



UNIVERSIDADE  
ESTADUAL DE LONDRINA

---

MÁRCIO APARECIDO TARDIVO

**UMA APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA  
ESTIMAÇÃO DA ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA DE  
TRANSFORMADORES MONOFÁSICOS DE DISTRIBUIÇÃO  
IMERSOS EM LÍQUIDO ISOLANTE**

MÁRCIO APARECIDO TARDIVO

**UMA APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA  
ESTIMAÇÃO DA ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA DE  
TRANSFORMADORES MONOFÁSICOS DE DISTRIBUIÇÃO  
IMERSOS EM LÍQUIDO ISOLANTE**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina como parte dos Requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Engenharia Elétrica.  
Especialidade: Transformadores.

Orientador: Prof. Dr. Márcio Roberto Covacic.

Londrina  
2012

## Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)

T183a Tardivo, Márcio Aparecido.

Uma aplicação de redes neurais artificiais para estimação da elevação de temperatura de transformadores monofásicos de distribuição imersos em líquidos isolantes / Márcio Aparecido Tardivo. – Londrina, 2013.

105 f. : il.

Orientador: Márcio Roberto Covacic.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). – Universidade Estadual de Londrina, Centro de Ciências Exatas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2013.

Inclui bibliografia.

1. Transformador de distribuição – Teses. 2. Elevação de temperatura – Teses. 3. Modelo térmico – Teses. 4. Rede neural artificial – Teses I. Covacic, Márcio Roberto. II. Universidade Estadual de Londrina. Centro de Ciências Exatas. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU 621.314

MÁRCIO APARECIDO TARDIVO

**UMA APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA  
ESTIMAÇÃO DA ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA DE  
TRANSFORMADORES MONOFÁSICOS DE DISTRIBUIÇÃO  
IMERSOS EM LÍQUIDO ISOLANTE**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina como parte dos Requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr. Márcio Roberto Covacic  
Universidade Estadual de Londrina – UEL

---

Prof. Dr. Leonimer Flávio de Melo  
Universidade Estadual de Londrina – UEL

---

Prof. Dr. Márcio Mendonça  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná –  
UTFPR

Londrina, 13 de dezembro de 2012.

Dedico este trabalho a minha esposa  
Gladis, pelo amor, dedicação e apoio e  
aos meus filhos Henrique e João  
Pedro.

# Agradecimentos

Agradeço a Deus pelas oportunidades que me proporciona na vida, por iluminar os meus passos e me guiar para o caminho correto e por sua presença em tudo que me proponho a fazer.

Agradeço ao Prof. Dr. Márcio Roberto Covacic, meu orientador, pela paciência na condução deste trabalho e sobretudo pela sua amizade.

Ao Prof. Dr. Márcio Mendonça, pelo incentivo, atenção e apoio na condução deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Luiz Henrique Geromel pelo profissionalismo e apoio na condução deste trabalho.

Aos amigos Ayrton Aparecido Bardeja, Elton Jeser Diniz dos Santos e Saulo da Silva Ferraz Junior pelo incentivo e apoio na condução deste trabalho.

TARDIVO, Márcio Aparecido. **Uma aplicação de redes neurais artificiais para estimação da elevação de temperatura de transformadores monofásicos de distribuição imersos em líquido isolante.** 2012. 88 fls. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2012.

## RESUMO

Transformadores devem ser projetados e construídos de maneira a resistir aos limites de elevação de temperatura estabelecidos pela sua classe térmica. Esta característica é verificada por meio do ensaio de elevação de temperatura. Quando realizado em transformadores de distribuição imersos em líquido isolante, o ensaio de elevação de temperatura demanda um tempo de até doze horas para ser concluído. Conseqüentemente, isso dificulta a sua realização e onera o custo do equipamento. Para a solução deste problema, este trabalho propõe a aplicação de redes neurais artificiais como ferramenta para estimação da elevação de temperatura de transformadores monofásicos de distribuição imersos em líquido isolante a partir dos seus parâmetros geométricos e das suas perdas totais. A expectativa é que a sua implementação constitua uma importante ferramenta, não só para a otimização do ensaio de elevação de temperatura, mas que também minimize substancialmente o tempo necessário para sua execução. A escolha dessa ferramenta veio da capacidade que as redes neurais artificiais têm de assimilar conhecimento a partir de sua própria experiência e de generalizar soluções. Os resultados obtidos apresentam erros menores que 1%, quando comparados com o sistema convencional, comprovando sua utilização como alternativa na avaliação térmica de transformadores.

**Palavras-chave:** Transformador de distribuição. Ensaio de elevação de temperatura em transformador. Troca de calor em transformadores. Modelo térmico de transformador. Perda de vida útil de transformador. Rede neural artificial.

TARDIVO, Márcio Aparecido. **An application of artificial neural networks to estimate the temperature rise of single phase distribution transformers immersed in insulating liquid.** 2012. 88 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2012.

## **ABSTRACT**

Transformers should be designed and built to withstand the temperature limits established by their thermal class. This feature is verified by a temperature rise test. When performed on distribution transformers immersed in insulating liquid, the temperature rise test requires a time up to twelve hours to complete. Consequently, it hinders the test achievement and increases the cost of the equipment. To solve this problem, the present work proposes the application of artificial neural networks as a tool to estimate the temperature rise of single-phase distribution transformers immersed in insulating liquid from its geometric parameters and total losses. The expectation is that the implementation of this methodology constitutes an important tool, not just to optimize the testing temperature rise, but also to substantially minimize the time required for its execution. This tool was chosen due to its well known ability to assimilate knowledge from their own experience and generalize solutions. This work uses neural networks to estimate the temperature rise from the geometric parameters and total losses of the transformer. The results show a percentage of errors of less than 1% when compared with the conventional system, proving its utilization as an alternative thermal evaluation of transformers.

**Keywords:** Distribution transformer. Transformer temperature rise test. Transformer heat exchange. Transformer thermal model. Transformer Loss of life. Artificial neural network.

# Lista de Ilustrações

Figura 1: Curva típica perdas (W/kg) em função da densidade de fluxo (T) (Fonte: Aperam) .....	27
Figura 2: Curva típica corrente de excitação (VA/kg) em função da densidade de fluxo (T) (Fonte: Aperam) .....	30
Figura 3: Curvas “Rendimento x Carga” .....	34
Figura 4: Curva do rendimento de um transformador com a relação $PN / PE = 1$ .....	35
Figura 5: Transformador com radiador tipo tubular (Fonte: Romagnole).....	39
Figura 6: Transformador com radiador tipo aleta (Fonte: WEG).....	40
Figura 7: Transformador com radiador tipo painel corrugado (Fonte: Romagnole).....	41
Figura 8: Curva de expectativa de vida .....	43
Figura 9: Modelo simplificado da distribuição das temperaturas no transformador (CADAVID et al., 2008) .....	45
Figura 10: Ciclo de carga real (NBR 5416, 1997).....	47
Figura 11: Modelo geral do neurônio artificial (HAYKIN, 2008) .....	57
Figura 12: Função degrau .....	58
Figura 13: Função degrau bipolar.....	59
Figura 14: Função rampa .....	59
Figura 15: Função sigmóide .....	60
Figura 16: Função tangente hiperbólica .....	60
Figura 17: Rede neural artificial - Organização em camadas .....	61
Figura 18: Exemplo de redes Feedforward (camada única).....	62
Figura 19: Exemplo de Redes Feedforward (multicamada).....	63
Figura 20: Exemplo de redes recorrentes.....	63
Figura 21: Transformador sob ensaio de elevação de temperatura (Romagnole).....	77
Figura 22: Gráfico de elevação de temperatura do líquido isolante.....	77
Figura 23: Gráfico de extrapolação para as resistências TS .....	78
Figura 24: Gráfico de extrapolação para resistências TI .....	78
Figura 25: Sistema Proposto para a RNA.....	81

Figura 26: Arquitetura da rede Perceptron .....	82
Figura 27: Evolução do erro no processo de treinamento da RNA.....	83
Figura 28: Comparação da temperatura do topo do óleo .....	84
Figura 29: Comparação da temperatura do enrolamento de BT .....	84
Figura 30: Comparação da temperatura do enrolamento de AT .....	85

# Lista de Tabelas

Tabela 1: Valores de perdas, correntes de excitação e tensões de curto-circuito para transformadores monofásicos com tensões máximas de 15 Kv .....	31
Tabela 2: Valores de perdas, correntes de excitação e tensões de curto-circuito para transformadores trifásicos com tensões máximas de 15 kV .....	32
Tabela 3: Rendimentos típicos para transformadores monofásicos .....	33
Tabela 4: Rendimentos típicos para transformadores trifásicos .....	33
Tabela 5: Limites de elevação de temperatura.....	38
Tabela 6: Amostragem de transformadores para estudo .....	79
Tabela 7: Modelo de tabulação dos dados de ensaio e projeto dos transformadores .....	79
Tabela 8: Erros absolutos entre simulação computacional e ensaios laboratoriais .....	86

# Lista de Símbolos e Abreviaturas

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
COPEL	Companhia Paranaense de Energia
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i> (Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos)
NBR	Norma Brasileira
NTC	Norma Técnica Copel
RNAs	Redes Neurais Artificiais
$S_N$	Potência Nominal Aparente
$P_N$	Perdas no núcleo
$P_E$	Perdas nos enrolamentos
$P_T$	Perdas totais
$P_f$	Perdas por correntes de Foucault
$P_h$	Perdas por histerese
$k_1$ e $k_2$	Constantes que dependem do material do núcleo
$B_{rms}$	Densidade de fluxo magnético a tensão nominal r.m.s.
$B_{mp}$	Valor de pico da densidade de fluxo magnético
$I_0$	Corrente de excitação
$I_P$	Componente de perdas da corrente de excitação
$I_M$	Componente de magnetização da corrente de excitação
$V_N$	Tensão nominal
$\varphi_0$	Ângulo de defasagem entre $V_N$ e $I_0$
$\mathcal{R}$	Relutância do circuito magnético
$\phi$	Fluxo magnético que percorre o circuito
$N_E$	Número de espiras do enrolamento
$I$	Corrente elétrica
$I_1$	Corrente elétrica enrolamento primário
$I_2$	Corrente elétrica enrolamento secundário
$r_1$	Resistência ôhmica enrolamento primário
$r_2$	Resistência ôhmica enrolamento secundário
$P_1$	Potência de entrada (absorvida pelo primário)
$P_2$	Potência de saída (cedida pelo secundário)

$C_1, \dots, C_n$	Degraus de carga
$t_1, \dots, t_n$	Duração de cada degrau de carga
$T$	Temperatura absoluta em Kelvin
$\theta_e$	Temperatura do ponto mais quente dos enrolamentos em °C
$PV\%$	Perda de vida útil de um transformador ao longo de um período
$\Delta t$	Intervalo de tempo a que é submetida a isolação sólida de um transformador, com a temperatura do ponto mais quente constante, em horas
$P_o$	Perdas nominais em vazio, em W
$P_{cc}$	Perdas nominais em carga, em W
$K$	porcentagem de carga, em pu
$C$	capacidade térmica do transformador, em Watt-horas/°C
$e$	2.71828 (base do logaritmo natural)
$I_R$	corrente nominal
$K_i$	relação entre a carga inicial e a carga nominal, em pu
$K_U$	relação entre a carga de ponta e a carga nominal, em pu
$S$	potência aparente da carga em consideração, em kVA
$m$	expoente empírico usado no cálculo da elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento ( $\Delta\theta_H$ ).
$n$	expoente empírico usado no cálculo da elevação de temperatura do topo do óleo ( $\Delta\theta_{TO}$ ).
$P_{T,R}$	perda total sob carga nominal, em watts
$R$	relação entre as perdas em carga sob carga nominal e as perdas em vazio
$t$	duração da carga, em horas
$\theta$	temperatura, em °C
$\theta_A$	temperatura ambiente, em °C
$\theta_{A,R}$	temperatura ambiente durante a carga nominal, em °C
$\theta_H$	temperatura do ponto mais quente do enrolamento, em °C
$\theta_{H,R}$	temperatura do ponto mais quente do enrolamento sob carga nominal, em °C
$\theta_{H,U}$	temperatura final do ponto mais quente do enrolamento para a carga de ponta S, em °C
$\theta_{TO}$	temperatura do topo do óleo, em °C

$\Delta\theta_H$	elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo, em °C
$\Delta\theta_{H,i}$	elevação inicial de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo para $t = 0$ , em °C
$\Delta\theta_{H,R}$	elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo com carga nominal, em °C
$\Delta\theta_{H,U}$	elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo para a carga de ponta S, em °C
$\Delta\theta_{H/A,R}$	elevação de temperatura do enrolamento sobre o ambiente sob carga nominal, °C
$\Delta\theta_{TO}$	elevação de temperatura do óleo sobre a temperatura ambiente, em °C
$\Delta\theta_{TO,R}$	elevação de temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente sob carga nominal, em °C
$\Delta\theta_{TO,i}$	elevação inicial da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente, para $t = 0$ , em °C
$\Delta\theta_{TO,U}$	elevação final da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente para a carga de ponta S, em °C
$\tau_{TO}$	constante de tempo térmica do transformador, para qualquer carga S e para qualquer diferença de temperatura entre a elevação final e a inicial do topo do óleo
$\tau_{TO,R}$	constante de tempo térmica para carga nominal, começando com a elevação de temperatura inicial do topo do óleo de 0 °C sobre o ambiente, em horas
$\tau_W$	constante de tempo térmica do ponto mais quente do enrolamento, em horas
$\Delta\theta_{oleo}$	elevação de temperatura do topo do óleo obtida na memória de cálculo do transformador, em °C
$\Delta\theta_{TO,E}$	elevação de temperatura do topo do óleo extrapolada, obtida pela metodologia proposta neste trabalho, em °C
$x_1, x_2, \dots, x_p$	sinais de entrada do neurônio
$w_{k1}, \dots, w_{kp}$	pesos sinápticos do neurônio $k$
$g(u_k)$	função de ativação do neurônio $k$
$y_k$	saída do neurônio $k$

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	16
1.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	17
1.2	OBJETIVO .....	19
1.2.1	Principal .....	19
1.2.2	Secundário .....	20
1.2.3	Justificativa.....	20
1.2.4	Metodologia.....	21
1.2.5	Organização da Dissertação .....	21
<b>2</b>	<b>ANÁLISE TEÓRICA DE TRANSFORMADORES</b> .....	23
2.1	INTRODUÇÃO.....	23
2.2	TRANSFORMADOR PARA REDES AÉREAS DE DISTRIBUIÇÃO .....	23
2.3	CARACTERÍSTICAS NOMINAIS .....	24
2.4	PERDAS, CORRENTE DE EXCITAÇÃO, IMPEDÂNCIA E RENDIMENTO.....	24
2.4.1	Perdas no núcleo (ou em vazio).....	25
2.4.2	Perdas nos enrolamentos (ou em carga) .....	28
2.4.3	Corrente de excitação .....	29
2.4.4	Impedância.....	31
2.4.5	Rendimento.....	32
2.5	TEMPERATURA .....	36
2.5.1	Classificação dos métodos de resfriamento.....	37
2.5.2	Limites de elevação de temperatura .....	38
2.5.3	Sistemas de refrigeração .....	38
<b>3</b>	<b>ANÁLISE DA VIDA ÚTIL, CARREGAMENTO E ANÁLISE TÉRMICA</b> .....	42
3.1	INTRODUÇÃO.....	42
3.2	MODELO TÉRMICO DO TRANSFORMADOR .....	44
3.3	CÁLCULO DAS TEMPERATURAS .....	46
3.3.1	Ciclos de carga .....	46
3.3.2	Cálculo da temperatura de transformadores sob aplicação de carga .....	48

