura ambiente, $\tau_{amb}$, mantêm-se constante durante todo o transitório;

Admitem-se, ainda, as hipóteses simplificativas:

*i.* A tensão primária do transformador não varia durante o transitório;

*ii.* A resistência ôhmica dos enrolamentos não varia com sua temperatura do núcleo de ferro;

*iii.* As perdas Foucault não variam com a temperatura do núcleo de ferro;

*iv.* O coeficiente de dissipação de calor, da máquina ao meio, independe da temperatura da superfície emissora de calor;

*v.* As perdas adicionais, perdas no tanque do transformador devido ao fluxo de dispersão, são desprezíveis.

Assim, sendo:

$W = P_{Fe} + P_{Cu}$ Potência dissipada no transformador em W, soma das perdas no ferro ($P_{Fe}$) e no cobre ($P_{Cu}$), para a condição de carregamento considerada;

$Kd$ Coeficiente de dissipação de calor, em W/$^{o}$C.m$^2$;

$Sd$ Superfície de dissipação de calor, em m$^2$;

$C$ Capacidade térmica do corpo, em J/$^{o}$C, determinada pelo produto do calor específico do corpo pelo seu peso.

Obtêm-se num intervalo de tempo infinitesimal, $dt$, quando a elevação de temperatura do óleo sobre o ambiente, $\theta_o$, sofreu acréscimo $d\theta$, a equação:

$$W dt = K_d . S_d . \theta_o . dt + C . d\theta \tag{3.1}$$

Procedendo a integração da Equação 3.1.

$$\frac{W}{K_d . S_d} . e^{\frac{k_d S_d}{C} t} = \theta_o . e^{\frac{k_d S_d}{C} t} + A \tag{3.2}$$

$A$ representa uma constante de integração que é determinada a partir das condições de contorno. Isto é, para $t = 0$, sendo $\tau_{oi}$ e $\tau_{amb}$, respectivamente as temperaturas do óleo e do ambiente no tempo 0, tem-se:

$$\theta_o = \theta_{oi} = \tau_{oi} + \tau_{amb} \tag{3.3}$$

resultando:

$$A = \frac{W}{K_d . S_d} - \theta_{oi} \tag{3.4}$$

e, além disso, lembrando que em regime permanente todo o calor produzido é dissipado, $C.d\theta = 0$, logo, a elevação da temperatura do óleo em regime, $\theta_{oreg,}$ é dada por:

$$\theta_{oreg} = \frac{W}{K_d.S_d} \tag{3.5}$$

Lembrando, ainda, que a constante de tempo térmica, *T*, é dada por:

$$T = \frac{C}{K_d.S_d} = \frac{C}{W}.\theta_{oreg} \tag{3.6}$$

Substituindo-se os valores alcançados na Equação 3.2, resulta a equação geral de aquecimento do óleo:

$$\theta_o = \theta_{oreg}.(1 - e^{-\frac{t}{T}}) + \theta_{oi}.e^{-\frac{t}{T}} = (\theta_{oreg} - \theta_{oi}).(1 - e^{-\frac{t}{T}}) + \theta_{oi} \tag{3.7}$$

Destaca-se que a equação 3.7 aplica-se a transformadores dos tipos (NBR, 1981a):

*i.* ONAN, enrolamentos imersos no óleo com circulação natural e resfriamento ao ar com circulação natural;

*ii.* ONAF, enrolamentos imersos no óleo com circulação normal e resfriamento ao ar com circulação forçada;

*iii.* OFAF, enrolamentos imersos no óleo com circulação forçada, sem fluxo de óleo dirigido, e resfriamento ao ar com circulação forçada;

*iv.* OFWF, enrolamentos imersos no óleo com circulação forçada, sem fluxo de óleo dirigido, e resfriamento com circulação de água forçada;

*v.* ODAF, enrolamentos imersos no óleo com circulação forçada, com fluxo de óleo dirigido, e resfriamento ao ar com circulação forçada;

*vi.* OFWF, enrolamentos imersos no óleo com circulação forçada, com fluxo de óleo dirigido, e resfriamento com circulação de água forçada.

A NBR-5416 (1997), em seu item 1.2, define duas classes de isolação de transformadores que correspondem à elevação média da temperatura do óleo, acima da temperatura ambiente, de 55°C e 65°C, para o transformador operando à plena carga.

Para o cálculo da capacidade térmica C em kWh/ ºC a NBR-5416 (1997) recomenda as equações:

***Transformadores com fluxo de óleo não dirigido:***

$$C = (0{,}132M_{nb} + 0{,}088M_{ta} + 0{,}35V_o)x10^{-3} \tag{3.8}$$

***Transformadores com fluxo de óleo dirigido:***

$$C = (0,132M_{nb}+0,132M_{ta}+0,510V_o)x10^{-3} \quad (3.9)$$

sendo:

$M_{nb}$ = massa do núcleo e das bobinas, em kg;

$M_{ta}$ = massa do tanque e dos acessórios, em kg;

$V_o$ = volume de óleo, em litros.

### 3.4.2 Temperatura do Óleo em Regime Permanente

Neste item procedese ao estabelecimento da temperatura do óleo, para um carregamento, *s*, genérico, em termos de potência aparente, em regime permanente, sem as restrições do item precedente pertinentes à resistência ôhmica do enrolamento ser invariante com a temperatura e ao coeficiente de dissipação do calor ser independente da temperatura.

Assim, sendo:

*Spc* Potência nominal do transformador, em termos de potência aparente;

*s* Carregamento genérico do transformador, em pu da potência nominal;

*PCupc* Perda no cobre para plena carga;

*PCu* Perda no cobre para carga genérica;

*Reqpc* Resistência equivalente dos enrolamentos para operação à plena carga;

*Req* Resistência equivalente dos enrolamentos para a condição de carga genérica;

*PFe* Perda no ferro;

*R* Relação entre a perda no cobre e no ferro à plena carga;

*τepc* Temperatura equivalente do enrolamento à plena carga;

*τe* Temperatura equivalente do enrolamento na condição de carga genérica;

*τopc* Temperatura equivalente do óleo á plena carga;

*τo* Temperatura equivalente do óleo na condição de carga genérica;

*θopc* Elevação na temperatura do óleo, sobre a ambiente, à plena carga;

*θo* Elevação na temperatura do óleo, sobre a ambiente, na condição de carga genérica;

*k'd* Coeficiente de dissipação de calor para temperatura genérica;

*kd* Coeficiente de dissipação de calor para temperatura de plena carga;

*kres* Fator de correção da resistência ôhmica do enrolamento para a condição operativa.

Tem-se que:

$$k_{res} = \frac{R_{eq}}{R_{eqpc}} = \frac{1+\alpha\tau_e}{1+\alpha\tau_{epc}} \tag{3.10}$$

Que para enrolamentos em cobre torna-se:

$$k_{res} = \frac{R_{eq}}{R_{eqpc}} = \frac{234{,}5+\tau_e}{234{,}5+\tau_{epc}} \tag{3.11}$$

O estabelecimento da temperatura do enrolamento e, por conseqüência do valor a ser utilizado na equação 3.7, será objeto de item subseqüente. Assim:

$$P_{Cu} = P_{Cupc}.s^2.k_{res} \tag{3.12}$$

Da equação 3.5:

$$\theta_{oreg} = \frac{P_{Fe}+P_{Cupc}.s^2.k_{res}}{k'_d.S_d} \quad \text{e} \quad \theta_{opc} = \frac{P_{Fe}+P_{Cupc}}{k_d.S_d} \tag{3.13}$$

ou

$$\theta_{oreg} = \theta_{opc}\frac{P_{Fe}+P_{Cupc}.s^2.k_{res}}{P_{Fe}+P_{Cupc}}.\frac{k'_d}{k_d} = \theta_{opc}\frac{1+\frac{P_{Cupc}}{P_{Fe}}.s^2.k_{res}}{1+\frac{P_{Cupc}}{P_{Fe}}}.\frac{k'_d}{k_d} \tag{3.14}$$

ou

$$\theta_{oreg} = \theta_{opc}\frac{1+R.s^2.k_{res}}{1+R}.\frac{k'_d}{k_d} = \theta_{opc}\left[\frac{1+R.s^2.k_{res}}{1+R}\right]^n \tag{3.15}$$

Em que a relação dos coeficientes de dissipação de calor é traduzida pelo valor do expoente "*n*" que assume os valores: 0,8 para transformadores ONAN, 0,9 para ONAF e 1,0 para os demais. A equação 3.15 pode ser escrita:

$$\frac{\theta_{oreg}}{\theta_{opc}} = \left[\frac{W}{W_{pc}}\right]^n \tag{3.16}$$

Em que $W$ e $W_{pc}$ representam, respectivamente, as perdas totais para a condição de carga genérica e para plena carga.

### 3.4.3 Constante de Tempo Térmica do Óleo

Da equação 3.6 observa-se que a constante de tempo térmica do óleo é variável com o coeficiente de dissipação de calor. Logo, será variável com a temperatura de regime. Assim, sejam duas condições de carregamento, $s_i$ e $s_r$, às quais correspondem: perdas $W_i$ e $W_r$, temperaturas de regime $\theta_{oi}$ e $\theta_{or}$ e constantes de tempo $T_i$ e $T_r$, para as quais resultará;

$$T_i = C\frac{\theta_{oi}}{W_i} \quad \text{e} \quad T_r = C\frac{\theta_{or}}{W_r} \tag{3.17}$$

Além disso, para a plena carga resulta:

$$T_{pc} = C\frac{\theta_{opc}}{W_{pc}} \tag{3.18}$$

ou seja:

$$C = T_{pc}\frac{W_{pc}}{\theta_{opc}} \tag{3.19}$$

Que substituída na equação 3.17 fornece:

$$T_i = T_{pc}\frac{W_{pc}.\theta_{oi}}{W_i.\theta_{opc}} \quad \text{ou} \quad T_i\frac{W_i}{W_{pc}} = T_{pc}\frac{W_{oi}}{\theta_{opc}} \tag{3.20}$$

$$T_r = T_{pc}\frac{W_{pc}.\theta_{or}}{W_r.\theta_{opc}} \quad \text{ou} \quad T_r\frac{W_r}{W_{pc}} = T_{pc}\frac{W_{or}}{\theta_{opc}} \tag{3.21}$$

Subtraindo-se as duas equações, membro a membro, resulta:

$$T_r\frac{W_r}{W_{pc}} - T_i\frac{W_i}{W_{pc}} = T_{pc}\left(\frac{\theta_{or}}{\theta_{opc}} - \frac{\theta_{oi}}{\theta_{opc}}\right) \tag{3.22}$$

Assumindo-se uma constante de tempo equivalente, $T = T_r = T_i$, para a passagem da condição de carga "*i*" para a "*r*", resulta:

$$T = T_{pc} \frac{\dfrac{\theta_{or}}{\theta_{opc}} - \dfrac{\theta_{oi}}{\theta_{opc}}}{\dfrac{W_r}{W_{pc}} - \dfrac{W_i}{W_{pc}}} \tag{3.23}$$

Por outro lado, da equação 3.16 tem-se:

$$\frac{W_r}{W_{pc}} = \left[\frac{\theta_{or}}{\theta_{opc}}\right]^{1/n} \qquad \text{e} \qquad \frac{W_i}{W_{pc}} = \left[\frac{\theta_{oi}}{\theta_{opc}}\right]^{1/n} \tag{3.24}$$

Substituindo-se a equação 3.24 na equação 3.23 resulta:

$$T = T_{opc} \frac{\dfrac{\theta_{or}}{\theta_{opc}} - \dfrac{\theta_{oi}}{\theta_{opc}}}{\left(\dfrac{\theta_{or}}{\theta_{opc}}\right)^{1/n} - \left(\dfrac{\theta_{oi}}{\theta_{opc}}\right)^{1/n}} \tag{3.25}$$

A equação 3.25 fornece o valor da constante de tempo térmica para a elevação da temperatura do óleo de $\theta_{oi}$ a $\theta_{or}$. Observa-se que, no caso de $n = 1$, resulta $T = T_{opc}$ e será ainda:

$$T(W_r - W_i) = C(\theta_{or} - \theta_{oi}) \tag{3.26}$$

ou

$$T = C\frac{\theta_{or} - \theta_{oi}}{W_r - W_i} = C\frac{\Delta\theta}{\Delta W} \tag{3.27}$$

### 3.4.4 Equação Térmica do Ponto Quente

Considerando-se a pequena massa de material envolvida no ponto quente do enrolamento, assume-se, na literatura técnica (IEEE, 1995), que a constante de tempo do ponto quente é nula, isto é, sua temperatura de regime é alcançada instantaneamente. Assim sendo, as elevações da temperatura do ponto quente, $\theta_{hs}$ e $\theta_{hpc}$, em relação à temperatura do óleo, para as condições de carga genérica, *s*, e de plena carga são obtidas igualando-se o calor produzido no enrolamento ao transferido ao óleo, ou seja:

$$\theta_{hs} = \frac{s^2 . P_{Cupc}}{k_d . S_d} \quad \text{e} \quad \theta_{opc} = \frac{P_{Cupc}}{k_{dpc} . S_d} \tag{3.28}$$

Em que as constantes *k* e *S* representam, para as duas condições de carga, o coeficiente de transferência de calor do enrolamento para o óleo e a superfície dispersora de calor. Da equação 3.28 resulta:

$$\theta_{hs} = \theta_{opc} . s^2 . k_{res} \frac{k_{dpc}}{k_d} \tag{3.29}$$

Analogamente ao caso do óleo, têm-se a equação empírica:

$$\theta_{hs} = \theta_{opc} . (s^2 . k_{res})^m \tag{3.30}$$

em que a constante "*m*" assume os valores: 0,8 para transformadores do tipo ONAN, 0,9 para os ONAF e 1,0 para os demais.

Salienta-se que a temperatura do ponto quente, para operação em regime a plena carga, é um dado padronizado no projeto do transformador. Estes valores fixados, para o carregamento nominal (IEEE, 2000):

*i.* Transformadores com elevação de temperatura dos enrolamentos não superior a 55°C e elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento, acima do ambiente, não superior a 65°C;

*ii.* Transformadores com elevação média de temperatura dos enrolamentos, acima do ambiente, não superior a 65°C e elevação da temperatura do ponto mais quente do enrolamento, acima do ambiente, não superior a 80°C.

### 3.4.5 Correção do Valor da Resistência Ôhmica do Enrolamento

Para compensar a variação das perdas ôhmicas com a temperatura dos condutores dos enrolamentos do transformador, deve-se aplicar um fator de correção da variação da resistência do enrolamento com a temperatura.

O ensaio de operação com a temperatura de plena carga é levado ao efeito aplicando-se as perdas de plena carga, que correspondem a uma temperatura média do enrolamento de 75°C, para isolação de 55°C; e de 85°C, para isolação de 65°C. Entretanto, lembrando que em

estudos térmicos de transformadores utiliza-se a temperatura do ponto quente e não a temperatura média do enrolamento, a correção da resistência deverá ser feita em base à temperatura do ponto quente que, usualmente, situa-se de 5 a 10$^{o}$C acima da temperatura média do enrolamento. Deste modo, a correção da variação da resistência é feita considerando-se, à plena carga, temperatura do ponto quente de 85$^{o}$C para transformador com isolação para 65ºC, e de 95$^{o}$C para transformador com isolação para 65$^{o}$C. Nessas condições, o fator de correção para transformadores de 55$^{o}$C será dado por:

$$k_{res} = \frac{234{,}5 + Temperaturadopontoquente}{234{,}5 + 85} = \frac{234{,}5 + \tau_{hs}}{234{,}5 + 85} \tag{3.31}$$

e, para transformadores de 65$^{o}$C, por

$$k_{res} = \frac{234{,}5 + Temperaturadopontoquente}{234{,}5 + 95} = \frac{234{,}5 + \tau_{hs}}{234{,}5 + 95} \tag{3.32}$$

### 3.4.6 Variação da Temperatura Ambiente

Nos itens precedentes, assumiu-se que a temperatura ambiente era mantida constante. Neste item proceder-se-á à análise da variação das temperaturas internas do transformador quando ocorre um degrau na temperatura ambiente. Assim, seja o caso de um transformador operando em regime permanente, com elevação da temperatura do óleo sobre a ambiente dada por $\theta_o$ e elevação da temperatura do ponto quente sobre a do óleo dada por $\theta_h$, quando ocorre um degrau, $\Delta\tau_{amb}$, na temperatura ambiente, Figura 3.4 (KAGAN *et al*., 2005). A temperatura do óleo, no instante em que ocorre o degrau, *t=0*, não pode variar. Portanto, tem-se:

$$\tau_o(0_-) = \tau_{amb} + \theta_o(0_-) \quad \text{e} \quad \tau_o(0_+) = \tau_{amb} + \theta_o(0_+) \tag{3.33}$$

e, sendo:

$$\tau_o(0_-) = \tau_o(0_+) \tag{3.34}$$

resulta:

$$\tau_o(0_+) = \theta_o(0_-) - \Delta\tau_{amb} \tag{3.35}$$

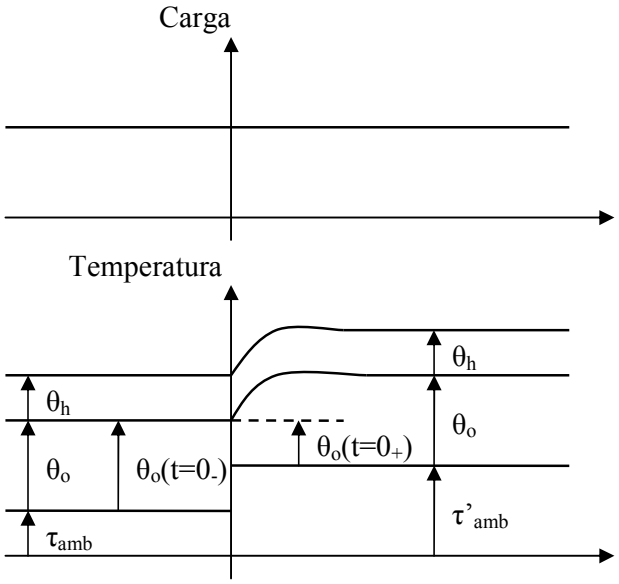


*Figura 3.4 – Elevação da Temperatura (KAGAN et al., 2005).*

Isto é, tem-se um novo transitório térmico, que se inicia no instante $t = 0$, quando a elevação de temperatura do óleo sobre o ambiente é dada por $\theta_{oi} = \theta_o(0_-) - \Delta\tau_{amb}$ e que, ao término do transitório, alcança o valor $\theta_{oreg} = \theta_o$. Aplicando-se a equação 3.7 determina-se a temperatura do óleo em cada instante. Na hipótese que a constante de tempo térmica do ponto quente é nula, tem-se:

$$\tau_h(t) = \theta_h + \theta_o(t) + \tau_{amb} + \Delta\tau_{amb} \tag{3.36}$$

### 3.4.7 Perda de Vida de Transformadores

Várias equações foram desenvolvidas para estimar a perda de vida diária em transformadores em função da temperatura do ponto quente, ou melhor, do tempo em que o transformador operou com certa temperatura do ponto quente. Dentre essas equações, destacam-se:

***a) Norma ABNT – NBR-5416/1997, que estabelece a equação:***

$$\log_{10}\left[\frac{PV\%}{100.h}\right] = A - \frac{6972{,}15}{273 + \tau_h} \tag{3.37}$$

sendo:

$A$ = 14,133 para transformadores de 55°C e $A$ = 13,391 para transformadores de 65°C;

$PV\%$ perda de vida do transformador, em porcentagem;

$h$ tempo durante o qual o transformador operou com a temperatura $\tau_h$;

$\tau_h$ temperatura do ponto quente, em °C, que é mantida constante durante o tempo $h$.