3.3.3	Componentes da temperatura.....	49
3.3.4	Elevação da temperatura do óleo sobre a temperatura ambiente .....	49
3.3.5	Constante térmica do óleo .....	51
3.3.6	Elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento .....	52
<b>4</b>	<b>REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....</b>	<b>54</b>
4.1	INTRODUÇÃO.....	54
4.2	TOPOLOGIA DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS .....	56
4.2.1	Funções de Ativação.....	58
4.2.2	Camadas.....	60
4.2.3	Arquitetura.....	61
4.3	PROCESSOS DE TREINAMENTO E ASPECTOS DE APRENDIZADO DE RNAS.....	63
4.3.1	Aprendizado .....	64
4.4	REDES PERCEPTRONS MULTICAMADAS (MLP) .....	68
4.5	APRENDIZADO DE REDES PERCEPTRONS .....	69
4.5.1	Backpropagation .....	69
4.5.2	Método de Levenberg-Marquardt.....	70
4.6	APLICAÇÃO DO PROCESSO DE DESENVOLVIMENTO DE RNAS .....	71
4.6.1	Coleta de dados .....	71
4.6.2	Separação em conjuntos.....	71
4.6.3	Configuração da rede.....	72
4.6.4	Treinamento .....	72
4.6.5	Teste e validação .....	73
<b>5</b>	<b>APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS RELACIONADAS COM ESTIMAÇÃO DA TEMPERATURA.....</b>	<b>74</b>
5.1	INTRODUÇÃO.....	74
5.2	ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA .....	75
5.2.1	Introdução .....	75
5.2.2	Procedimento de ensaio.....	76
5.3	LEVANTAMENTO DO BANCO DE DADOS.....	79

5.4	MODELAGEM DA REDE NEURAL .....	80
5.5	RESULTADOS E ANÁLISES .....	83
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>87</b>
6.1	FUTUROS TRABALHOS .....	88
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>89</b>
	<b>APÊNDICES</b> .....	<b>93</b>
	<b>APÊNDICE A</b> - Publicações .....	<b>94</b>
	<b>APÊNDICE B</b> - Exemplo Relatório de Elevação de Temperatura .....	<b>95</b>
	<b>APÊNDICE C</b> - Modelo de Certificado de Calibração de Instrumento .....	<b>101</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Os transformadores são máquinas estáticas que têm a função de transmitir, mediante um campo eletromagnético alternado, a energia elétrica de um sistema, com determinada tensão, para outro sistema com a tensão desejada (RAS, 1994).

Em todo sistema elétrico de potência, os transformadores são a última fase para a utilização da energia elétrica em alta ou baixa tensão. Os transformadores de distribuição imersos em líquido isolante podem ser classificados em quatro tipos: pedestal, subestação, submersível e poste. Dentre estes, o tipo poste é o mais comumente utilizado nos sistemas de distribuição (PÉREZ, 2001).

Um dos fatores limitantes da capacidade de um transformador é a temperatura máxima admissível no interior dos enrolamentos e no líquido isolante. Um valor excessivo da primeira produz a carbonização lenta dos materiais isolantes em contato com os condutores e, o líquido isolante, aquecido longo tempo acima de certos limites se decompõe formando sobre os enrolamentos depósitos de reação ácida que, por sua vez, impedem a dissipação do calor e elevam consideravelmente a temperatura interna (MARTÍN, 1969).

Portanto, a operação de um transformador imerso em líquido isolante está relacionada com o calor produzido pelo núcleo e pelos enrolamentos, o qual se transfere para o líquido isolante e deste para o meio ambiente através do tanque e dos radiadores de refrigeração. A capacidade para dissipar este calor determina os critérios básicos para os limites de carga e vida útil de um transformador (SUSA, 2005).

Basicamente, a vida útil do transformador é determinada pela degradação do isolamento dielétrico. O processo de degradação do isolamento depende de fatores tais como umidade, oxigênio e ácidos presentes no líquido isolante, além da temperatura. Um bom sistema de secagem da parte ativa, tratamento do líquido isolante e enchimento sob vácuo permitem reduzir a influência da umidade e do oxigênio, ou seja, mantendo-se sob controle a ação destes contaminantes, o envelhecimento da celulose é predominantemente térmico e cumulativo (ARSHAD; ISLAM;

KHALIQ, 2004).

Deste modo, os transformadores devem ser projetados e construídos de modo a manter os limites de temperatura prescritos em normas e atenderem às necessidades específicas de sua utilização (FINOCCHIO, 2010).

### 1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Vários artigos relacionados com o tema desta dissertação foram consultados e os relacionados abaixo em muito contribuíram para este trabalho.

WANG; BUTLER (2001), aplicaram Redes Neurais Artificiais (RNA) no modelamento dos efeitos de curto-circuito nos enrolamentos de transformadores de distribuição, através de um banco de dados formado por simulação de diversos tipos de falhas e utilizando algoritmo Backpropagation para treinamento da rede, cuja entrada é o tipo de falha e cuja saída é a causa da falha.

FREITAS; SILVA; SOUZA (2002), aplicaram RNA na estimação da temperatura interna de transformadores de distribuição imersos em óleo. Os sinais de temperatura ambiente e de carregamento de transformadores imersos em óleo são aplicados a uma arquitetura de rede neural do tipo Perceptron, com treinamento através do algoritmo de retropropagação denominado “Resilient Propagation” com o objetivo de estimar a temperatura interna destes transformadores.

GEROMEL (2003), aplicou RNA na aplicação de sistemas inteligentes em projetos de transformadores de potência. Foram utilizadas cinco arquiteturas de redes integradas entre elas, com as funções de escolha dos parâmetros iniciais de projeto – RNA1, cálculo das perdas específicas no núcleo – RNA2, cálculo das perdas suplementares nos enrolamentos – RNA3, cálculo do fator  $K_r$  – RNA4 e cálculo das temperaturas internas – RNA5. As taxas de erro obtidas ao final dos treinamentos, ficaram restritas a valores muito pequenos.

SOUZA et al. (2004), aplicou RNA para melhorar a eficiência de transformadores de distribuição relacionada ao processo de fabricação, com a rede atuando como um identificador de características estruturais sobre o processo de perdas elétricas.

ARANTES (2005), aplicou RNA no diagnóstico de falhas em transformadores de potência pela análise de gases dissolvidos em óleo através de redes neurais, utilizando algoritmo Backpropagation para treinamento da rede, cujas entradas são vetores com as concentrações dos cinco gases chave precursores de falhas em transformadores, H<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> e C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> em ppm, e como saídas os tipos de faltas que as entradas podem resultar, ou seja, faltas térmicas ou sobreaquecimento, descargas parciais, arco elétrico, ou ainda faltas não identificadas, além da saída normal - caso os dados de entrada não impliquem em falha no transformador.

FINOCCHIO (2010), aplicou RNA na determinação da temperatura de enrolamentos de transformadores a seco e suas perdas totais baseado em redes neurais artificiais, utilizando três redes neurais para avaliação da temperatura a partir dos parâmetros geométricos do transformador, bem como a avaliação das perdas a vazio e a curto-circuito, obtendo resultados com erros menores que 1%. A rede para estimação da elevação de temperatura do enrolamento, com arquitetura do tipo Perceptron, utilizou como entrada a seção dos condutores, a espessura das camadas da bobina, o número de canais de óleo e as perdas elétricas, tendo com saída a elevação de temperatura do enrolamento.

Assuntos relacionados a especificação, construção, aplicação de cargas e ensaios de transformadores são tratados pelas normas técnicas Associação Brasileira de Normas Técnicas - ABNT NBR 5416 (1997); ABNT NBR 5356-1 (2007); ABNT NBR 5356-2 (2007); ABNT NBR 5440 (2011); Companhia Paranaense de Energia - COPEL NTC 810027 (2012); IEC 60076-2 (1997); *Institute of Electrical and Electronics Engineers* - IEEE Std C57.91, 1995 e IEEE Std C57.119 (2001).

Assuntos relacionados a teoria, construção e ensaios de transformadores também são citados por FRANKLIN; FRANKLIN (1983); HARLOW (2004); JORDÃO (2008); KULKARNI; KHAPARDE (2004); MARTÍN (1969); ARSHAD; ISLAM; KHALIQ (2004); MONIZ (2007); OLIVEIRA; COGO; ABREU (2003); PÉREZ (2001); RAS (1994) e WINDERS JUNIOR (2002).

Assuntos relacionados ao modelamento e simulações de transformadores são citados por A. ELMOUDI (2008); HARITHA; RAO; AMIT (2010) e SUSA (2005).

Assuntos relacionados ao comportamento térmico de transformadores também são citados por CADAVID et al. (2008); JESUS et al. (2006) e LESIEUTRE; HAGMAN; KIRTLEY (1996).

Assuntos relacionados a teoria de redes neurais artificiais também são citados por BRAGA (2000); HAYKIN (2008); SILVA; SPATTI; FLAUZINO (2010); STEVENSON (1986) e TATIBANA; KAETSU (2001).

Assuntos relacionados a utilização de redes neurais para estimação de grandezas de transformadores também são citados por BATISTELA (2000); CONTATORI; ROSSI (2005); DELAIBA (1997) e HAGAN; MENHAJ (1994).

## 1.2 OBJETIVO

### 1.2.1 Principal

O ensaio de elevação de temperatura do transformador deve demonstrar que o sistema de resfriamento permite dissipar as perdas totais máximas em qualquer derivação, e que a elevação de temperatura acima do ambiente de qualquer enrolamento, em qualquer derivação, não excede o valor máximo especificado (ABNT NBR 5356-1, 2007). Os limites de elevação de temperatura do óleo e dos enrolamentos e o método de ensaio são especificados nas normas ABNT NBR 5356-2 (2007) e ABNT NBR 5440 (2011). A duração média do ensaio de elevação de temperatura de um transformador de distribuição refrigerado a óleo é de 12 horas.

O objetivo principal deste trabalho é o treinamento e a validação de uma rede neural artificial (RNA) que possa estimar a temperatura dos enrolamentos e do topo do óleo de um transformador monofásico de distribuição imerso em óleo a partir das suas características geométricas e das leituras dos ensaios de perdas em vazio e perdas em carga. A expectativa é que a sua implementação constitua uma

importante ferramenta, não apenas para a redução dos custos do ensaio, mas também para minimizar substancialmente o tempo necessário para a sua execução.

Este trabalho não espera substituir o procedimento de ensaio de elevação de temperatura normalizado, no qual se obtém o valor exato da elevação de temperatura, mas sim identificar se um determinado transformador atende aos requisitos da elevação de temperatura do topo do óleo utilizando seus dados geométricos e os valores perdas obtidas nos ensaios.

### 1.2.2 Secundário

Analisar o comportamento da vida útil dos transformadores diante dos valores das cargas aplicadas.

### 1.2.3 Justificativa

O Ensaio de Elevação de Temperatura é classificado como Ensaio de Tipo (ABNT NBR 5336-1, 2007). Ensaio de Tipo são realizados em uma unidade retirada das primeiras unidades construídas de cada lote, para verificação de determinadas características de projeto e do material (COPEL NTC 810027, 2010). Diante disto, a cada novo projeto, faz-se necessária a realização do ensaio de elevação de temperatura para aprovação deste projeto. Posteriormente, a cada fornecimento, o ensaio é repetido mediante supervisão das concessionárias na primeira entrega de cada ordem de compra. Entretanto, as concessionárias têm incluído em suas especificações este ensaio como de recebimento, exigindo a sua realização em todas as entregas (lotes) de uma ordem de compra. Considerando que um ensaio de Elevação de Temperatura demanda em média doze horas para a sua realização, um método alternativo que permita reduzir o tempo necessário para aprovação prévia dos transformadores, evitaria a saturação da capacidade dos laboratórios dos fabricantes, atraso nas liberações e entrega dos lotes e redução de custo de ensaio.

#### 1.2.4 Metodologia

A aplicação de redes neurais como ferramenta é a proposta de metodologia deste trabalho. Uma das grandes propriedades das redes neurais é a capacidade de aprender por intermédio de um método de treinamento, extraindo o relacionamento entre as diversas variáveis que compõe a aplicação. O aprendizado ocorre após o processo de treinamento da rede, quando essa é capaz de generalizar o conhecimento adquirido (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

A metodologia proposta neste trabalho para determinação das temperaturas dos enrolamentos e do topo do óleo segue as seguintes etapas:

- Realização de ensaios de Elevação de Temperatura em uma série de transformadores monofásicos com potências de 5, 10, 15, 25, 37.5, 50 e 100 kVA;
- Tabulação dos parâmetros geométricos dos transformadores ensaiados;
- Treinamento de uma rede neural artificial com os parâmetros levantados.

#### 1.2.5 Organização da Dissertação

Esta dissertação é dividida em seis capítulos, divididos da seguinte forma.

O capítulo 1 apresenta uma breve revisão bibliográfica sobre o tema, e os objetivos deste trabalho.

O capítulo 2 apresenta as principais características dos transformadores para redes aéreas de distribuição. Traz informações referentes às características nominais, perdas padronizadas e rendimento. Procura também fundamentar a importância dos materiais empregados no projeto, bem como trazer informações sobre o carregamento, elevação de temperatura e métodos de resfriamento.

O capítulo 3 faz uma análise da perda de vida útil do transformador em função do carregamento, fundamentada na teoria de Arrhenius, apresenta um

modelo térmico do transformador e comportamento das temperaturas e apresenta um método de cálculo da temperatura do transformador sob a aplicação de carga ao longo de um período.

O capítulo 4 faz uma introdução a redes neurais artificiais, RNA's. Apresenta as fundamentações necessárias a sua aplicação, abordando os seus modelos, as arquiteturas e as técnicas de treinamento e os principais aspectos da sua aplicação. Apresenta os aspectos das redes neurais artificiais que possibilitem, mesmo ao leitor pouco familiarizado com o tema, uma boa compreensão da sua aplicação no desenvolvimento deste trabalho.

O capítulo 5 apresenta a metodologia do projeto. Traz informações sobre o procedimento normalizado para execução do ensaio de elevação de temperatura. Detalha os procedimentos adotados para a formação do banco de dados de ensaios de elevação de temperatura objeto do estudo, e os procedimentos de cálculo utilizados e a implementação da rede neural artificial.

O capítulo 6 traz as conclusões deste trabalho, comentando os resultados obtidos, juntamente com sugestões de continuidade desta linha de pesquisa e de trabalhos futuros.