***b) Norma ANSI – C57.91, que estabelece a equação:***

$$\log_{10}\left[\frac{PV\%}{100.h}\right] = A - \frac{6328{,}8}{273+\tau_h} \tag{3.38}$$

sendo:

$A$ = 11,968 para transformadores de 55°C e $A$ = 13,391 para transformadores de 65°C ;

***c) Philadelphia Electric Company (PEC) que estabelece a equação:***

$$\log_{10}\left[\frac{PV\%}{h}\right] = A - \frac{B}{273+\tau_h} \tag{3.39}$$

Os valores das constantes $A$ e $B$ estão apresentados na Tabela 3.1

Tabela 3.1 – Equação PEC.

| **Classe de isolação** | **A** | **B** |
|---|---|---|
| 55°C | 34,129 | 15457,225 |
| 65°C | 2,480 | 15253,903 |

Na Figura 3.5 apresenta-se a curva que relaciona a perda de vida horária em função da temperatura do ponto quente (KAGAN *et al*., 2005).

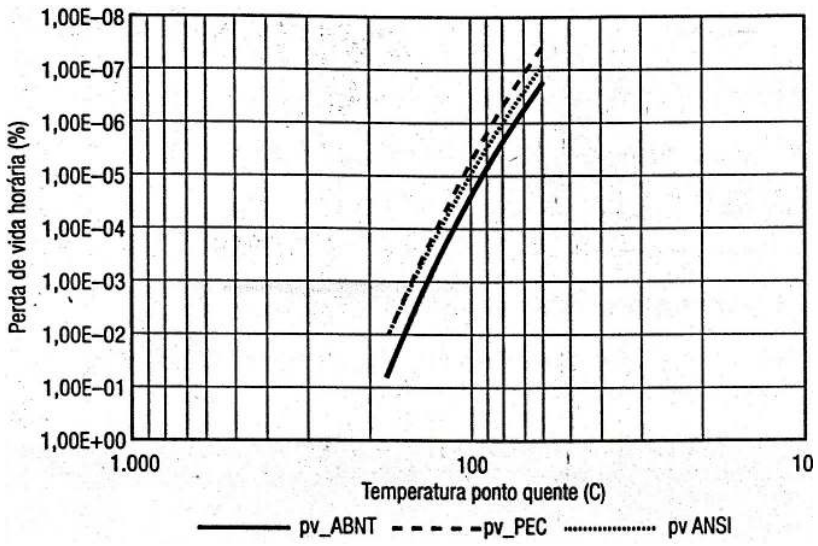


*Figura 3.5 – Perda de vida do transformador.*

### 3.4.8 Valores Característicos para Transformadores

Nas Tabelas 3.2 e 3.3, apresentam-se os valores típicos dos parâmetros de transformadores, extraídos da norma NBR-5416 (1997).

Tabela 3.2 – Características de transformadores de 65$^{o}$ C sob carga nominal (ABNT, 1997).

| **Grandeza** | **Tipo de resfriamento** | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | **ONAN** | **ONAF<=135%** | **ONAF>135%** | **OFAF ou OFWF** | **ODAF ou ODWF** |
| Elev. da temp. ponto quente θh+ θo ($^{o}$C) | 80 | 80 | 80 | 80 | 80 |
| Elev. da temp. óleo θo ($^{o}$C) | 55 | 50 | 45 | 45 | 45 |
| Constante de tempo do óleo (h) | 3,0 | 2,0 | 1,25 | 1,25 | 1,25 |
| Constante de tempo do ponto quente (h) | 0,08 | 0,08 | 0,08 | 0,08 | 0,08 |
| Relação entre $P_{Cupc}$ e $P_{fe}$ | 3,2 | 4,5 | 6,5 | 6,5 | 6,5 |
| Constante "*m*" do enrolamento | 0,8 | 0,8 | 0,8 | 0,8 | 1,0 |
| Constante "*n*" do óleo | 0,8 | 0,9 | 0,9 | 0,9 | 1,0 |

Tabela 3.3 – Características de transformadores de 55$^{o}$C sob carga nominal (ABNT, 1997)

| Grandeza | Tipo de resfriamento | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | **ONAN** | **ONAF<=135%** | **ONAF>135%** | **OFAF ou OFWF** | **ODAF ou ODWF** |
| Elev. da temp. ponto quente θh+ θo ($^{o}$C) | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 |
| Elev. da temp. óleo θo ($^{o}$C) | 40 | 40 | 37 | 37 | 37 |
| Constante de tempo do óleo (h) | 2,7 | 1,7 | 1,25 | 1,25 | 1,25 |
| Constante de tempo do ponto quente (h) | 0,08 | 0,08 | 0,08 | 0,08 | 0,08 |
| Relação entre $P_{Cupc}$ e $P_{fe}$ | 5,0 | 5,0 | 5,0 | 5,0 | 5,0 |
| Constante "*m*" do enrolamento | 0,8 | 0,8 | 0,8 | 0,8 | 1,0 |
| Constante "*n*" do óleo | 0,8 | 0,9 | 0,9 | 1,0 | 1,0 |

### 3.4.9 Vida Útil de Transformadores

O procedimento apresentado a seguir permite a determinação da perda de vida útil de transformadores quando operando em determinada situação de carregamento e de temperatura ambiente. Entretanto, como citado anteriormente para carregamento dinâmico, é desejável conhecer qual será a perda de vida, e por conseqüência a vida útil, de um transformador que opera com um dado ciclo diário de carga e de temperatura ambiente. Neste caso, para um ciclo de 24h, inicialmente, há que se estabelecer a temperatura do óleo no instante inicial. Para tanto, considera-se que o instante inicial corresponde ao instante final do dia; Isto é, as temperaturas no tempo $t = 0_{-}$ devem ser iguais às do tempo $24_{+}$ e, como a temperatura não pode variar instantaneamente, resulta que no tempo de 0 e 24 horas as temperaturas devem ser iguais. O procedimento geral resume-se nos passos a seguir:

**Passo 1:** Dividi-se o período de estudo, o dia, em intervalos de tempo nos quais a demanda e a temperatura ambiente são constantes;

**Passo 2:** Inicializa-se a temperatura do óleo no instante inicial, da primeira interação, com o valor da temperatura ambiente;

**Passo 3:** Calculam-se as temperaturas do óleo para todos os intervalos de tempo até se

alcançar o último intervalo;

**Passo 4:** Repetem-se os passos 2 e 3 até que o desvio entre as temperaturas do óleo nos instantes inicial e final sejam não maiores que a tolerância pré-estabelecida;

**Passo 5:** Partindo-se da temperatura inicial do óleo determinada no passo 4 calcula-se, para todos os intervalos de tempo, as temperaturas do óleo e do ponto quente;

**Passo 6:** A perda de vida no período, o dia, será obtida pela somatória das perdas de vida dos períodos em que a temperatura do ponto quente é constante. Para esta determinação é usual dividir-se o período de estudo em intervalos de 5 a 10 minutos.

As atividades referentes aos passos 1 a 4 estão apresentadas no diagrama de blocos da Figura 3.6.