## 2 ANÁLISE TEÓRICA DE TRANSFORMADORES

### 2.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo faz uma rápida menção aos fundamentos aplicados nos transformadores para redes aéreas de distribuição, tais como, definição, características nominais, conceitos de perdas em vazio e em carga, corrente de excitação, impedância, rendimento e temperatura.

### 2.2 TRANSFORMADOR PARA REDES AÉREAS DE DISTRIBUIÇÃO

Transformadores são equipamentos elétricos estáticos que por indução eletromagnética transformam níveis de tensão e corrente alternadas entre dois ou mais enrolamentos isolados eletricamente, sem mudança de frequência (KULKARNI; KHAPARDE, 2004).

Os transformadores, com sua característica de permitir a ligação de circuitos com diferentes tensões, são de fundamental importância para a transmissão e distribuição de energia elétrica em corrente alternada.

Os transformadores para redes aéreas de distribuição têm por finalidade principal a transferência de energia elétrica em níveis diferentes de tensão e de corrente. Eles são geralmente empregados na transmissão e na distribuição de energia elétrica urbana e rural. Estes equipamentos devem ser projetados e construídos de modo a respeitarem os limites estabelecidos em normas e atenderem às necessidades específicas de sua utilização. Considerando-se a necessidade de disponibilizar ao mercado equipamentos mais eficientes e com custos cada vez mais competitivos, faz-se necessário um profundo conhecimento, por parte do fabricante, dos parâmetros que compõem os custos e o rendimento do equipamento.

Considerando a importância dos transformadores nos sistemas elétricos de distribuição, visto que os mesmos encontram-se entre os sistemas de potência e as cargas, é de suma importância que eles operem com temperaturas dentro de seus limites térmicos para manter a confiabilidade do sistema e não acarretar em perda de vida útil.

Quando são contabilizados os custos de um equipamento, além daqueles referentes à sua fabricação (material, mão de obra, maquinário, estrutura de comercialização, etc), são considerados também os custos referentes à instalação, à manutenção, ao consumo de energia (rendimento) e ao tempo de vida útil do equipamento.

Os transformadores para redes aéreas de distribuição são construídos conforme características definidas em especificações técnicas. No Brasil, eles são construídos conforme especificado na norma ABNT NBR 5440 (2011).

### 2.3 CARACTERÍSTICAS NOMINAIS

As características nominais de um transformador referem-se ao conjunto de valores nominais atribuídos às grandezas que definem o seu funcionamento, nas condições especificadas na respectiva norma, e que servem de base às garantias do fabricante e aos ensaios, ou seja, fornecendo a corrente para a qual ele foi dimensionado na condição de carga constante, sem exceder os limites de perdas e elevação de temperatura. A potência nominal aparente ( $S_N$ ), base para o projeto do transformador, é determinada pelo valor da corrente que circula pelo enrolamento sob tensão nominal. Em transformadores com derivações de tensão, a potência nominal deve ser considerada para a condição de menor tensão (tap crítico), onde ocorre a situação de maiores perdas. O sistema de refrigeração deve ser dimensionado para esta condição de serviço (ABNT NBR 5440, 2011).

### 2.4 PERDAS, CORRENTE DE EXCITAÇÃO, IMPEDÂNCIA E RENDIMENTO

Como mencionado anteriormente, os transformadores são máquinas estáticas que têm a função de transmitir, mediante um campo eletromagnético alterado, a energia elétrica de um sistema, com determinada tensão, para outro sistema com a tensão desejada (RAS, 1994). Deste processo resultam perdas inerentes de energia que são dissipadas de forma térmica. Basicamente, as perdas nos transformadores podem ser classificadas em dois tipos: perdas magnéticas ou em vazio, no núcleo ( $P_N$ ) e perdas por efeito Joule ou em carga, nos enrolamentos ( $P_E$ ).

Desta forma, as perdas totais ( $P_T$ ) do transformador podem ser expressas na sua forma reduzida pela expressão abaixo:

$$P_T = P_N + P_E \quad (2.1)$$

onde:

$P_T$  são as perdas totais [W]

$P_N$  são as perdas no núcleo [W]

$P_E$  são as perdas nos enrolamentos [W]

#### 2.4.1 Perdas no núcleo (ou em vazio)

Quando uma tensão é aplicada para excitar um dos enrolamentos do transformador, uma corrente de magnetização flui através deste enrolamento. Esta corrente produz o fluxo no núcleo. A circulação do fluxo no circuito magnético é análoga à circulação de corrente no circuito elétrico (HARLOW, 2004).

Quando o fluxo magnético flui pelo núcleo de aço, ocorrem perdas no aço. Estas perdas possuem duas componentes, chamadas de perdas por “histerese” e perdas por correntes de “Foucault”. As perdas por histerese são causadas pelo ciclo reverso do fluxo no circuito magnético e podem ser reduzidas pelo controle metalúrgico da fabricação das chapas. Perdas Foucault são causadas por correntes parasitas que circulam dentro das chapas de aço induzidas pela circulação do fluxo magnético perpendicular à largura da chapa, e pode ser controlada pela redução da espessura das chapas ou pela aplicação de isolamento entre elas (HARLOW, 2004).

Portanto, as perdas no núcleo são determinadas pelo fluxo estabelecido no circuito magnético e são constantes em uma dada tensão para cada transformador. Elas surgem sempre que o transformador é energizado e praticamente independem da carga que está sendo alimentada. As características construtivas do equipamento e as propriedades magnéticas das ligas de aço-silício interferem no resultado das perdas no núcleo (FRANKLIN; FRANKLIN, 1983).

A histerese magnética é um fenômeno não linear no qual a resposta

a um campo magnético numa direção é diferente da resposta ao mesmo campo aplicado numa direção oposta. As perdas por histerese são diretamente proporcionais à frequência e aproximadamente ao quadrado da densidade de fluxo magnético (indução de Steinmetz).

O aparecimento das correntes parasitas no núcleo é explicado pela lei de Faraday. Sendo essas correntes responsáveis pelas perdas por efeito Joule no núcleo, os seus efeitos podem ser minimizados. As perdas Foucault são diretamente proporcionais ao quadrado da frequência, da indução magnética e da espessura das chapas.

As perdas Foucault ( $P_f$ ) e por histerese ( $P_h$ ) podem ser expressas como segue (KULKARNI; KHAPARDE, 2004):

$$P_f = k_1 f^2 t^2 B_{rms}^2 \quad (2.2)$$

$$P_h = k_2 f B_{mp}^n \quad (2.3)$$

onde:

$k_1$  e  $k_2$  são constantes que dependem do material do núcleo

$t$  é a espessura da lâmina de aço magnético do núcleo [mm]

$f$  é a frequência [Hz]

$B_{rms}$  é a densidade de fluxo a tensão nominal r.m.s. [T]

$B_{mp}$  é o valor de pico da densidade de fluxo [T]

$n$  é o coeficiente de *Steinmetz*, com valores típicos entre 1,6 e 2,0

Assim, as perdas no núcleo serão dadas por:

$$P_N = P_f + P_h \quad (2.4)$$

onde:

$P_N$  são as perdas no núcleo [W]

$P_f$  são as perdas por correntes de Foucault [W], dadas em (2.2)

$P_h$  são as perdas por histerese [W], dadas em (2.3)

Em termos práticos, devido ao número de variáveis envolvidas, o uso analítico da fórmula torna-se um tanto complexo no que tange à realização das operações. De modo a resolver tal problema, essas perdas são fornecidas pelos fabricantes de aço silício por gráficos. Tais gráficos apresentam as perdas ( $P_N$  - em W/kg) em função da indução magnética ( $B$ ), mantendo-se a frequência e a espessura do material como constantes (OLIVEIRA; COGO; ABREU, 2003). Exemplo deste tipo de gráfico é indicado na Figura 1 (Catálogo Aperam, 2012).

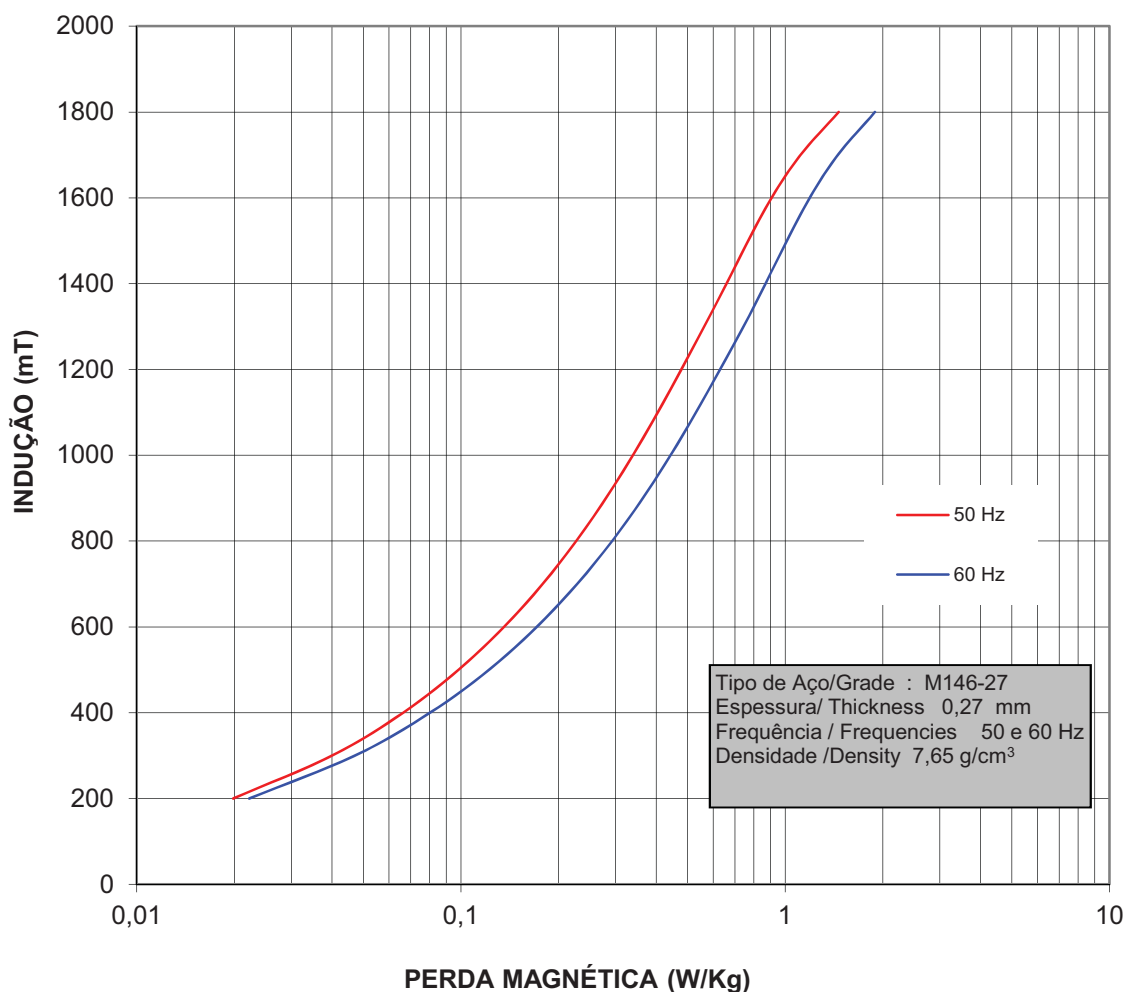


Figura 1 – Curva típica perdas (W/kg) em função da densidade de fluxo (T) (Fonte: Aperam)

#### 2.4.2 Perdas nos enrolamentos (ou em carga)

As perdas nos enrolamentos de um transformador consistem das perdas devido a resistência ôhmica dos enrolamentos ( $Rl^2$ ) e das perdas adicionais. As perdas ôhmicas correspondem às perdas decorrentes da corrente de carga (efeito Joule). Elas são proporcionais à resistividade do material condutor e ao quadrado das correntes elétricas que circulam pelos enrolamentos. Portanto, ao contrário das perdas no núcleo, as perdas nos enrolamentos dependem da carga que está sendo alimentada pelo transformador (KULKARNI; KHAPARDE, 2004).

As perdas adicionais, geralmente conhecidas como perdas suplementares, correspondem a todas as perdas devidas aos fenômenos não contemplados no cálculo das perdas ôhmicas (WINDERS JUNIOR, 2002). Estas perdas decorrem principalmente das correntes parasitas nos condutores.

Quando os enrolamentos dos transformadores são percorridos por uma corrente alternada, cada condutor do enrolamento é cortado pelo campo eletromagnético alternado cuja intensidade é diretamente proporcional à magnitude dessa corrente (MONIZ, 2007).

Portanto, cada condutor metálico envolvido pelo fluxo magnético fica sujeito a uma tensão induzida responsável pelo fluxo de corrente parasita e, conseqüentemente, pela perda por efeito Joule desta corrente no enrolamento do transformador ocasionando uma elevação de temperatura adicional aos enrolamentos (MONIZ, 2007).

A perda por correntes parasitas nos enrolamentos é proporcional ao quadrado da corrente de carga que a produziu e ao quadrado da frequência da corrente alternada (MONIZ, 2007).

Na determinação das perdas nos enrolamentos, que são por efeito Joule, e tendo em vista que elas dependem da carga elétrica alimentada pelo transformador, sugere-se a necessidade de se estabelecer um certo ponto de funcionamento para determinação de  $r_1 I_1^2 + r_2 I_2^2$ , respectivamente, perdas nos enrolamentos primário e secundário. Tal ponto é fixado como o correspondente ao funcionamento nominal do transformador (OLIVEIRA; COGO; ABREU, 2003).

### 2.4.3 Corrente de excitação

Corrente de excitação é a corrente que percorre um terminal de linha de um enrolamento, sob tensão alternada, com os terminais dos outros enrolamentos em aberto, ou seja, é a corrente que circula pelos condutores dos enrolamentos do transformador quando ele está energizado, mesmo operando sem carga. Normalmente é expressa em percentagem da corrente nominal do enrolamento.

Considerando que a corrente de excitação ( $I_0$ ) tem por função o estabelecimento do fluxo magnético e o suprimento das perdas em vazio, a mesma pode ser decomposta em uma componente ativa ( $I_P$ ), responsável pelas perdas no núcleo, e uma componente reativa ( $I_M$ ), responsável pela produção do fluxo magnético principal (OLIVEIRA; COGO; ABREU, 2003). Estas componentes são representadas pelas expressões (2.5), (2.6) e (2.7), onde  $\varphi_0$  representa o ângulo de defasagem aproximado entre a tensão ( $V_N$ ) aplicada ao enrolamento e  $I_0$ .

$$I_P = I_0 \cos \varphi_0 \quad (2.5)$$

$$I_M = I_0 \sin \varphi_0 \quad (2.6)$$

$$I_0 = \sqrt{I_P^2 + I_M^2} \quad (2.7)$$

Considerando que  $I_P$  é muito menor que  $I_M$ , para efeito de simplificação, este pode ser desprezado na expressão (2.7) e  $I_M$  pode ser obtido através da expressão (2.8):

$$I_M \cong I_0 \cong \frac{\mathfrak{R} \phi}{N_E} \quad (2.8)$$

onde:

$\mathfrak{R}$  é a relutância do circuito magnético

$\phi$  é o fluxo magnético que percorre o circuito

$N_E$  é o número de espiras do enrolamento

Observando-se a equação (2.8), conclui-se que, obrigatoriamente, a componente de magnetização da corrente de excitação não é senoidal, o que resulta numa forma de onda não senoidal também para a corrente de excitação (WINDERS JUNIOR, 2002).