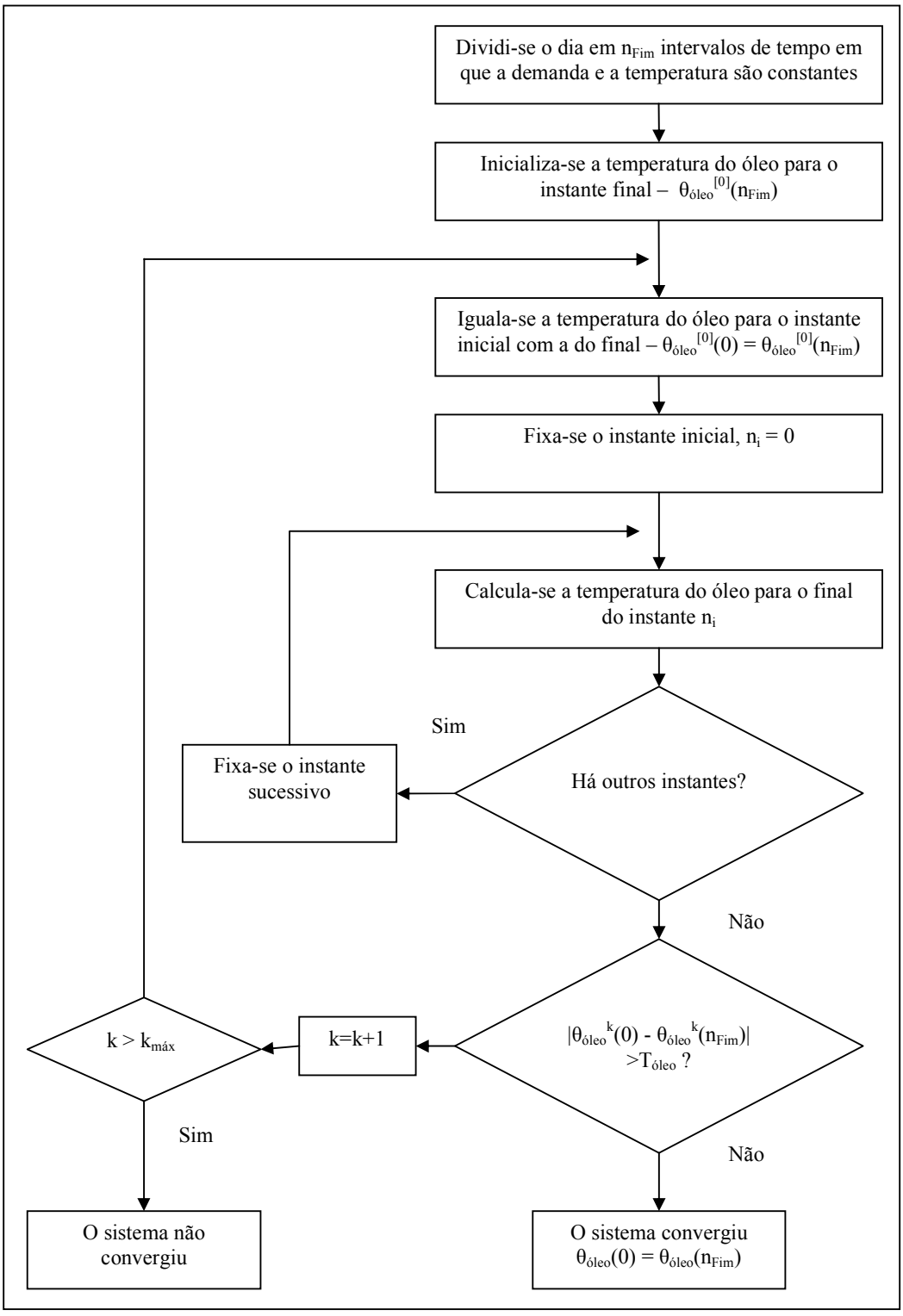


*Figura 3.6 – Diagrama de Blocos para a determinação da Temperatura inicial do Óleo (KAGAN et al., 2005).*

## 3.5 ANÁLISE DO COMPORTAMENTO TÉRMICO

Nesta Seção considera-se como referência para análise, um transformador potência de uma subestação da Distribuidora Gaúcha de Energia S. A. – AES SUL, localizado em São Leopoldo, RS (JESUS *et al*., 2006). Este transformador foi utilizado devido à dificuldade de obter um conjunto de dados de temperaturas e carregamentos em transformadores da concessionária local. De fato, a prática corrente é gerenciar o transformador não considerando os aspectos térmicos. Para efeito de contabilizar o comportamento térmico, utiliza-se o comportamento da elevação de temperatura do óleo e do enrolamento, e também a perda de vida para qualquer condição de carregamento, variação de temperatura ambiente e perda de vida desejada. Os dados do transformador encontram-se na Tabela 3.4.

Tabela 3.4 – Dados do Transformador SE SLE – 60 MVA.

| | |
|---|---|
| Potência Nominal | 36/48/60 MVA |
| Sistema de Resfriamento | ONAN/ONAF/ONAF |
| Limite de Elevação de Temperatura dos Enrolamentos | 55 $^{o}$C |
| Limite de Elevação de Temperatura de Óleo | 55 $^{o}$C |
| Peso do Núcleo e Enrolamento | 40450 kg |
| Peso do Tanque e Acessórios | 17700 kg |
| Volume Óleo | 18990 litros |
| Perdas a Vazio | 42,94 kW |
| Perdas no Cobre | 146,46 kW |
| Perdas Adicionais | 39,44 kW |

Utilizamos agora para estimar a curvas de temperaturas internas do transformador, que posteriormente será utilizado para avaliar o limite de carregamento, o equacionamento clássico, onde usamos os dados típicos do transformador, e comparamos com os outros modelos citados no Capítulo 2.

Temos na Figura 3.7 a curva de carga típica do transformador da SE - SLE/60 MVA com uma demanda máxima de 56,7 MVA.

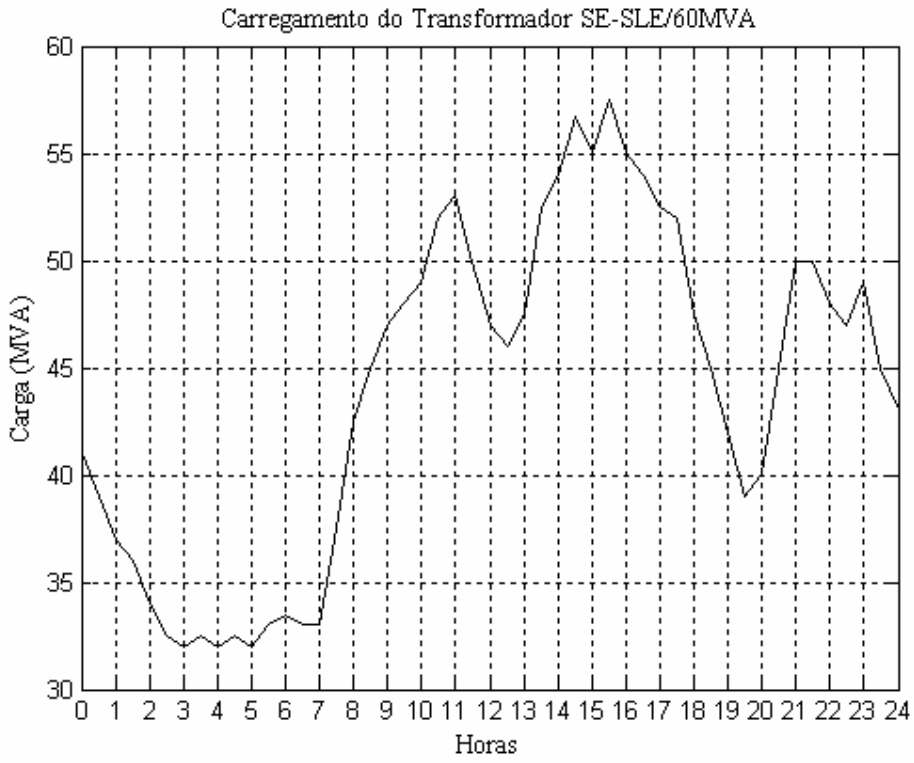


*Figura 3.7 – Dados de Carregamento para os Modelos.*

O monitoramento em tempo real, também, das temperaturas ambiente, do óleo e do enrolamento, registra para esta curva de carregamento típico os dados apresentados na Figura 3.8, onde temos uma temperatura máxima de 90 ºC para o enrolamento. Para análise comparativa, estimamos tanto a temperatura do topo do óleo como a do ponto quente do enrolamento, utilizando os modelos Clássico ou Convencional, o modelo IEEE/ANSI Melhorado – caixa cinza, o modelo NARX – caixa preta e o modelo utilizando Rede Neural – MLP.

Os resultados apresentados pelo primeiro modelo utilizado, modelo Clássico ou Convencional, é mostrado na Figura 3.9.