Quando um transformador é conectado à rede, uma grande corrente transitória de magnetização é observada. Tal fenômeno, caracterizado pela corrente de inrush foi observado por Fleming em 1892 (BATISTELA, 2000). A amplitude desta corrente depende da intensidade e polaridade do fluxo residual e do ponto do ciclo de tensão no qual acontece a conexão do transformador com a rede de energia. Essa corrente que em pequenos transformadores tem duração de alguns ciclos, pode atingir até vários ciclos em transformadores maiores (GEROMEL, 2003).

Assim como no caso das perdas, em termos práticos, os fabricantes de aço silício fornecem gráficos que apresentam parâmetros para cálculo da corrente de excitação (VA/kg) em função da indução magnética (B). Exemplo deste gráfico é indicado na Figura 2 (Catálogo Aperam, 2012).

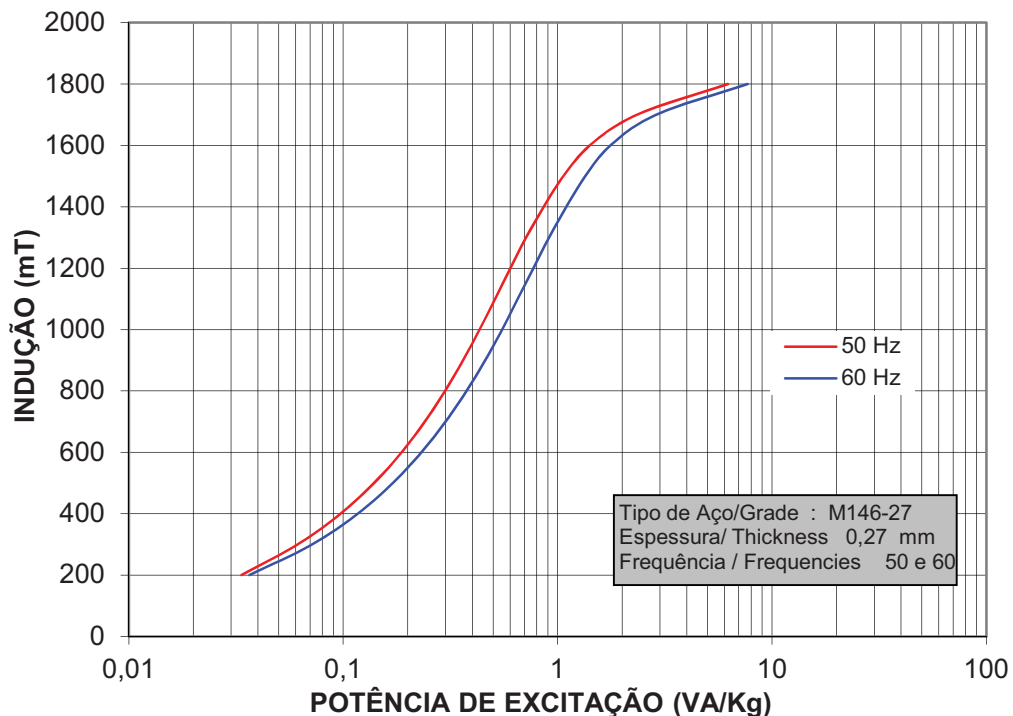


Figura 2 – Curva típica corrente de excitação (VA/kg) em função da densidade de fluxo (T) (Fonte: Aperam)

#### 2.4.4 Impedância

A impedância de curto-circuito ou tensão de curto-circuito como também é conhecida, geralmente é expressa em porcentagem, tendo como base a tensão nominal do enrolamento. Ela é obtida entre os terminais, quando circula neste enrolamento, sob frequência nominal, uma corrente correspondente à nominal.

Também pode ser obtida a partir de ensaios em laboratório, nos quais se simulam as condições nominais de operação. A impedância  $Z_0$  pode ser expressa como mostra a equação (2.9), onde  $V_{CC}$  é a tensão de curto-circuito (tensão de alimentação que faz circular corrente nominal, quando os terminais do outro enrolamento estão curto circuitados) e  $V_N$  representa a tensão nominal.

$$Z_0 = \frac{V_{CC}}{V_N} .100 \quad (2.9)$$

Tabela 1 e a Tabela 2 apresentam exemplos dos valores limites estabelecidos pela norma ABNT NBR 5440 (2011), para os parâmetros impedância de curto-circuito, corrente de excitação e perdas com o transformador operando em vazio e sob carga nominal.

**Tabela 1** - Valores de perdas, correntes de excitação e tensões de curto-circuito para transformadores monofásicos com tensões máximas de 15 kV

Potência nominal kVA	Perdas em vazio W	Perdas totais W	Corrente de excitação %	Tensão de curto-circuito %
5	35	140	3,4	2,5
10	50	245	2,7	
15	65	330	2,4	
25	90	480	2,2	
37,5	135	665	2,1	
50	165	780	2,0	
75	205	1110	1,9	
100	255	1445	1,8	

**Tabela 2** - Valores de perdas, correntes de excitação e tensões de curto-circuito para transformadores trifásicos com tensões máximas de 15 kV

Potência nominal kVA	Perdas em vazio W	Perdas to- tais W	Corrente de excitação %	Tensão de curto-circuito %
15	85	410	4,0	3,5
30	150	695	3,6	
45	195	945	3,2	
75	295	1395	2,7	
112,5	390	1890	2,5	
150	485	2335	2,3	
225	650	3260	2,1	4,5
300	810	4060	1,9	

#### 2.4.5 Rendimento

Como já visto, os transformadores normalmente têm como finalidade transferir energia elétrica entre dois ou mais circuitos, separados eletricamente e com níveis de tensão diferentes. Por outro lado, essa transferência de energia não é ideal, já que desse processo resultam perdas de energia, que, por sua vez, são dissipadas na forma de calor. As perdas em transformadores classificam-se, basicamente, em dois tipos: perdas por efeito Joule nos enrolamentos ( $P_E$ ) e perdas magnéticas no núcleo ( $P_N$ )

As perdas magnéticas no núcleo se dividem em perdas por histere-se, que são aquelas causadas pela inversão dos domínios magnéticos no material do núcleo, e as perdas por correntes de Foucault, que são induzidas pelos campos magnéticos alternados que atravessam o núcleo (DELAIBA, 1997).

Por outro lado, as perdas em carga nos enrolamentos se dividem em perdas por efeito Joule ( $R I^2$ ) e perdas suplementares. As perdas suplementares são devidas à dispersão do fluxo magnético nos enrolamentos, núcleo e partes metálicas do transformador. Essas perdas podem ser divididas em perdas por correntes parasitas nos enrolamentos e perdas suplementares nas demais partes do transformador.

Portanto, o rendimento de um transformador, em carga, é dado pela equação (2.10) (RAS, 1994):

$$\eta = \frac{P_2}{P_1} = \frac{P_2}{P_2 + P_N + P_E} \quad (2.10)$$

onde:

$P_1$  é a potência de entrada (absorvida pelo primário)

$P_2$  é a potência de saída (cedida pelo secundário)

$P_N$  são as perdas no núcleo

$P_E$  são as perdas nos enrolamentos

Transformadores geralmente possuem rendimento elevado, devido às baixas perdas em relação à potência elétrica nominal. A Tabela 3 e a Tabela 4 trazem valores típicos de rendimento para transformadores de distribuição para redes aéreas de distribuição monofásicos e trifásicos classe 15 kV, expressos em porcentagem (%), nas condições de 50% e 100% de carregamento, com fator de potência unitário ( $\cos \varphi = 1$ ), e perdas conforme Tabela 1 e Tabela 2.

**Tabela 3** – Rendimentos típicos para transformadores monofásicos

Carga (pu)	Potência (kVA)							
	5	10	15	25	37,5	50	75	100
0,5	97,61	98,06	98,28	98,52	98,59	98,74	98,96	98,91
1,0	97,28	97,61	97,85	98,12	98,26	98,46	98,54	98,58

**Tabela 4** – Rendimentos típicos para transformadores trifásicos

Carga (pu)	Potência (kVA)							
	15	30	45	75	112,5	150	225	300
0,5	97,83	98,13	98,33	98,5	98,66	98,75	98,86	98,93
1,0	97,34	98,01	97,94	98,17	98,35	98,47	98,57	98,66

O regime de funcionamento dos transformadores para redes aéreas de distribuição pode oscilar entre operação em vazio, operação com carga nominal, e até mesmo em sobrecarga, sendo que, geralmente, na maior parte do tempo muitos operam com uma carga bastante reduzida. Diferentemente das perdas nos enrolamentos, que variam com o valor da carga, as perdas magnéticas no núcleo praticamente independem da carga aplicada ao transformador. Considerando o exposto e o fato de os transformadores estarem permanentemente submetidos à tensão (energizados), evidencia-se a importância das perdas magnéticas restringirem-se a valores muito reduzidos, para que rendimentos melhores sejam obtidos com o equipamento operando sob, aproximadamente, 50% de sua carga nominal. Porém, dependendo da aplicação destinada ao equipamento, pode ser conveniente que o rendimento máximo ocorra em outro ponto da curva “rendimento x carga”. A Figura 3 mostra um gráfico com três exemplos de curvas do tipo “rendimento x carga”, onde  $W(\text{vazio}) / W(\text{carga})$  é a relação entre as perdas no transformador operando em vazio e em carga plena (GEROMEL, 2003).

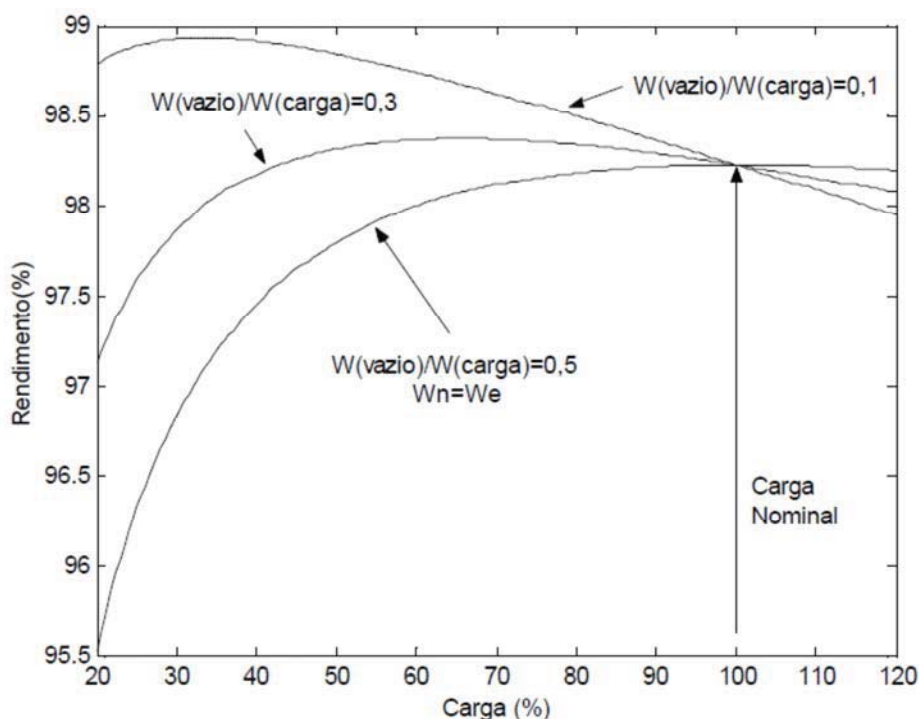


Figura 3 – Curvas “Rendimento x Carga”

Basicamente, nesse tipo de curvas, o valor ideal da carga onde o rendimento máximo deva ser alcançado no projeto é definido através da carga média estimada imposta ao equipamento durante a sua operação. Observe-se que, embora o rendimento seja igual para a carga nominal (gráfico da Figura 3), o valor máximo para cada caso (cada curva) vai depender da relação existente entre as perdas.

A expressão (2.11) (RAS, 1994; JORDÃO, 2008) indica como o valor do índice de carga ( $C$ ), onde o rendimento é máximo, pode ser obtido a partir das perdas.

$$C = \sqrt[2]{\frac{P_N}{P_E}} \quad (2.11)$$

Ou seja, o rendimento de um transformador será máximo quando as perdas nos enrolamentos se igualam às perdas no núcleo (RAS, 1994), conforme mostra Figura 4 (FRANKLIN; FRANKLIN, 1983).

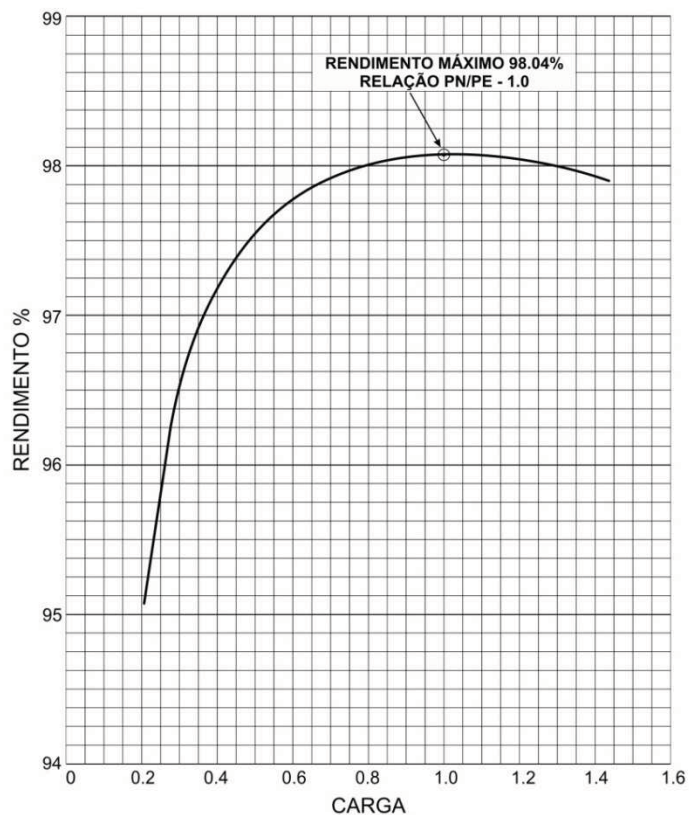


Figura 4 – Curva do rendimento de um transformador com a relação  $P_N / P_E = 1$

## 2.5 TEMPERATURA

Um fator determinante no tempo de vida útil de um equipamento é o tipo de material isolante empregado em sua construção. Este, por sua vez, tem seu processo de envelhecimento variando em função da temperatura (o envelhecimento acelera com o aumento da temperatura) no enrolamento (WINDERS JUNIOR, 2002).

A capacidade de carga e a vida útil de um transformador são determinadas parcialmente pela capacidade do transformador para dissipar o calor gerado internamente ao seu redor. Portanto, o conhecimento do desempenho térmico do transformador poderia levar a melhorar a sua utilização (ELMOUDI, 2008).

Estes fatos evidenciam a importância de uma análise precisa do comportamento das temperaturas internas. A elevação de temperatura no enrolamento é definida em função das perdas, da disposição dos condutores nele e da superfície de troca de calor do conjunto líquido isolante - tanque - radiadores.

As condições de carregamento a que será submetido o transformador devem ser levadas em consideração no projeto, principalmente no que se refere à sua temperatura de operação. A carga equivalente  $C_E$  de um transformador pode ser calculada de acordo com a expressão (2.12), onde  $C_1, C_2, \dots$  e  $C_n$  são os vários degraus de carga e  $t_1, t_2, \dots$  e  $t_n$  representam os respectivos tempos de duração de cada degrau de carga.

$$C_E = \sqrt{\frac{c_1^2 t_1 + c_2^2 t_2 + \dots + c_n^2 t_n}{t_1 + t_2 + \dots + t_n}} \quad (2.12)$$

Os transformadores também podem ser classificados de acordo com método de refrigeração empregado. O método de refrigeração define a potência nominal e a vida útil do transformador, através da elevação de temperatura resultante.

### 2.5.1 Classificação dos métodos de resfriamento

Os transformadores devem ser designados de acordo com o método de resfriamento utilizado. Para transformadores imersos em óleo isolante, esta designação é realizada por meio de um código de quatro letras, conforme definido abaixo (ABNT NBR 5356-2, 2007):

Primeira letra: natureza do meio de resfriamento interno em contato com os enrolamentos:

- O - Óleo mineral ou líquido isolante sintético de ponto de combustão  $\leq 300$  °C;
- K - Líquido isolante com ponto de combustão  $> 300$  °C;
- L - Líquido isolante com ponto de combustão não mensurável;

Segunda letra: Natureza da circulação do meio de resfriamento interno:

- N - Circulação natural por convecção através do sistema de resfriamento e dos enrolamentos;
- F - Circulação forçada através do sistema de resfriamento, circulação por convecção dentro dos enrolamentos;
- D - Circulação forçada através do sistema de resfriamento e dirigida do sistema de resfriamento pelo menos até os enrolamentos principais;

Terceira letra: Meio de resfriamento externo:

- A - Ar;
- W - Água;

Quarta letra: Natureza da circulação do meio de resfriamento externo:

- N - Convecção natural;
- F - Circulação forçada (ventiladores, bombas).

Os transformadores objetos deste trabalho serão do tipo ONAN, ou seja, imersos em óleo com circulação natural do fluxo de óleo e com circulação natural do fluxo de ar.

### 2.5.2 Limites de elevação de temperatura

Os limites de elevação de temperatura para transformadores para redes aéreas de distribuição estão especificados na norma ABNT NBR 5440: 2011, e devem ser conforme Tabela 5:

**Tabela 5** – Limites de elevação de temperatura

Temperatura	Limites de elevação de temperatura °C	
	Alternativa 1	Alternativa 2 <sup>(a)</sup>
Média dos enrolamentos	55	65
Ponto mais quente dos enrolamentos	65	80
Óleo isolante (topo do óleo)	50	60
Temperatura de referência das perdas totais e impedância	75	85
<sup>(a)</sup> Para transformadores imersos em óleo mineral isolante, a isolamento dos enrolamentos deve ser em papel termoestabilizado		

### 2.5.3 Sistemas de refrigeração

A refrigeração dos transformadores para redes aéreas de distribuição, isolados com líquido isolante (ABNT NBR 5440, 2011), normalmente é do tipo ONAN (ABNT NBR 5356-2, 2007).

A aplicação de carga nestes transformadores faz com que circule uma corrente pelos enrolamentos, gerando calor, que é transferido para o líquido isolante, e deste para o sistema de refrigeração (superfícies de dissipação de calor).

O sistema de refrigeração deve ser cuidadosamente dimensionado, de modo que as temperaturas no interior do transformador não excedam os limites admissíveis, e que não seja inviável economicamente (HARITHA; RAO; AMIT, 2010).

O sistema de refrigeração compõe-se da superfície da parede do tanque e, quando esta é insuficiente para a dissipação do calor gerado, são acrescentados elementos de dissipação de calor (radiadores).

Os tipos mais comuns de sistema de refrigeração utilizados em transformadores de distribuição são tubular, aleta e painel corrugado, conforme Figura 5, Figura 6 e Figura 7, respectivamente.



Figura 5 – Transformador com radiador tipo tubular (Fonte: Romagnole)

O sistema de refrigeração do tipo tubular, composto tubos de aço com seção transversal de formato oblongo soldados ao longo do perímetro do tanque é o que apresenta a melhor eficiência na função de dissipar o calor gerado pela parte ativa. Para a sua fabricação não é necessário o uso de máquinas e equipa-

mentos sofisticados, porém a desvantagem deste sistema é que o seu processo de fabricação demanda alta necessidade de mão de obra qualificada para montagem no tanque dos transformadores.



Figura 6 – Transformador com radiador tipo aleta (Fonte: WEG)

O sistema de refrigeração do tipo aleta, composto por chapas de aço estampadas e soldadas em um tubo coletor com seção transversal de formato redondo apresenta boa eficiência na função de dissipar o calor gerado pela parte ativa, porém inferior ao sistema de refrigeração tubular. Para a sua fabricação é necessário o uso de máquinas e equipamentos especiais para corte e estampo das chapas, e de um processo de tratamento químico para sua limpeza interna e externa. Normalmente possui custo mais elevado que o do tipo tubular. A vantagem deste sistema é que o seu processo de montagem no tanque dos transformadores é muito rápido e demanda pouca mão de obra qualificada.



Figura 7 – Transformador com radiador tipo painel corrugado (Fonte: Romagnole)

O sistema de refrigeração do tipo painel corrugado, composto por chapas de aço dobradas e soldadas nas extremidades, apresenta boa eficiência na função de dissipar o calor gerado pela parte ativa, porém inferior ao sistema de refrigeração tubular e melhor que o sistema do tipo aleta. Para a sua fabricação é necessário o uso de máquinas e equipamentos especiais de precisão, para dobra e solda automáticas das chapas. Normalmente possui custo mais elevado que o do tipo tubular. A vantagem deste sistema é que o seu processo de montagem no tanque dos transformadores é muito rápido e demanda pouca mão de obra qualificada.

Apesar das diferenças de eficiência e de custo entre eles, a escolha do tipo de radiador utilizado depende da padronização de cada fabricante, de acordo com o perfil do seu processo produtivo.

### 3 ANÁLISE DA VIDA ÚTIL, CARREGAMENTO E ANÁLISE TÉRMICA

#### 3.1 INTRODUÇÃO

Um dos fatores que limita a capacidade de um transformador é a temperatura máxima admissível no interior dos enrolamentos e no líquido isolante. Um valor excessivo da primeira produz a carbonização lenta dos materiais isolantes em contato com os condutores e, o líquido isolante, aquecido longo tempo acima de certos limites se decompõe formando sobre os enrolamentos depósitos de reação ácida que, por sua vez, impedem a dissipação do calor e elevam consideravelmente a temperatura interna (MARTÍN, 1969).

Portanto, a operação de um transformador imerso em líquido isolante está relacionada com o calor produzido pelo núcleo e pelos enrolamentos, o qual se transfere para o líquido isolante e deste para o meio ambiente através do tanque e dos radiadores de refrigeração. A capacidade para dissipar este calor determina os critérios básicos para os limites de carga e vida útil de um transformador (SUSA, 2005).

Basicamente, a vida útil do transformador é determinada pela degradação do isolamento dielétrico. O sistema papel isolante é submetido a um processo contínuo de degradação por ação de fatores tais como umidade, oxigênio e ácidos presentes no líquido isolante, além da temperatura. Um bom sistema de secagem da parte ativa, tratamento do líquido isolante e enchimento sob vácuo permitem reduzir a influência da umidade e do oxigênio, ou seja, mantendo-se sob controle a ação destes contaminantes, o envelhecimento da celulose é predominantemente térmico e cumulativo. Para os objetivos deste trabalho, o envelhecimento está baseado na vida esperada do transformador, sob efeito da temperatura de operação da isolação ao longo do tempo (ABNT NBR 5416, 1997).

A perda de vida útil (deterioração da isolação em função do tempo e temperatura) é fundamentada na teoria de Arrhenius, que estabelece que o logaritmo da vida da isolação seja uma função do inverso da temperatura absoluta (3.1) (ABNT NBR 5416: 1997).

$$\text{LOG VIDA (horas)} = A + \frac{B}{T} \quad (3.1)$$

Onde:

T = temperatura absoluta em graus Kelvin ( $\theta_e + 273$ )

$\theta_e$  = temperatura do ponto mais quente dos enrolamentos em °C

A e B = Constantes da curva de expectativa de vida, conforme

Figura 8.

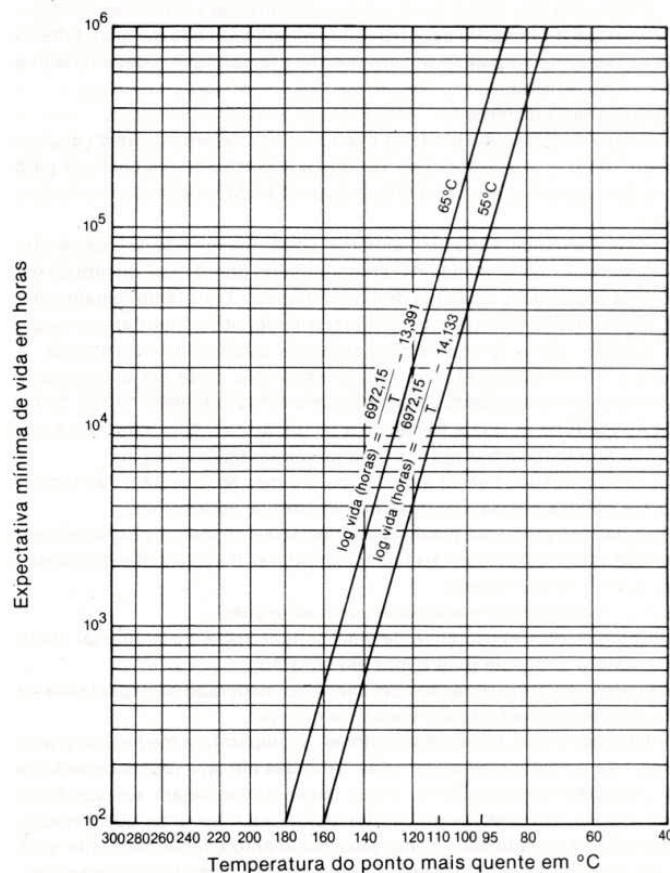


Figura 8 – Curva de expectativa de vida

Apesar de não haver um critério único para avaliar o fim da vida útil de um transformador, é possível fazer-se uma avaliação da velocidade do envelhecimento adicional a que está sendo submetido o equipamento, comparando a perda de vida média de referência. Calcula-se a perda de vida útil, ao longo de um período  $\Delta t$  (horas), em que a temperatura do ponto mais quente do enrolamento ( $\theta_e$ ) permanece constante, pela equação (3.2):

$$PV\% = 10^{-\left(\frac{B}{273+0e}+A\right)}. 100\Delta t \quad (3.2)$$

Onde:

A é igual a -14,133 (transformador de 55 °C)

A é igual a -13,391 (transformador de 65 °C)

B é igual a 6972,15

O valor obtido representa a taxa de envelhecimento global a que é submetida a isolação sólida, no intervalo de tempo  $\Delta t$  (ABNT NBR 5416: 1997).

Portanto, é de suma importância que o sistema de refrigeração do equipamento esteja adequadamente dimensionado.

### 3.2 MODELO TÉRMICO DO TRANSFORMADOR

A obtenção de metodologias que permitam estimar a temperatura do ponto mais quente de forma indireta e não invasiva tem sido alvo de muitas pesquisas. Independentemente do método selecionado, a maior incerteza se obtém ao assumir ou utilizar parâmetros e constantes inadequadas ou excessivas no modelo térmico do transformador (CADAVID et al., 2008).

Por sua facilidade de implementação e os parâmetros requeridos poderem ser medidos durante o ensaio de elevação de temperatura, realizou-se a avaliação do comportamento térmico do transformador usando o modelo exponencial descrito nas normas IEEE C57.91 (2002) e IEC 60076-2 (1997). Com a implementação de um sistema automatizado para a execução de ensaios usando o método de carga simulada por curto-circuito (ABNT NBR 5356-2, 2007), o tempo e o pessoal requerido para este ensaio foram reduzidos.

Um modelo simplificado do comportamento térmico do transformador é apresentado na Figura 9 (CADAVID et al., 2008):

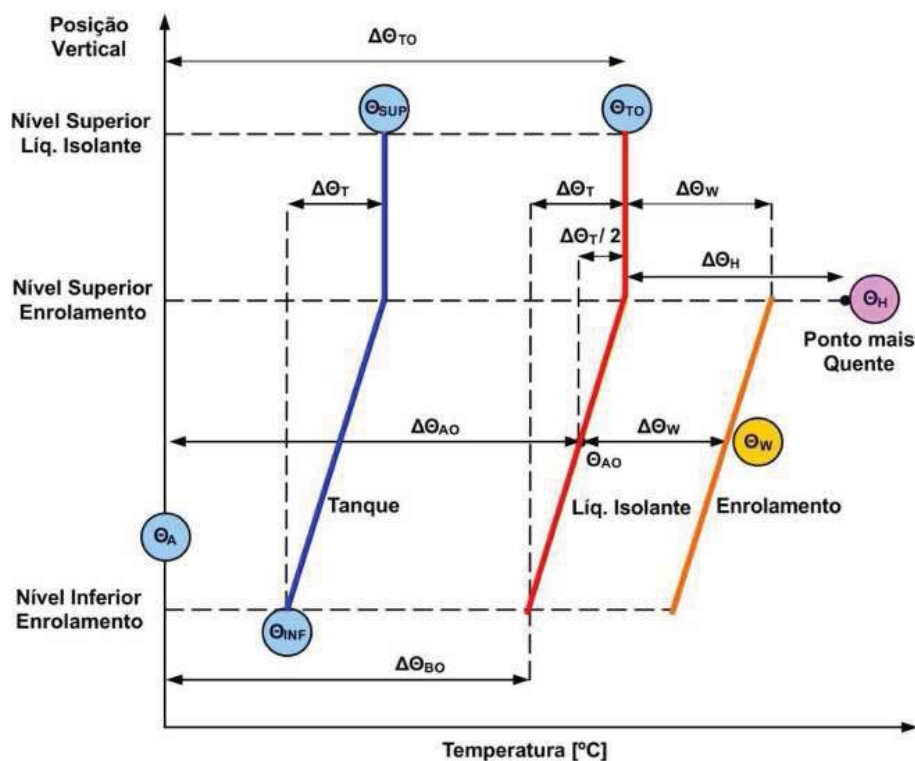


Figura 9 - Modelo simplificado da distribuição das temperaturas no transformador (CADAVID et al., 2008)

O óleo que entra pela parte inferior dos enrolamentos está à mesma temperatura do fundo do tanque. Ele circula através dos enrolamentos e assume-se que sua temperatura se eleva linearmente com a altura. As perdas dos enrolamentos são transferidas em toda a sua extensão para o óleo ao longo do enrolamento. Esta transferência de calor requer uma diferença de temperatura entre o óleo e o enrolamento que se assume ser constante ao longo de sua altura. Portanto, na representação gráfica (Figura 9), a temperatura do enrolamento e a temperatura do óleo aparecem como duas linhas paralelas (ABNT NBR 5356-2, 2007).