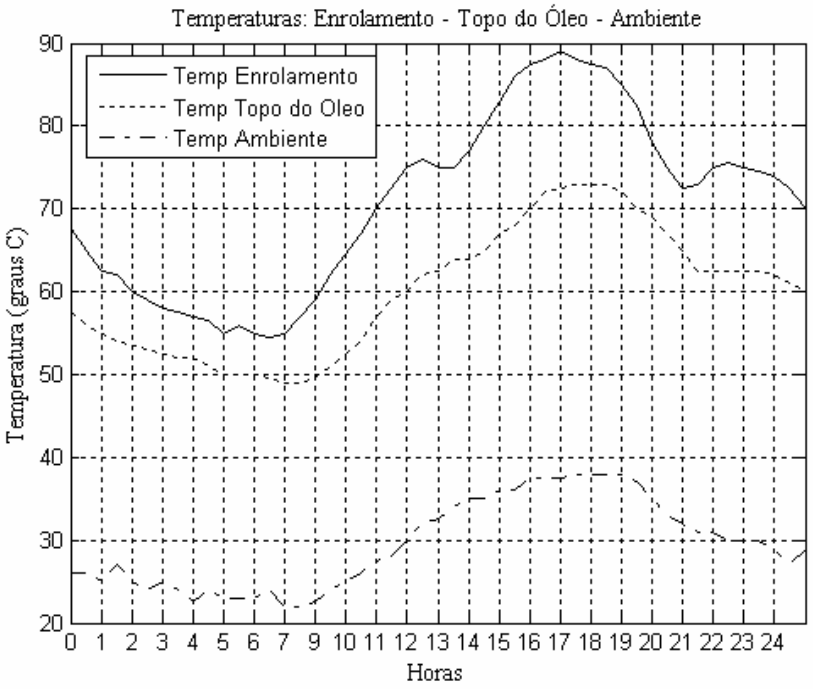


*Figura 3.8 – Dados de Temperaturas para os Modelos.*

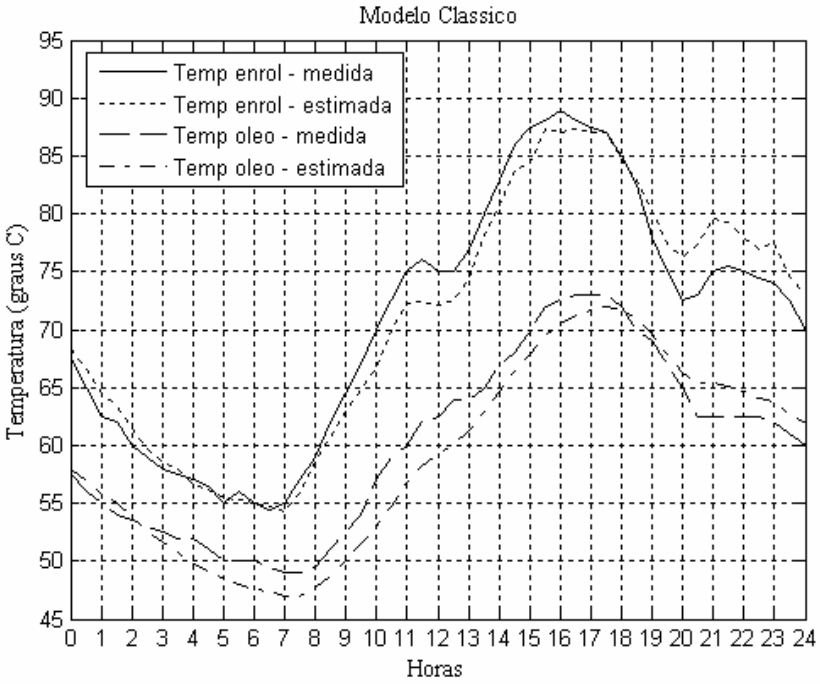


*Figura 3.9 – Comportamento Térmico - Modelo Clássico.*

Temos na Figura 3.10 os resultados para a estimação das temperaturas internas do transformador quando utilizamos o modelo IEEE/ANSI Melhorado, sendo este, o que apresentou os melhores resultados na estimação.

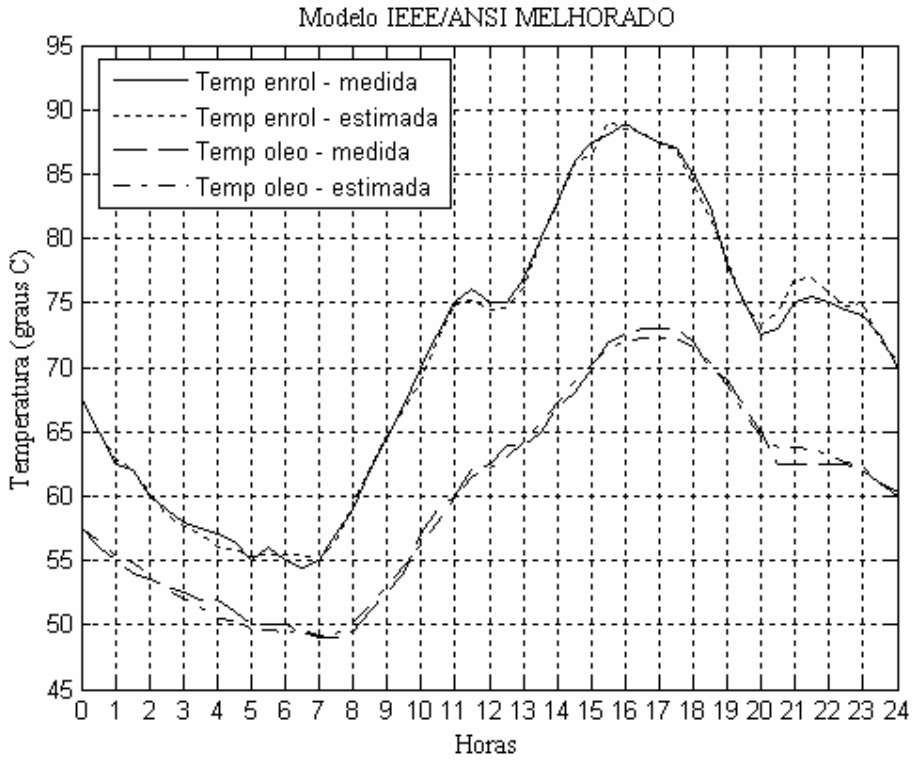


*Figura 3.10 – Comportamento Térmico - Modelo polinomial não-linear NARX caixa cinza - aprimoramento da recomendação C57.115 IEEE/ANSI.*

Na próxima Figura 3.11, temos os resultados quando utilizou-se o modelo considerado caixa preta, o Polinomial NARX.

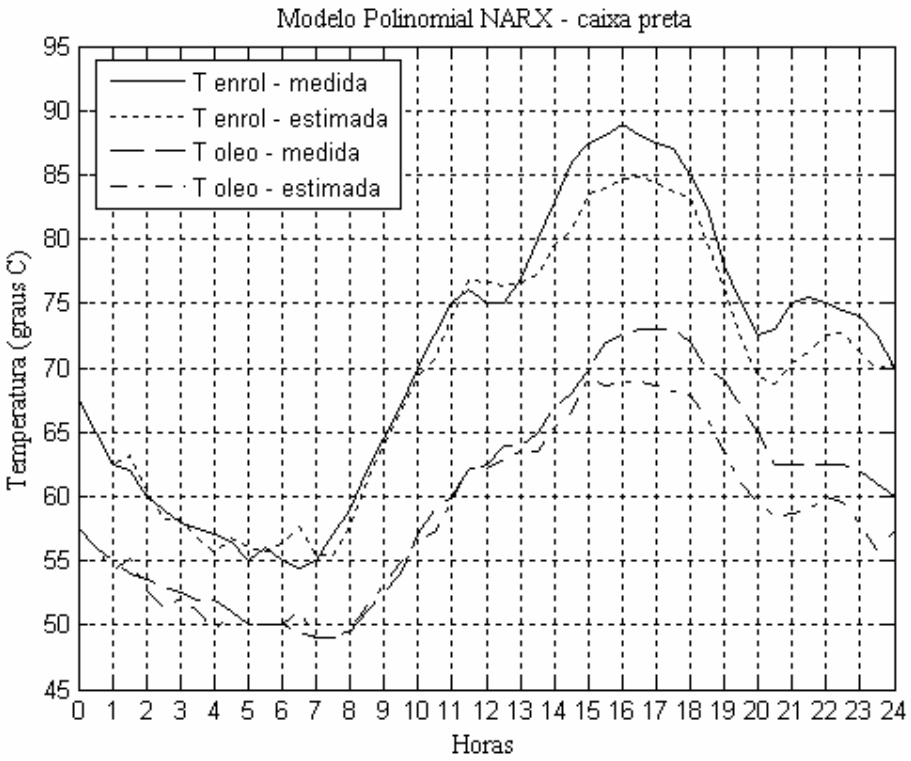


*Figura 3.11 – Comportamento Térmico - Modelo polinomial não-linear NARX - caixa preta.*

Por último, temos na Figura 3.12 os resultados apresentados na modelagem das temperaturas internas quando se utilizou da Rede Neural Artificial – MLP.

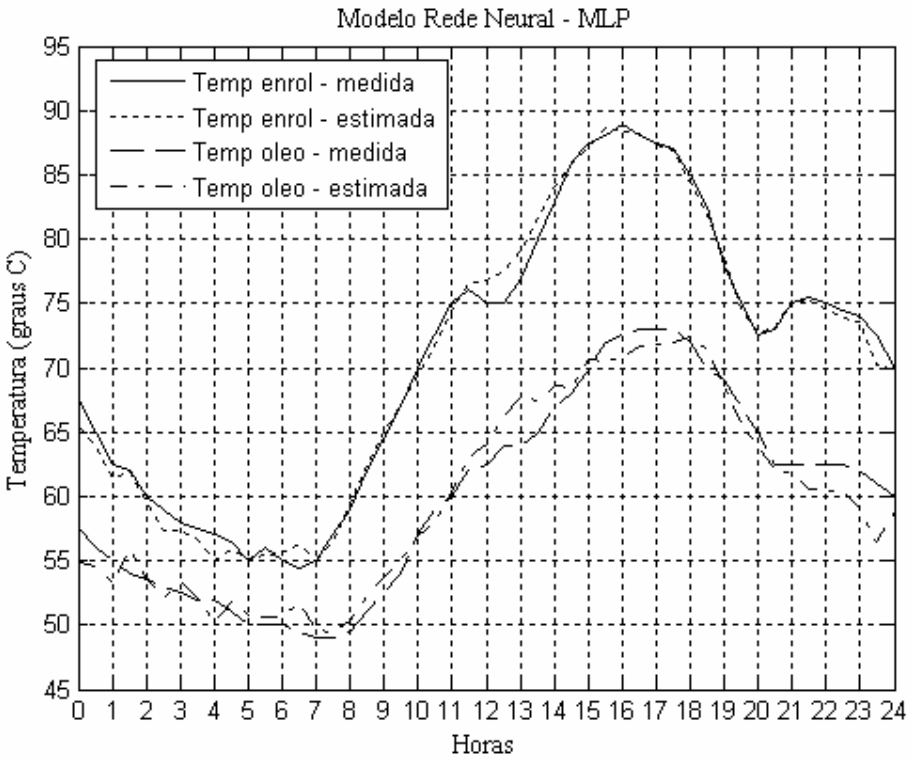


*Figura 3.12– Comportamento Térmico - Modelo da Rede Neural Artificial - MLP.*

Na Tabela 3.5 temos os índices de medição para os modelos utilizados na modelagem da temperatura do topo do óleo e na Tabela 3.6 temos os resultados apresentados para a temperatura do ponto quente.