A temperatura máxima que ocorre em qualquer parte da isolação do enrolamento é chamada de “temperatura do ponto mais quente”. Este parâmetro representa a limitação térmica para o carregamento do transformador (ABNT NBR 5356-2, 2007).

Estes parâmetros podem ser obtidos a partir de ensaios, seguindo o procedimento sugerido na IEEE C57.119 (2001) e ABNT NBR 5356-2 (2007).

Em resumo:

- A temperatura do óleo aumenta linearmente desde a parte inferior até a parte superior dos enrolamentos. Dali até o nível superior do óleo, a temperatura mantém-se constante.
- A temperatura na parte externa do tanque é proporcional à temperatura do óleo, pela qual se pode calcular a temperatura na parte inferior ( $\Delta\theta_{BO}$ ) e na parte média ( $\Delta\theta_{AO}$ ) do óleo a partir da temperatura medida na parte superior ( $\theta_{SUP}$ ) e inferior ( $\theta_{INF}$ ) do tanque e na parte superior do óleo ( $\theta_{TO}$ ).
- A temperatura dos enrolamentos aumenta linearmente desde a parte inferior até a parte superior com uma diferença constante ( $\Delta\theta_W$ ) com relação ao óleo.
- A temperatura do ponto mais quente se encontra na parte superior do enrolamento e é maior que a temperatura média do mesmo. Isto se deve ao incremento das perdas adicionais nesta parte do enrolamento.

### 3.3 CÁLCULO DAS TEMPERATURAS

#### 3.3.1 Ciclos de carga

Os transformadores geralmente operam com ciclos de carga que se repetem a cada 24 horas. Normalmente, o ciclo de carga real diário é irregular, conforme mostrado pela linha contínua da Figura 10, existindo, geralmente, um período em que a carga alcança um valor consideravelmente maior do que qualquer outro do resto do dia. Na maioria das vezes a carga se aproxima do valor máximo gradualmente e não bruscamente (ABNT NBR 5416, 1997).

O ciclo de carga real pode ser convertido para um ciclo de carga retangular simples (de dois passos), termicamente equivalente, tal como é representado pela linha tracejada da Figura 10, e pode ser utilizado para determinação da capacidade de sobrecarga de emergência. O ciclo de carga equivalente de dois passos

é constituído por uma carga prévia e uma carga de pico (ABNT NBR 5416, 1997; IEEE Std C57.91, 1995).

Este valor é também usado com a finalidade de descrever os cálculos para determinar os ciclos de carga equivalentes. Geralmente, há um período do ciclo de carga no dia, quando a carga acumula-se para um valor consideravelmente maior do que qualquer valor alcançado, como mostrado pela linha contínua no ciclo de sobrecarga na Figura 10 (ABNT NBR 5416, 1997; IEEE Std C57.91, 1995).

Um transformador alimentando uma carga variável sofre uma perda variável, cujo efeito é aproximadamente o mesmo que o de uma carga intermediária mantida constante pelo mesmo período de tempo. Tal fato deve-se às características de armazenamento de calor dos materiais do transformador. Uma carga, que gera as mesmas perdas que as causadas pela carga variável, é equivalente do ponto de vista de temperatura. A carga equivalente para qualquer parte de um ciclo de carga diário pode ser expressa pela equação 3.3, abaixo:

$$C_{eq} = \sqrt{\frac{S_1^2 \cdot t_1 + S_2^2 \cdot t_2 + \dots + S_n^2 \cdot t_n}{t_1 + t_2 + \dots + t_n}} \quad (3.3)$$

Onde:

$C_{eq}$  é a carga equivalente;

$S_1, S_2, \dots, S_n$  são os degraus de carga em %, pu, kVA ou corrente;

$t_1, t_2, \dots, t_n$  são as durações respectivas destas cargas

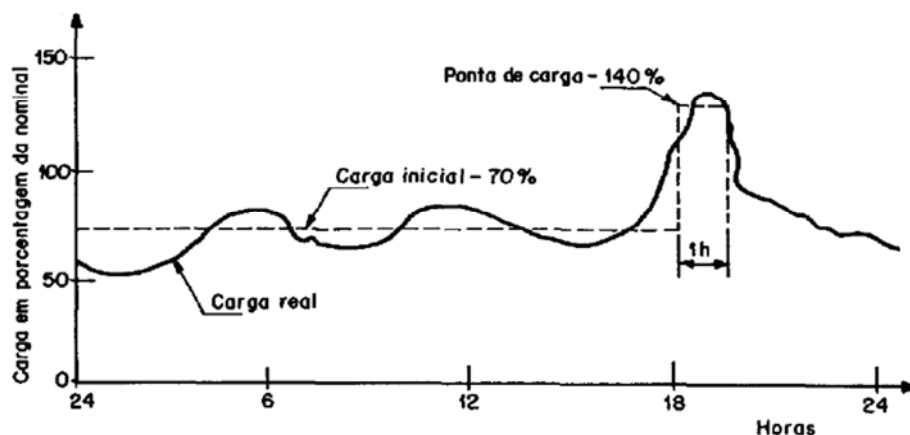


Figura 10 – Ciclo de carga real (NBR 5416, 1997)

A carga básica equivalente é o valor médio quadrático de carga, obtido pela equação (3.3), ao longo dos períodos anterior e posterior ao pico de carga. Embora para fins de cálculo de perda de vida útil considerem-se períodos de 24 h, com início no instante do início do pico de carga, é recomendado que o cálculo da carga básica equivalente inclua o período de carga básica compreendido entre as 12 h anteriores e as 12 h posteriores ao ponto médio do pico de carga. Sugerem-se intervalos de 1 h para aplicação da equação (3.3) (ABNT NBR 5416,1997).

A carga equivalente da ponta, para um ciclo de carga, é o valor médio quadrático obtido pela equação (3.3) para o período limitado sobre o qual a maior parte da ponta irregular real parece existir. A duração estimada da ponta de carga tem considerável influência sobre o cálculo da carga equivalente. Se a duração for superestimada, o valor médio quadrático da ponta poderá ficar consideravelmente abaixo da ponta de demanda máxima. Como precaução contra superaquecimento devido a carregamentos acima do nominal, de curta duração e de grande magnitude, durante o período de ponta, o valor médio quadrático não deve ser menor do que 90% da demanda máxima integrada no período de 30 minutos (ABNT NBR 5416, 1997).

Este método pode ser usado para converter um ciclo de carga irregular como o mostrado na Figura 10, para um ciclo de carga retangular. Neste caso a carga básica é de 70% e a da ponta de 140% da potência nominal (ABNT NBR 5416, 1997).

### 3.3.2 Cálculo da temperatura de transformadores sob aplicação de carga

O método dado aqui para calcular as temperaturas do óleo e do enrolamento para variações na carga é simplificado e não requer procedimentos iterativos. Os expoentes  $m$  e  $n$ , utilizados no cálculo da elevação de temperatura do ponto mais quente dos enrolamentos e do topo do óleo, dependem do método de resfriamento em utilização. O valor para os expoentes  $m$  e  $n$  utilizados nestas equações, para refrigeração ONAN, é 0.8 (IEEE Std C57.91, 1995).

### 3.3.3 Componentes da temperatura

A temperatura do ponto mais quente do enrolamento é composta de três componentes e é dada pela equação (3.4) abaixo (IEEE Std C57.91, 1995; JESUS et al., 2006):

$$\theta_H = \theta_A + \Delta\theta_{TO} + \Delta\theta_H \quad (3.4)$$

Onde:

$\theta_A$  é a temperatura ambiente, °C

$\Delta\theta_{TO}$  é a temperatura do topo do óleo, °C

$\Delta\theta_H$  é a elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo, °C

A temperatura do topo do óleo é dada pela equação (3.5) abaixo (IEEE Std C57.91, 1995; JESUS et al., 2006):

$$\theta_{TO} = \theta_A + \Delta\theta_{TO} \quad (3.5)$$

Onde:

$\theta_A$  é a temperatura ambiente, °C

$\theta_{TO}$  é a temperatura do topo do óleo, °C

$\Delta\theta_{TO}$  é a elevação de temperatura do óleo sobre a temperatura ambiente, °C

Os cálculos de temperatura assumem que a temperatura ambiente seja constante.

### 3.3.4 Elevação da temperatura do óleo sobre a temperatura ambiente

O modelo para a elevação da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente capta a idéia básica de que um aumento na carga (corrente) do transformador irá resultar em um aumento nas perdas e, assim, um aumento da temperatura global. Esta mudança de temperatura depende da constante de tempo

térmica do transformador, que por sua vez, depende da capacidade térmica do transformador (ou seja, a massa do núcleo, bobinas e óleo), e a taxa de calor transferência fora do transformador. Em função do tempo, a mudança de temperatura é modelada como uma resposta exponencial de primeira ordem do estado inicial de temperatura para o estado final de temperatura (LESIEUTRE; HAGMAN; KIRTLEY, 1996).

Ou seja, a elevação de temperatura do topo do óleo ao longo de um período é dada pela expressão exponencial que contém a constante de tempo térmica do óleo, conforme equação (3.6), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995; JESUS et al., 2006; ) (A. ELMOUDI, 2008):

$$\Delta\theta_{TO} = (\Delta\theta_{TO,U} - \Delta\theta_{TO,i}) \left(1 - e^{\frac{-t}{\tau_{TO}}}\right) + \Delta\theta_{TO,i} \quad (3.6)$$

Onde:

$\Delta\theta_{TO,U}$  é a elevação final da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente para a carga de ponta S, °C

$\Delta\theta_{TO,i}$  é a elevação inicial da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente, para  $t = 0$ , °C

$\tau_{TO}$  é a constante de tempo térmica do transformador, para qualquer carga L e para qualquer diferença de temperatura entre a elevação final e a inicial do topo do óleo

A elevação de temperatura inicial do topo do óleo sobre a temperatura ambiente é dada pela equação (3.7), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995; JESUS et al., 2006):

$$\Delta\theta_{TO,i} = \Delta\theta_{TO,R} \left[\frac{(K_i^2 R + 1)}{(R + 1)}\right]^n \quad (3.7)$$

Onde:

$\Delta\theta_{TO,i}$  é a elevação inicial da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente, para  $t = 0$ , °C

$\Delta\theta_{TO,R}$  é a elevação de temperatura do topo do óleo sobre a tempe-

ratura ambiente sob carga nominal, °C

$K_i$  é a relação entre a carga inicial e a carga nominal, em pu

$R$  é a relação entre as perdas em carga sob carga nominal e as perdas em vazio

A elevação de temperatura final do topo do óleo sobre a temperatura ambiente é dada pela equação (3.8), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995) (JESUS et al. 2006):

$$\Delta\theta_{TO,U} = \Delta\theta_{TO,R} \left[ \frac{(K_U^2 R + 1)}{(R + 1)} \right]^n \quad (3.8)$$

Onde:

$\Delta\theta_{TO,i}$  é a elevação inicial da temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente, para  $t = 0$ , °C

$\Delta\theta_{TO,R}$  é a elevação de temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente sob carga nominal, °C

$K_U$  é a relação entre a carga de ponta e a carga nominal, em pu

$R$  é a relação entre as perdas em carga sob carga nominal e as perdas em vazio

### 3.3.5 Constante térmica do óleo

A capacidade térmica do transformador ( $C$ ) é dada pela equação (3.9), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995):

$$C = 0,1323 \cdot M_{pa} + 0,0882 \cdot M_{ta} + 0,3513 \cdot V_o \quad (3.9)$$

Onde:

$M_{pa}$  é a massa do núcleo e das bobinas, em kg

$M_{ta}$  é a massa do tanque com os acessórios, em kg

$V_o$  é o volume de óleo, em litros

A constante de tempo térmica do topo do óleo do transformador é dada pela equação (3.10), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995):

$$\tau_{TO,R} = \frac{C\Delta\theta_{TO,R}}{P_{T,R}} \quad (3.10)$$

Onde:

$C$  é a capacidade térmica do transformador, Watt-horas/°C

$\Delta\theta_{TO,R}$  é a elevação de temperatura do topo do óleo sobre a temperatura ambiente sob carga nominal, °C

$P_{T,R}$  é a perda total sob carga nominal, watts

Para fins práticos (ABNT NBR 5416, 1997):  $\tau_{TO,R} = \tau_{TO}$

### 3.3.6 Elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento

A elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo é dada pela equação (3.11), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995) (JESUS et al., 2006):

$$\Delta\theta_H = (\Delta\theta_{H,U} - \Delta\theta_{H,i}) \left(1 - e^{\frac{-t}{\tau_W}}\right) + \Delta\theta_{H,i} \quad (3.11)$$

Onde:

$\Delta\theta_{H,U}$  é a elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo para a carga de ponta S, °C

$\Delta\theta_{H,i}$  é a elevação inicial de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo para  $t = 0$ , °C

$\tau_W$  é a constante de tempo térmica do ponto mais quente do enrolamento, horas

A elevação inicial de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo para  $t = 0$  é dada pela equação (3.12) abaixo (IEEE Std C57.91, 1995):

$$\Delta\theta_{H,i} = \Delta\theta_{H,R}K_i^{2m} \quad (3.12)$$

Onde:

$\Delta\theta_{H,R}$  é a elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo com carga nominal, °C

$K_i$  é a relação entre a carga inicial e a carga nominal, em pu

A elevação de temperatura final do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo para a carga de ponta S é dada pela equação (3.13), abaixo (IEEE Std C57.91, 1995) (JESUS et al., 2006):

$$\Delta\theta_{H,U} = \Delta\theta_{H,R}K_u^{2m} \quad (3.13)$$

Onde:

$\Delta\theta_{H,R}$  é a elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento sobre a temperatura do topo do óleo com carga nominal, °C

$K_u$  é a relação entre a carga de ponta e a carga nominal, em pu

Portanto, tomando como referência os parâmetros de projeto e os perfis de carregamento de um transformador pode-se estimar o comportamento da elevação de temperatura do óleo e do enrolamento (JESUS et al., 2006).

## 4 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

### 4.1 INTRODUÇÃO

As RNAs são modelos matemáticos inspirados no sistema nervoso, o que as torna diferentes da computação convencional, cuja função é determinada pelas conexões entre seus elementos. Estas redes são sistemas computacionais que simulam o comportamento e a estrutura do cérebro humano, porém, com um número limitado de neurônios. Esses neurônios são responsáveis pelo processamento paralelo dos dados e a sua propagação por meio de uma complexa malha de interconexão. Similarmente ao cérebro humano, as RNAs têm a capacidade de interagir com o meio externo e adaptar-se a ele. Essas características determinam às RNAs uma importância multidisciplinar, razão pela qual essa ferramenta torna-se aplicável em diversas áreas, tais como engenharia, matemática, física, informática, etc. (GEROMEL, 2003).