Tabela 3.5 - Resultados obtidos nos Modelos para Temperatura do Topo do Óleo (Transformador SE-SLE-60MVA)

| **Modelo** | **Somatório do Erro Quadrático - SSE** |
|---|---|
| Modelo Clássico – Figura 3.8 | 225.5918 |
| Polinomial não-linear NARX - caixa cinza – Figura 3.9 | 37.9118 |
| Polinomial não-linear NARX – caixa preta – Figura 3.10 | 350.3284 |
| Rede Neural – MLP – Figura 3.11 | 120.4173 |

Tabela 3.6 - Resultados obtidos nos Modelos para Temperatura do Ponto Quente (Transformador SE-SLE-60MVA)

| **Modelo** | **Somatório do Erro Quadrático - SSE** |
|---|---|
| Modelo Clássico – Figura 3.8 | 229.0792 |
| Polinomial não-linear NARX – caixa cinza – Figura 3.9 | 52.1711 |
| Polinomial não-linear NARX – caixa preta – Figura 3.10 | 273.9900 |
| Rede Neural – MLP – Figura 3.11 | 47.2602 |

Na Tabela 3.7 temos os valores obtidos para o cálculo da perda de vida diária e de vida útil utilizando dois dos métodos citados neste Capítulo, no item 3.5.7, o método adotado pela ABNT e o da norma IEEE/ANSI, para os modelos térmicos estudados.

Tabela 3.7 - Resultados obtidos nos Modelos Térmicos para Cálculo de Perda de Vida/Vida Útil (Transformador SE-SLE-60MVA)

| **Modelo** | **Perda de Vida (%)/Vida Útil (anos)** | |
|---|---|---|
| | **ABNT** | **IEEE/ANSI** |
| Modelo Clássico – Figura 3.8 | 0.0039/69.5568 | 0.0018/155.2077 |
| Polinomial não-linear NARX – caixa cinza – Figura 3.9 | 0.0045/60.8265 | 0.0020/138.2432 |
| Polinomial não-linear NARX – caixa preta – Figura 3.10 | 0.0029/94.4390 | 0.0013/204.1730 |
| Rede Neural – MLP – Figura 3.11 | 0.0042/65.8916 | 0.0018/148.6964 |

## 3.6 ANÁLISE DE LIMITE TÉRMICO E DE CARREGAMENTO

O transformador pode suportar uma carga superior à sua nominal, desde que não se ultrapassem as temperaturas limites previstas por norma. O carregamento de um transformador não deve afetar a sua vida útil, exceto em situações de emergência, quando a perda da produção numa instalação industrial, devido à queima de uma unidade de transformação numa subestação que contém dois transformadores, justifica este procedimento.

A norma NBR 5416 (1997) estabelece as condições básicas para que se proceda com segurança o cálculo de carregamento de um transformador numa condição particular de carga. Nas Tabelas 3.8 e 3.9 temos os limites de temperatura e carregamento sugeridos por esta norma:

Tabela 3.8 - Limites de Temperatura (ABNT, 1997).

| **Transformador** | **55 ºC** | **65 ºC** |
|---|---|---|
| Máxima temperatura do topo do óleo | 95 ºC | 105 ºC |
| Máxima temperatura do ponto mais quente | 105 ºC | 120 ºC |

Tabela 3.9 - Limites de Carregamento (ABNT, 1997).

| **Carregamento nos Transformadores** | **55 ºC** | **65 ºC** |
|---|---|---|
| Em condições normais de operação | 150 % | 150 % |
| Em emergência | 150 % | 150 % |

Utilizando os valores normalizados pela ABNT NBR 5416 (1997) para limites térmicos e de carregamento apresentados nas Tabelas 3.8 e 3.9, e usando o Modelo Térmico NARX caixa cinza – IEE/ANSI Aprimorado, o que apresentou melhores resultados, se obteve uma curva de carregamento máximo mostrado na Figura 3.13, a partir da curva de carregamento típica (Figura 3.7). A temperatura máxima do enrolamento atinge 105º C (Figura 3.14), valor normalizado (Tabela 3.8, Transformador classe 55º C) quando um pico de carregamento, entre 15 e 16 horas ocorre. Desta forma a perda de vida diária ou percentual do transformador é de 0,0247% para esta curva de carregamento diário. Um carregamento de pico de 70,0380

MVA (116,73 %) é obtido com um incremento de carregamento de 13.338 MVA (0.2223 P.U.) sobre a curva de carregamento típica (Figura 3.7).

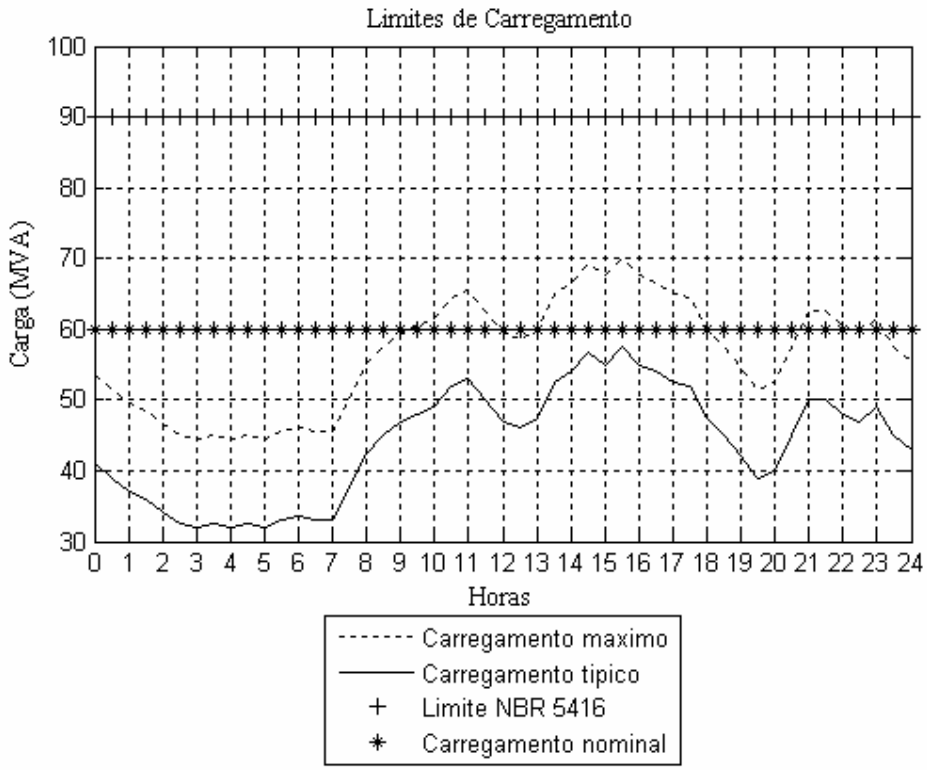


*Figura 3.13 – Limites de Carregamento SE-SLE-60MVA (NBR 5416).*

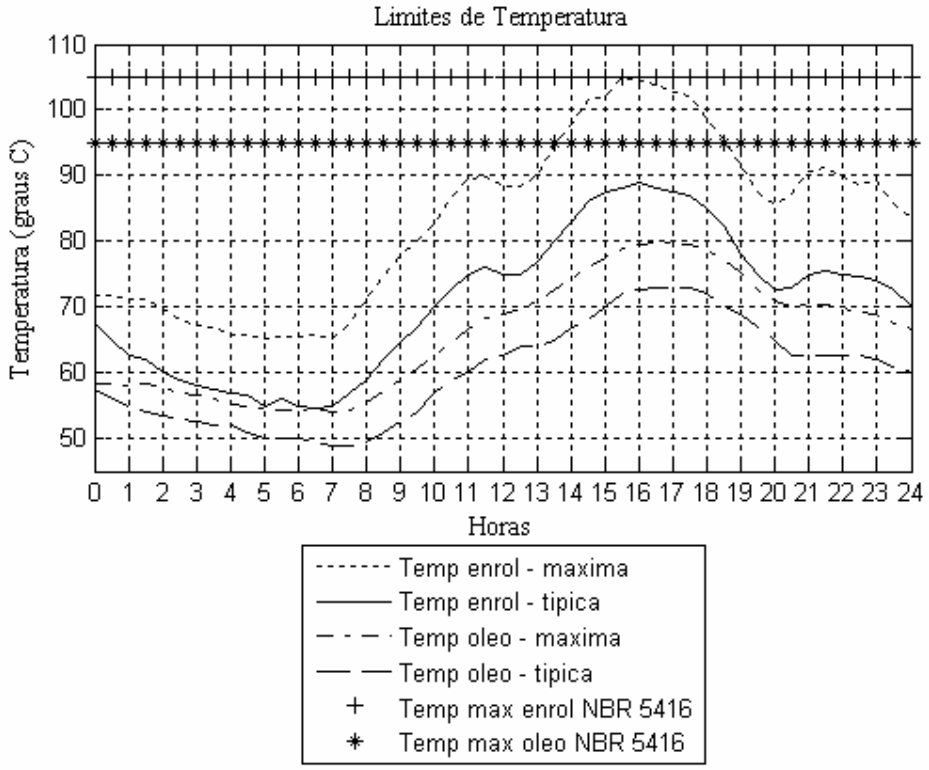


*Figura 3.14 – Limites Térmicos SE-SLE-60MVA (ABNT, 1997).*

## 3.7 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO

Neste capítulo estabeleceu-se a importância do estudo de carregamento térmico, como item fundamental para o carregamento dinâmico dos transformadores de potência. O diagnóstico preciso dos limites térmicos e de carregamento fornece ao pessoal de manutenção e operação ferramentas que antes eram exclusivas de laboratório; reduzindo custos; e multiplicando conhecimento sobre o sistema.

A temperatura ambiente é importante como parâmetro a ser inserido na modelagem térmica de transformadores para a obtenção de valores da temperatura do topo do óleo e consequentemente do ponto mais quente do transformador. Isto permite, além de acompanhar as temperaturas internas do transformador, aprimorar a proteção e acompanhamento do envelhecimento ou perda de vida da unidade. Se a temperatura do topo do óleo for medida diretamente não é necessária a temperatura ambiente para efeitos de modelagem da temperatura do ponto quente.

Finalmente apresenta-se a aplicação dos modelos térmicos estudados no Capítulo dois deste trabalho para um transformador de potência na obtenção tanto do seu comportamento térmico diante de um carregamento típico e implementa-se uma sistemática para a análise de limites térmicos para carregamentos máximos. A aplicação de metodologias de cálculos de temperaturas do óleo e enrolamentos do transformador, seja utilizando o equacionamento clássico apresentado no item 3.4 deste Capítulo, ou algum dos modelos apresentados neste trabalho no Capítulo 2, é indispensável como uma ferramenta de diagnóstico e análise de carregamento dinâmico. Têm-se assim uma ferramenta que pode ser agregada na implementação de sistemas inteligentes de diagnósticos de vários parâmetros, entre eles o acompanhamento da vida útil do transformador.

# 4 CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi o de desenvolver modelos não-lineares para modelagem do carregamento térmico de transformadores imersos em óleo isolante para em seguida formular sistemáticas para o carregamento dinâmico dos transformadores. O carregamento térmico do transformador foi obtido a partir de um modelo para a temperatura do topo do óleo e um modelo para o ponto quente do transformador. Na falta de medições diretas da temperatura do topo do óleo, os modelos desenvolvidos permitem modelagem desta variável a partir do carregamento do transformador, medido através de sensores de tensão e corrente, e da temperatura ambiente. A idéia básica no desenvolvimento dos algoritmos foi a de superar dificuldades quanto aos modelos convencionais, minimizar a quantidade de informação necessária para a modelagem do sistema, pela redução no número de variáveis monitorada com reduzido número de sensores. Desta forma, no Capítulo 2 descreveu-se o sistema utilizado e apresentaram-se os algoritmos não-lineares e inteligentes utilizados na modelagem da carga térmica do transformador. Avaliações de desempenho dos algoritmos propostos foram realizadas e demonstraram desempenho satisfatório dos algoritmos propostos.

Recentemente o carregamento dinâmico de transformador de potência tem se tornado um ponto chave para o setor elétrico (LACHMAN *et al*., 2003). Isto se deve às mudanças ocorridas no setor que impulsionaram as empresas para um meio de competição, no qual a busca por otimização na utilização dos equipamentos se tornou importante. Para os transformadores de potência as técnicas para carregamentos dinâmicos pressupõem o acompanhamento do funcionamento do transformador em regimes de cargas abaixo da nominal, nominal e de sobrecargas. Com este regime de funcionamento é possível realizar previsões a respeito da vida residual das unidades que servem como previsões e orientações para o planejamento do sistema.

Um enfoque sistemático do carregamento dinâmico foi estabelecido neste trabalho com o objetivo de facilitar a análise dos limites térmicos para carregamentos dos transformadores. A aplicação de metodologias de cálculos de temperaturas do óleo e enrolamentos do transformador, seja utilizando o equacionamento clássico ou algum dos modelos apresentados neste trabalho, é indispensável como uma ferramenta de diagnóstico e análise de carregamento dinâmico. A abordagem desenvolvida pode ser utilizada como uma ferramenta

implementação de sistemas inteligentes de diagnósticos de vários parâmetros, entre eles o acompanhamento da vida útil do transformador.

Como exemplo de aplicações, utilizou-se um transformador imerso em óleo equipado com sensores de temperatura do tipo termopar posicionado no topo e na base do transformador, nos enrolamentos, e no núcleo em conjunto com sensores de corrente e tensão. Este transformador foi montado na subestação do Departamento de Engenharia Elétrica e serviu de plataforma para validar os métodos propostos. No Capítulo 3, os algoritmos desenvolvidos, foram aplicados em analises para um carregamento típico de um transformador de potência imerso em óleo, determinando-se o comportamento térmico de temperaturas do topo do óleo e do ponto quente e também se calculando a perda de vida do isolamento. A medida direta da temperatura do ponto quente do enrolamento não é uma tarefa simples, pois requer sistemas de sensores eletromagneticamente inertes. No entanto, com o avanço da tecnologia de fibra óptica esta tarefa está se tornando bastante usual, principalmente em transformadores de grande porte por justificar o investimento. Independente da tecnologia ou modos pelos quais os valores das temperaturas internas de um transformador de potência sejam obtidas, um avanço pode ser obtido através do uso dos modelos apresentados neste trabalho, os quais sugerem melhorias nas respostas do modelo normalizado C57.115 IEEE/ANSI.

## 4.1 PESPECTIVAS FUTURAS

O uso de sistemas inteligentes de diagnóstico com monitoramento em tempo real já é realidade em muitas empresas que fazem uso de transformadores (ALVES; SILVA, 2006). Um sistema completo de diagnóstico com software que utilize métodos de previsão de temperaturas internas, propiciando o cálculo de carregamento dinâmico, auxílio à manutenção e integração com outros já desenvolvidos e outros em desenvolvimento no LAR (Laboratório de Automação e Robótica DEE/UFC), como o de Sistema de Diagnóstico por Análise de Gases Dissolvidos no Óleo representa uma continuação deste trabalho (LIMA, 2005).

Outras sugestões de trabalho que já se encontram também em desenvolvimento são:

*i)* Monitoramento em tempo real de outros parâmetros do transformador como temperaturas do topo do óleo e do enrolamento com uso de fibra óptica para realizar uma avaliação tecnológica das soluções;

*ii)* A partir de um banco de dados das variáveis monitoradas ao longo do tempo, procurar traçar um perfil térmico com o envelhecimento do transformador.

*iii)* Propor a inclusão de novas variáveis que são influenciadas com a temperatura nos modelos de carregamento térmico, tais como a viscosidade do óleo.

# 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIRRE, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas, Editora UFMG, 2004.

ALVES, M. E. G.; SILVA, G. S. Experiência de Campo com Monitoração On-Line de um Transformador 343MVA 230 kV com 2 Comutadores sob Carga, IV WorkSpot, Recife, PE, 28-30 março 2006.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 5380: transformador de potência – método de ensaio. Rio de Janeiro, 1993.

_____. NBR 5416: aplicação de carga em transformadores de potência – procedimento. Rio de Janeiro, 1997.

_____. NBR 5356: transformador de potência - especificação. Rio de Janeiro, 1981a.

_____. NBR 7070: guia para amostragem de gases e óleo em transformadores e análise dos gases livres e dissolvidos. Rio de Janeiro, 1981b.

_____. NBR 7274: interpretação da análise dos gases de transformadores em serviço. Rio de Janeiro, 1982.

CARVALHO, M. F.; ALMEIDA, O. M.; CRUZ, C. M. T.; AMORA, M. A. B.; NOTTINGHAM, O. C. S. Modelos Neural e Polinomiais não-lineares: Comparações e Estudos de Casos Aplicados na Modelagem da Carga Térmica de Transformadores de Distribuição Imersos em Óleo, In: VII Simpósio Brasileiro de Automação Industrial, 2005, São Luis. Anais do Congresso, 2005.

CHEIM, L.; VARELLA, V.; DUPONT, C.; PÁAL, R. Sistema Inteligente de Diagnóstico de Transformadores de Potência. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 15, 1999, Foz do Iguaçu. Anais... Foz do Iguaçu: Itaipu Binacional, 1999.

CRUZ, C. M. T.; ALMEIDA, O. M.; SÁ JUNIOR, E. M.; CARVALHO, M. F.; NOTTINGHAM, O. C. S.. Sistema Flexível para Desenvolvimento de Modelos Matemáticos e Monitoramento de Transformadores Imersos em Óleo. In: VII Conferência Internacional de Aplicações Industriais, 2006, Recife, p. 1-6.

DIOGO, A. C. T.; CARNEIRO, E. M. Monitoramento nas Subestações na CTEEP.

ELMOUDI, A.; LEHTONEN, M.; NORDMAM, H.. Thermal Model for Power Transformers Dynamic Loading, Conference Record of the 2006 IEEE International Symposium on Electrical Insulation, 2006.