Como já dito anteriormente uma RNA funciona de maneira similar aos neurônios do cérebro onde a rede através do processo de aprendizagem adquire conhecimento e as forças de conexão interneural conhecidas como pesos sinápticos são usadas para armazenar o conhecimento. Caracterizam-se pela simulação de sistemas nervosos vivos baseados em computador, que operam de forma bem diferente da computação convencional, onde a informação fica confinada em um determinado endereço. Sistemas de computação apoiados em redes neurais têm a capacidade de receber ao mesmo tempo várias entradas e distribuí-las de maneira organizada. As informações guardadas pela rede neural geralmente são compartilhadas por todas as suas unidades de processamento.

A evolução do estudo de RNAs pode ser observado por uma sequência cronológica das atividades científicas de relevância no processo de evolutivo da técnica (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000; HAYKIN, 2008). No início foi marcado por um longo período de estagnação, devido a limitação da eletrônica e das estruturas utilizadas nos dispositivos da época, e seguido por um

recente e crescente interesse científico, devido às inovações tecnológicas e também pela característica multidisciplinar das RNAs.

O primeiro neurocomputador a obter sucesso, o Perceptron, surgiu por volta de 1957, e possibilitou uma nova abordagem para o problema de reconhecimento de padrões, bem como, a proposta de um algoritmo para o ajuste dos pesos.

Na mesma época, também desenvolveu-se um novo tipo de elemento de processamento de redes neurais chamado de Adaline (Adaptive Linear Element), e mais tarde a sua generalização multidimensional, o Madaline (múltipla Adaline). Esta rede era equipada com uma nova lei de aprendizado, chamada de "Regra Delta", que depois foi generalizada para redes com modelos neurais mais aprimorados.

Devido a expectativa exagerada criada na época pelos próprios pesquisadores desta área, não acompanhada de resultados à altura, houve um êxodo generalizado de pesquisas neste tema, até que, nos anos 80, John Hopfield, renomado físico de reputação mundial e ganhador do Prêmio Nobel, se interessou pela neurocomputação. O trabalho dele conquistou centenas de cientistas, matemáticos e engenheiros altamente qualificados para a pesquisa nesta área. Contudo, o fato que efetivamente colocou a área de redes neurais como uma das prioritárias na obtenção de recursos foi o desenvolvimento de um método para ajuste de parâmetros de redes não-recorrentes de múltiplas camadas, baseado em um algoritmo denominado *backpropagation*.

Desde então, muitas aplicações têm sido elaboradas através de redes neurais artificiais, tais como: sistemas de controle, reconhecimento de padrões, processamento de imagens, identificação de sistemas e robótica.

Em específico, na área de transformadores, tem-se uma gama de trabalhos com aplicação de redes neurais, que mostram várias pesquisas que estão sendo desenvolvidas. Tais, pesquisas abordam o modelamento dos efeitos de curto-circuito nos enrolamentos de transformadores de distribuição (WANG; BUTLER, 2001), a estimação da temperatura interna de transformadores de distribuição imersos em óleo (FREITAS; SILVA; SOUZA, 2002, p. 266), a aplicação de sistemas

inteligentes em projetos de transformadores de potencia (GEROMEL 2003), a melhoria da eficiência de transformadores de distribuição relacionada ao processo de fabricação (SOUZA, 2004), a aplicação da inteligência artificial na monitoração térmica de transformadores de força (CONTATORI; ROSSI, 2005, p. 89), o diagnóstico de falhas em transformadores de potência pela análise de gases dissolvidos em óleo (ARANTES, 2005), a determinação da temperatura de enrolamentos de transformadores a seco e suas perdas totais (FINOCCHIO 2010), e, no caso deste trabalho, a estimação da elevação de temperatura dos enrolamentos e do líquido isolante de transformadores monofásicos de distribuição imersos em líquido isolante.

#### 4.2 TOPOLOGIA DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos matemáticos inspirados no sistema nervoso biológico, que consistem em um método de solucionar problemas relacionados à engenharia e ciências por intermédio de circuitos simples que simulam o cérebro humano, inclusive seu comportamento, ou seja, aprendendo, errando e fazendo descobertas (GEROMEL, 2003; ARANTES, 2005).

Além disso, RNA's são técnicas computacionais que apresentam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Uma rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento, enquanto que o cérebro humano pode ter muitos bilhões de neurônios.

Basicamente, a operação de uma célula da rede se resume em:

- Sinais são apresentados à entrada;
- Cada sinal é multiplicado por um peso que indica sua influência na saída da unidade;
- É feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- Se este nível excede um limite (*threshold*) a unidade produz uma saída.

Analogamente ao sistema nervoso, que é composto por bilhões de células nervosas, a rede neural artificial também seria formada por unidades que nada mais são que pequenos módulos que simulam o funcionamento de um neurônio. Estes módulos devem funcionar de acordo com os elementos em que foram inspirados, recebendo e retransmitindo informações.

O modelo de neurônio mais simples e que engloba as principais características de uma rede neural biológica, paralelismo e alta conectividade, foi proposto por McCulloch e Pitts (HAYKIN, 2008). A Figura 11 ilustra o modelo geral do neurônio artificial onde:

$x_1, x_2, \dots, x_p$  são os sinais de entrada;

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}$  são os pesos ou conexões sinápticas;

$\theta_k$  é o limiar de ativação do neurônio;

$u_k$  é a saída do combinador linear;

$g(u_k)$  é a função de ativação (limita a saída do neurônio);

$y_k$  é o sinal de saída do neurônio.

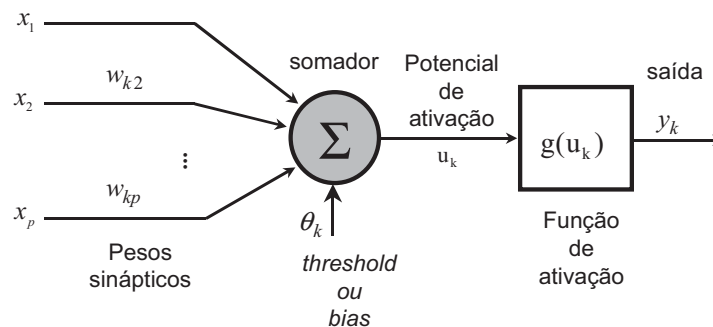


Figura 11 – Modelo geral do neurônio artificial (HAYKIN, 2008)

As equações que descrevem o comportamento do neurônio artificial são dadas por (HAYKIN, 2008):

$$u = \sum_{i=1}^N w_i \cdot x_i \quad (4.1)$$

$$y = g(u) \quad (4.2)$$

Onde:

$x_i$  representa a  $i$ -ésima entrada do neurônio,  
 $w_i$  é o peso associado à entrada  $x_i$ ,  
 $n$  é o número de entradas,  
 $g(u)$  é a função de ativação do neurônio,  
 $y$  é a saída.

#### 4.2.1 Funções de Ativação

A função de ativação  $g(u)$  (4.2) processa o conjunto de entradas recebidas e o transforma em estado de ativação. Normalmente, o estado de ativação dos neurônios pode assumir os seguintes valores:

- Binários: 0 e 1;
- Bipolares: -1 e +1;
- Reais.

As funções de ativação típicas são (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010):

a) Função degrau: neste tipo de ativação, mostrado na Figura 12 a saída do neurônio assumirá o valor 1 se o nível de atividade interna total do neurônio for não negativo, caso contrário a saída do neurônio assumirá o valor 0.

$$g(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq 0 \\ 0 & \text{se } u < 0 \end{cases}$$

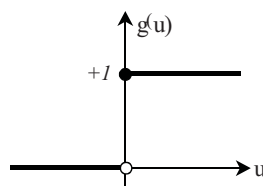


Figura 12 – Função degrau

b) Função degrau (bipolar): neste tipo de ativação mostrado na Figura 13, a saída do neurônio pode assumir valores reais negativos e positivos no domínio de -1 a +1. A saída do neurônio assumirá o valor 1 se o nível de atividade interna total do neurônio for não negativo, caso contrário a saída do neurônio assumirá o valor -1;

$$g(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq 0 \\ -1 & \text{se } u < 0 \end{cases}$$

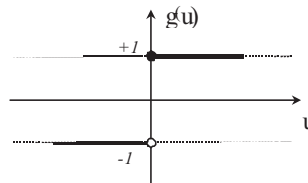


Figura 13 – Função degrau bipolar

c) Função rampa: neste tipo de ativação mostrado na Figura 14, a saída do neurônio pode assumir valores positivos e negativos no domínio de -1 a 1, e no intervalo definido no intervalo  $\{-a, a\}$ , a saída assume o valor da função  $g(u)=u$ ;

$$g(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq a \\ u & \text{se } -a < u < a \\ -1 & \text{se } u \leq -a \end{cases}$$

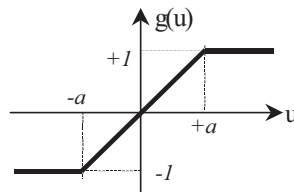


Figura 14 – Função rampa

d) Função sigmóide: neste tipo de ativação mostrado na Figura 15,  $\beta$  é o parâmetro que define a inclinação (ganho) da função sigmóide. Nesse tipo de função, a saída do neurônio assumirá valores reais entre 0 e 1;

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{(-\beta u)}}$$

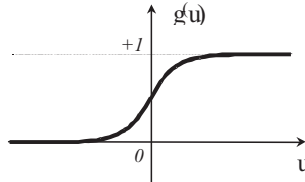


Figura 15 – Função sigmóide

e) Função tangente hiperbólica: neste tipo de ativação mostrado na Figura 16, a saída do neurônio pode assumir valores reais negativos e positivos no domínio de -1 a 1;

$$g(u) = \tanh(u) = \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}}$$

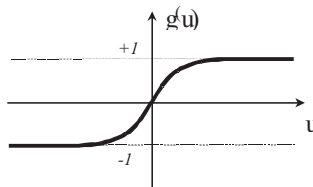


Figura 16 – Função tangente hiperbólica

As funções de ativação são escolhidas em função da necessidade do problema que a rede esteja trabalhando.

#### 4.2.2 Camadas

A maioria dos modelos de redes neurais possui alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, elas aprendem através de exemplos. Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior.

A rede neural passa por um processo de treinamento a partir dos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a sistemática necessária para exe-

cutar adequadamente o processo desejado dos dados fornecidos. Sendo assim, a rede neural é capaz de extrair regras básicas a partir de dados reais, diferindo da computação convencional, onde é necessário um conjunto de regras rígidas pré-fixadas e algoritmos.

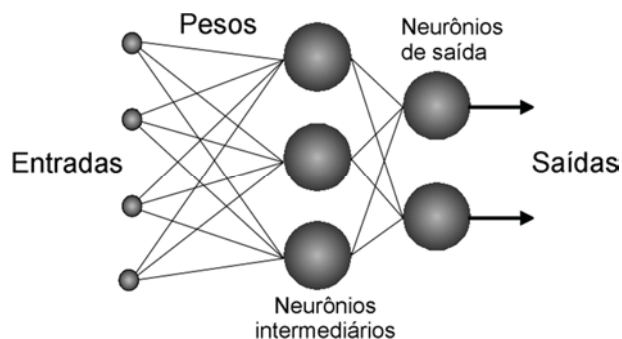


Figura 17 – Rede neural artificial - Organização em camadas

As camadas de uma rede neural, conforme mostra a Figura 17 são usualmente classificadas em três grupos (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010):

Camada de entrada: onde os padrões são apresentados à rede;

Camadas intermediárias ou ocultas: onde é feita a maior parte do processamento. Através das conexões ponderadas, estas camadas podem ser consideradas como extratoras de características;

Camada de saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

#### 4.2.3 Arquitetura

Redes neurais são também classificadas de acordo com a arquitetura em que foram implementadas, topologia, características de seus nós, regras de treinamento, e tipos de modelos de neurônio empregado. Do ponto de vista estrutural, a arquitetura pode ser classificada como estática, dinâmica ou *fuzzy*. Pode ser constituída de uma única camada ou múltiplas camadas. Além disto, algumas diferenças computacionais surgem quando se trata da maneira com que são feitas as conexões existentes entre os neurônios. Estas ligações podem ser no

sentido de ida, no sentido de ida e volta, lateralmente conectadas, topologicamente ordenadas ou híbridas.

Com relação à arquitetura das RNA's, tem-se (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010):

a) Redes Feedforward (camada única): são redes neurais onde se tem uma camada de entrada e uma única camada de neurônios que é a própria camada de saída, conforme mostra a Figura 18. Suas principais aplicações são em memória associativas e no reconhecimento de padrões. Neste tipo de redes, tem-se o modelo do Perceptron e o Adaline;

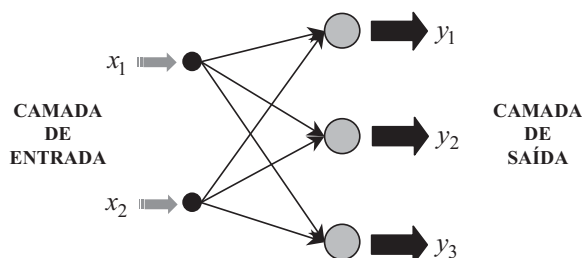


Figura 18 – Exemplo de redes Feedforward (camada única)

b) Redes Feedforward (multicamadas): este tipo de rede distingue da anterior pela presença de uma ou mais camadas escondidas de neurônios, conforme mostra a Figura 19. Assim, os neurônios que recebem sinais de excitação do meio externo estão na camada de entrada, os neurônios que estão na saída representam a camada de saída e os neurônios intermediários estão nas camadas escondidas. As principais aplicações são em reconhecimento de padrões, aproximador universal de funções e controle. Neste tipo de redes tem-se o Madaline, o Perceptron Multicamadas e o de Função Base Radial (RBF).

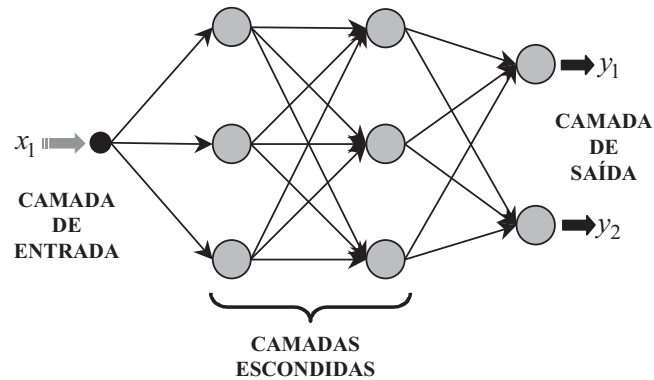


Figura 19 – Exemplo de Redes Feedforward (multicamada)

c) Redes Recorrentes: são redes que contém realimentação entre neurônios de camadas diferentes conforme mostra a Figura 20. As principais aplicações são sistemas dinâmicos, memórias associativas, previsão e estimação, otimização e controle. Neste tipo de redes, tem-se o modelo do Hopfield e o Perceptron com realimentação.