FREITAS, A. A. C. Redes neurais artificiais aplicadas em transformadores de distribuição imersos em óleo. 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) – Faculdade de

Engenharia de Bauru, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Bauru, 2000.

FREITAS, A. A. C.; A. N. SOUZA e I. N. SILVA, Aplicação de Redes Neurais na Estimação da temperatura Interna de Transformadores de Distribuição Imersos em Óleo, Revista Controle & Automação, Vol. 13, No 3, Set-Dez, 2002.

FRITZKE, B. Fast learning with incremental RBF networks. Neural Processing Letters, [S.l.], v. 1, n. 1, p. 2-5, 1994.

HALSTEAD, W.D. A Thermodynamic assessment of the formation of gaseous hydrocarbons in faulty transformers. Journal of the Institute of Petroleum, London, v. 59, p. 239-241, Sept.1973.

HAYKIN, S. Neural Networks – A Comprehensive Foundation, McMillan, 1994.

IEEE General Requirements for Liquid-Immersed Distribution, Power and Regulating Transformers, IEEE Stand. C57.12-00-2000.

IEEE Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Power Transform in Excess of 100 MVA (65o C), IEEE C.57.115-1991.

_____. Guide for Loading Mineral–Oil-Immersed Transformers, IEEE Stand. C.57.91-1995.

JAUREGUI-RIVERA, L.; TYLAVSKY, D. J.. Reliability Assessment of Transformer Thermal Model Parameters Estimated from Measured Data, IEEE, 2005.

JESUS, N. C; FIGUEIREDO, C. E. C.; BERNADON, D. P., MELLO, G.; RECH, R.; DIUNER, F. "Análise do Comportamento Térmico de Transformadores", anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE, Campina Grande, Paraíba, Brasil, 2006.

KACHLER, A. J.; HOHLEIN, I.. Aging of Cellulose at Transformer Service Temperatures. Part 1: Influence of Type of Oil and Air on the Degree of Polymerization of Pressboard, Dissolved Gases, and Furanic Compounds in Oil, IEEE Electrical Insulation Magazine, Vol. 21, No. 2, March/April 2005.

KAGAN, N., OLIVEIRA, C. C. B.; ROBBA, E. J. Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica, Editora Edgard Blucher, 2005.

LACHMAN, M. F.; GRIFFIN, P. J.; WALTER, W.; WILSON, A. Real-Time Dynamic Loading and Thermal Diagnostic of Power Transformers, IEEE Transaction on Power Delivery, vol. 18, No. 1, January 2003.

LESIEUTRE, B. C.; HAGMAN, W. H. ; KIRTLEY JR, J. L. "An Improved Top Oil Temperature Model for Use in An On-Line Monitoring and Diagnostic System", IEEE Trans. on power Delivery, Vol. 12, No. 1, pp. 249-256, January 1997.

LIMA, S. E. U. Diagnóstico Inteligente de Falhas Incipientes em Transformadores de Potência Utilizando a Análise dos Gases Dissolvidos em Óleo. 98 p. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará. Centro de Tecnologia. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2005.

LIMA, S. E. U.; ALMEIDA, O. M.; REIS, L. L. N.; COELHO, L. S.; OLIVEIRA, J. C. Redes Neurais Aplicadas ao Diagnóstico de Falhas Incipientes em Transformadores de Potência Imersos em Óleos. In: VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2005, Natal. Anais do VII CBRN, 2005.

LIMA, S. E. U.; ALMEIDA, O. M.; LEITE, G. C. Sistema de Diagnóstico de Falhas em Transformadores Potência Imersos em Óleo. In: VII Simpósio Brasileiro de Automação Industrial, 2005, São Luis. Anais do VII SBAI, 2005.

LIMA, S. E. U.; ALMEIDA, O. M.; REIS, L. L. N. Diagnóstico de faltas incipientes em transformadores de potência imersos em óleo utilizando sistemas nebulosos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 2004, 15., Gramado. Anais... São José dos Campos: Sociedade Brasileira de Automática, 2004.

LIMA, S. E. U.; ALMEIDA, O. M.; REIS, L. L. N.; LEITE, G. C. Diagnóstico de faltas incipientes em transformadores de potência: estudo de casos e tendências. Revista Conhecimento, Fortaleza, ano 1, n. 2, p. 21-28, nov. 2004.

McCULLOCH, W.; PITTS, W. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 7:115 – 133, 1943.

MILASCH, M. Manutenção de transformadores em líquido isolante. São Paulo: Edgard Blucher, 1984. 354 p.

MONTSINGER, V. M.: Loading transformer by temperature AIEE transactions, Bd 49, pp. 776-792, 1930.

PAULINO, M. E. de C. Teste de IEDs Baseados na IEC 61850. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2006, Campina Grande. Anais do SBSE, 2006.

PATEL, N. K.; KHUBCHANDANI, R. K. ANN Based Power Transformer Fault Diagnosis. IE Journal - EL, [S.l.], v. 85, p. 60-63, June 2004.

QING, H.; JENNIE, S.; DANIEL, J. T. Prediction of Top-Oil for Transformers Using Neural Networks, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 4, October 2000.

SUSA, D.; LEHTONEN, M. Dynamic Thermal Modeling of Power Transformers: Further Development – Part I, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, No. 4, October 2006a.

_____. Dynamic Thermal Modeling of Power Transformers: Further Development – Part II, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 21, No. 4, October 2006b.

TYLAVSKY, D. J., MAO, X., MCCULLA, G. A. Data Screening to Improve Transformer Thermal Model Reliability, IEEE, 2005.

ZIRBES, R.; ROLIM, J. G.; ZÜRN, H. H. METODOLOGIAS PARA AVALIAÇÃO E DIAGNÓSTICO DO ESTADO DE ISOLAMENTOS DE PAPEL IMPREGNADO COM ÓLEO MINERAL Revista Controle & Automação/Vol.16 no.3/Julho, Agosto e Setembro 2005

ZHANG, Y. Ding X. e Liu, Y. An artificial neural approach to transformer fault diagnosis. IEEE Trans. On Power Delivery, New York, v. 11, n. 4, p.1836-1841, Oct. 1996.

# 6 APÊNDICE – Método de Gram-Schmidt Modificado

O método de Gram- Schmidt determina a matriz *A* uma linha por vez e ortogonaliza $\psi$ de tal forma que na *i*-ésima iteração as colunas *i*+1, ...., $n_\theta - 1$, são ortogonais à *i*-ésima coluna. Esta operação é repetida para *i*= *1*, 2, ...., $n_\theta - 1$. Indicando entre parênteses a interação, tem-se $\psi_j^{(0)} = \psi_j,\ j = 1\ldots., n_\theta$ e

$$q_i = \psi_i^{(i-1)} \tag{6.1}$$

$$\alpha_{i,j} = \frac{\langle q_i, \psi_j^{(i-j)} \rangle}{\langle q_i, q_i \rangle},\ j = i+1, \ldots, n_\theta \tag{6.2}$$

$$\psi_j^{(i)} = \psi_j^{(i-1)} - \alpha_{i,j} q_i,\ j = i+1, \ldots, n_\theta \tag{6.3}$$

Uma vez que as equações são resolvidas para *i*= *1*, 2, ...., $n_\theta - 1$, os parâmetros do modelo ortogonalizado, $\hat{g}$, são determinados fazendo-se $\mathbf{y}^{(0)} = \mathbf{y}$ e

$$g_i = \frac{\langle q_i, y_j^{(i-1)} \rangle}{\langle q_i, q_i \rangle} \tag{6.4}$$

$$y^{(i)} = y^{(i-1)} - \hat{g}_i q_i,\ i = 1, \ldots, n_\theta \tag{6.5}$$

# Livros Grátis

( http://www.livrosgratis.com.br )

Milhares de Livros para Download:


Baixar livros de Administração
Baixar livros de Agronomia
Baixar livros de Arquitetura
Baixar livros de Artes
Baixar livros de Astronomia
Baixar livros de Biologia Geral
Baixar livros de Ciência da Computação
Baixar livros de Ciência da Informação
Baixar livros de Ciência Política
Baixar livros de Ciências da Saúde
Baixar livros de Comunicação
Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE
Baixar livros de Defesa civil
Baixar livros de Direito
Baixar livros de Direitos humanos
Baixar livros de Economia
Baixar livros de Economia Doméstica
Baixar livros de Educação
Baixar livros de Educação - Trânsito
Baixar livros de Educação Física
Baixar livros de Engenharia Aeroespacial
Baixar livros de Farmácia
Baixar livros de Filosofia
Baixar livros de Física
Baixar livros de Geociências
Baixar livros de Geografia
Baixar livros de História
Baixar livros de Línguas

Baixar livros de Literatura
Baixar livros de Literatura de Cordel
Baixar livros de Literatura Infantil
Baixar livros de Matemática
Baixar livros de Medicina
Baixar livros de Medicina Veterinária
Baixar livros de Meio Ambiente
Baixar livros de Meteorologia
Baixar Monografias e TCC
Baixar livros Multidisciplinar
Baixar livros de Música
Baixar livros de Psicologia
Baixar livros de Química
Baixar livros de Saúde Coletiva
Baixar livros de Serviço Social
Baixar livros de Sociologia
Baixar livros de Teologia
Baixar livros de Trabalho
Baixar livros de Turismo