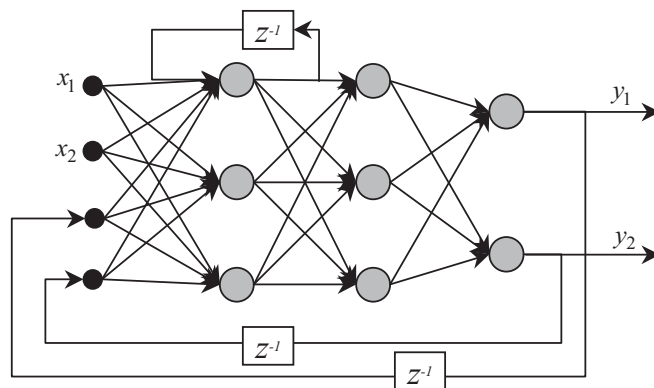


Figura 20 – Exemplo de redes recorrentes

#### 4.3 PROCESSOS DE TREINAMENTO E ASPECTOS DE APRENDIZADO DE RNAs

Um dos objetivos da pesquisa sobre redes neurais na computação é desenvolver morfologias neurais, baseadas em modelos matemáticos, que podem realizar funções diversas (HAYKIN, 2008). Na maior parte dos casos, modelos neurais são compostos de muitos elementos não lineares que operam em paralelo e que são classificados de acordo com padrões ligados à biologia.

A rede deve ser treinada com base em casos reais conhecidos, adquirindo a partir daí, a sistemática necessária para executar adequadamente o processamento desejado dos dados fornecidos. Portanto, desta forma, ela é capaz de extrair regras básicas (conjunto de pesos) em consequência dos dados reais, o que difere da computação convencional, onde são necessários um conjunto de regras rígidas pré-fixadas e algoritmos.

A propriedade mais importante das redes neurais é a habilidade de aprender de seu ambiente e com isso melhorar seu desempenho. Isso é feito através de um processo iterativo de ajustes (treinamento) aplicado a seus pesos. O processo de aprendizado encerra quando a rede neural consegue generalizar soluções para uma classe de problemas.

Um algoritmo de aprendizado é composto por um conjunto de regras bem definidas visando à solução de um problema de aprendizado. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais. Estes algoritmos diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados.

Todo o conhecimento de uma rede neural está armazenado nas sinapses, ou seja, nos pesos atribuídos às conexões entre os neurônios. De 60 a 90% do total de dados deve ser separado para o treinamento da rede neural, dados estes escolhidos aleatoriamente, a fim de que a rede "aprenda" as regras associadas ao processo. O restante dos dados só é apresentado à rede neural na fase de testes a fim de que ela possa "deduzir" corretamente o inter-relacionamento entre os dados.

#### 4.3.1 Aprendizado

Um algoritmo de aprendizado é composto por um conjunto de regras bem definidas visando a solução de um problema de aprendizado. Há muitos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais. Estes algoritmos diferem entre si pela maneira como os pesos são modificados. As principais formas de aprendizado que estão associados aos

processos de ajuste de pesos da rede podem ser divididas em (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010):

a) **Aprendizado supervisionado:** utiliza um agente externo que indica à rede um comportamento bom ou ruim de acordo com o padrão de entrada. A rede é treinada para fornecer a saída desejada em relação a um estímulo de entrada específico. Quando um vetor de entrada é aplicado, a saída da rede é calculada e comparada ao respectivo padrão de saída. A diferença (erro) é então propagada em sentido inverso ao fluxo de informações da rede (das saídas para as entradas) e os pesos são alterados de acordo com algum algoritmo que tende a minimizar o erro. Os vetores de entrada e saída do conjunto de treinamento são aplicados sequencialmente, os erros são calculados e os pesos ajustados para cada vetor até que o erro para o conjunto de treinamento seja aceitável.

b) **Aprendizado não supervisionado:** não utiliza um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada. Entretanto, utilizam-se exemplos de coisas semelhantes para que a rede responda de maneira semelhante. A rede se auto-organiza em relação a alguns subconjuntos de entrada cujos elementos possuem características similares. Os vetores do conjunto de treinamento consistem unicamente de vetores de entrada. O algoritmo de treinamento modifica os pesos da rede para produzir vetores de saída que são consistentes, isto é, vetores do conjunto de treinamento que são similares entre si produzirão o mesmo padrão de saída. Nesse tipo de aprendizagem, espera-se que o sistema deve estatisticamente descobrir características e particularidades marcantes da população de entrada. Ao contrário do aprendizado supervisionado onde não existe um conjunto a priori de categorias dentro do qual os padrões irão ser classificados, o sistema é quem deve desenvolver sua própria representação do estímulo de entrada.

Denomina-se ainda ciclo de aprendizado (época) como sendo uma apresentação de todos os  $N$  pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento no processo de aprendizado. A correção dos pesos em um ciclo pode ser executada de dois modos. Através do modo padrão, onde a correção dos pesos acontece a cada apresentação à rede de um exemplo do conjunto de treinamento. Neste caso, a correção de pesos baseia-se somente no erro do exemplo apresentado naquela

iteração. Assim, em cada ciclo ocorrem  $N$  correções. Outro método para apresentação de dados de treinamento é no modo Batch onde apenas uma correção é feita por ciclo. Todos os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à rede, seu erro médio é calculado e a partir deste erro fazem-se as correções dos pesos.

Para se efetuar o mapeamento do processo através de redes neurais artificiais, algumas etapas devem ser seguidas para a adequada aplicação da abordagem neural. As principais etapas são especificadas a seguir:

#### Etapa 1: coleta de dados

A primeira etapa do processo de desenvolvimento de redes neurais artificiais é a coleta de dados relativos ao problema. Esta tarefa requer uma análise cuidadosa sobre o problema para minimizar ambiguidades e erros nos dados. Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema. Não devem cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e as condições nos limites do domínio do problema.

#### Etapa 2: separação em conjuntos

Normalmente os dados coletados devem ser separados em duas categorias: dados de treinamento que serão utilizados para o treinamento da rede e dados de teste que serão utilizados para verificar seu desempenho sob condições reais de utilização. Uma vez determinados estes conjuntos, eles são geralmente colocados em ordem aleatória para prevenção de tendências associadas à ordem de apresentação dos dados. Além disso, pode ser necessário pré-processar estes dados, através de normalizações, escalonamentos e conversões de formato para torná-los mais apropriados à sua utilização na rede.

### Etapa 3: configuração da rede

A terceira etapa é a especificação da configuração da rede, que pode ser dividida da seguinte forma:

- a) Seleção do paradigma neural apropriado à aplicação;
- b) Determinação da topologia da rede a ser utilizada (número de camadas, número de unidades em cada camada, etc.);
- c) Determinação de parâmetros do algoritmo de treinamento e funções de ativação. Esta fase tem um grande impacto no desempenho do sistema resultante.

Existem metodologias na condução destas fases e uma parte das escolhas são feitas de forma empírica. A definição da configuração de redes neurais requer experiência dos projetistas.

### Etapa 4: treinamento

A quarta etapa é o treinamento da rede. Neste momento, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. É importante considerar alguns aspectos tais como a inicialização da rede, modo de treinamento e o tempo de treinamento.

Uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário para o treinamento. Normalmente, os valores iniciais dos pesos da rede são números aleatórios pequenos uniformemente distribuídos em um intervalo definido.

Quanto ao tempo de treinamento, vários fatores podem influenciar a sua duração, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada. Os principais critérios de parada do algoritmo de aprendizagem são o número máximo de ciclos e o erro quadrático médio por ciclo. Pode ocorrer que em um determinado instante do treinamento que a generalização comece a degenerar, causando o problema de over-training, ou seja, a rede se especializa no conjunto de dados do treinamento e perde a capacidade de generalização.

O treinamento deve ser encerrado quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja, menor que um erro admissível.

#### Etapa 5: teste

A quinta etapa é o teste da rede. Durante esta etapa o conjunto de teste é utilizado para determinar o desempenho da rede com dados que não foram previamente utilizados.

#### 4.4 REDES PERCEPTRONS MULTICAMADAS (MLP)

Quando redes neurais artificiais de uma só camada são utilizadas, os padrões de treinamento apresentados à entrada são mapeados diretamente em um conjunto de padrões de saída da rede não sendo possível a formação de uma representação interna (HAYKIN, 2008). Neste caso, a codificação proveniente do mundo exterior deve ser suficiente para implementar esse mapeamento.

Esta restrição implica que padrões de entrada similares resultem em padrões de saída similares levando o sistema à incapacidade de aprender importantes mapeamentos. Como resultado, padrões de entrada com estruturas similares fornecidos do mundo externo que levem a saídas diferentes não são possíveis de serem mapeados por redes sem representações internas, isto é, sem camadas intermediárias. Um exemplo clássico deste caso é a função ou-exclusivo (XOR).

As redes de uma camada não são capazes de solucionar problemas que não sejam linearmente separáveis. Assim, enquanto não era possível construir um método de treinamento para redes com mais de uma camada, as redes neurais eram sempre suscetíveis a essa limitação.

Contudo, com o desenvolvimento do algoritmo de treinamento backpropagation, precedido por propostas semelhantes ocorridas nos anos 70 e 80, mostrou que é possível treinar eficientemente redes com camadas intermediárias,

resultando no modelo de redes neurais artificiais mais utilizado atualmente que são as redes Perceptron Multicamadas (MLP), treinadas com o algoritmo *backpropagation*.

Nestas redes, cada camada tem uma função específica. A camada de saída recebe os estímulos da camada intermediária e constrói o padrão que será a resposta. As camadas intermediárias funcionam como extratoras de características, seus pesos são uma codificação de características apresentadas nos padrões de entrada e permitem que a rede crie sua própria representação mais rica e complexa do problema.

A partir de extensões do Teorema de Kolmogorov (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010) são necessárias no máximo duas camadas intermediárias, com um número suficiente de unidades por camada, para se produzir quaisquer mapeamentos da mesma forma que somente uma camada intermediária é suficiente para aproximar qualquer função contínua.

#### 4.5 APRENDIZADO DE REDES PERCEPTRONS

Este item traz detalhes a respeito dos algoritmos de treinamento referentes aos processos de aprendizagem supervisionada das redes neurais.

##### 4.5.1 Backpropagation

A técnica de treinamento da rede, utilizando o algoritmo *backpropagation*, é descrita por uma sequência de ações (HAYKIN, 2008):

- um padrão é apresentado à camada de entrada da rede;
- a atividade resultante é propagada pela rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída;
- a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular;
- se a saída não estiver correta, o erro é calculado;

- o erro é então propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada;
- os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retro-propagado;
- o processo é repetido para todos os vetores de entrada da rede até que o erro quadrático médio das saídas da rede esteja num valor aceitável.

#### 4.5.2 Método de Levenberg-Marquardt

Como já citado, o algoritmo backpropagation ajusta os valores das matrizes de pesos em função erro quadrático médio. Porém, a utilização desse algoritmo na prática tende a convergir muito lentamente, exigindo assim um elevado esforço computacional. Para contornar este problema várias técnicas de otimização têm sido incorporadas ao algoritmo backpropagation a fim de reduzir o seu tempo de convergência e diminuir o esforço computacional exigido pelo mesmo. Dentre as técnicas de otimização mais utilizadas para este propósito destaca-se o algoritmo de Levenberg- Marquardt (HAGAN; MENHAJ, 1994, p. 989).

O algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM) é uma técnica que pode ser incorporada ao algoritmo backpropagation para melhorar a eficiência do processo de treinamento. Este método é bastante eficiente quando tratamos de redes que não possuem mais do que algumas centenas de conexões a serem ajustadas. Isto se deve ao fato de que estes algoritmos necessitam armazenar uma matriz quadrada cuja dimensão é da ordem do número de conexões da rede. Comprova-se que, em determinados problemas, o algoritmo LM torna-se de 10 a 100 vezes mais rápido que o algoritmo backpropagation convencional (HAGAN; MENHAJ, 1994, p. 989).

## 4.6 APLICAÇÃO DO PROCESSO DE DESENVOLVIMENTO DE RNAs

Nesta etapa, uma sequência de ações é apresentada com a finalidade de sistematizar o processo de desenvolvimento das RNAs (TATIBANA; KAETSU, 2001). Essas ações propiciam a utilização correta da técnica, prevenindo e evitando a ocorrência de problemas durante os treinamentos.

### 4.6.1 Coleta de dados

O primeiro passo no processo de desenvolvimento de redes neurais artificiais é a coleta de dados relativos ao problema em questão. Isto requer uma cuidadosa análise do problema, usando técnicas de amostragem (STEVENSON, 1986) de modo a minimizar ambiguidades e erros nos dados. Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema. Eles não devem contemplar apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e condições pertencentes aos limites do domínio do problema.

### 4.6.2 Separação em conjuntos

Os dados coletados devem ser separados em duas categorias:

- dados de treinamento: utilizados para o treinamento da rede;
- dados de teste: utilizados para verificar o desempenho no referente as condições reais de utilização e a capacidade de generalização da rede.

Após estes conjuntos serem determinados, normalmente eles são colocados em ordem aleatória para prevenção de tendências associadas à ordem de apresentação dos dados. Além disso, pode ser necessário pré-processar estes dados, através de normalizações, escalonamentos e conversões de formato para torná-los mais apropriados à sua utilização na rede.

### 4.6.3 Configuração da rede

A próximo passo é a especificação da configuração da rede, que pode ser dividida em três etapas:

- a seleção do paradigma neural apropriado à aplicação;
- a determinação da topologia da rede a ser utilizada: o número de camadas, o número de unidades em cada camada, etc;
- a determinação de parâmetros do algoritmo de treinamento e das funções de ativação dos neurônios. Esta etapa tem um grande impacto no desempenho do sistema resultante.

Existem algumas metodologias na condução destas tarefas. Mas, geralmente, parte dessas escolhas é feita de forma empírica. A definição da configuração de redes neurais é ainda considerada uma arte que requer grande experiência dos projetistas.

### 4.6.4 Treinamento

O quarto passo é o treinamento da rede. Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. Nesta fase, é importante considerar alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo e o tempo de treinamento.

A escolha adequada dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário para o treinamento. Normalmente, os valores iniciais dos pesos da rede são números aleatórios pequenos, uniformemente distribuídos em um intervalo definido.

Com relação ao tempo de treinamento, diversos fatores podem influenciar a sua duração, entretanto sempre será necessário utilizar algum critério de parada. Os principais critérios de parada do algoritmo de aprendizagem são o

número máximo épocas e o erro quadrático médio por ciclo. Pode ocorrer que, em um determinado instante do treinamento, a generalização comece a degenerar, causando o problema denominado over-training, ou seja, a rede se especializa no conjunto de dados do treinamento e perde a capacidade de generalização.

O treinamento deve ser encerrado quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja, menor que um nível admissível previamente.

#### 4.6.5 Teste e validação

Nesta etapa, o conjunto de teste é utilizado para determinar o desempenho da rede com dados que não foram previamente utilizados. Finalmente, com a rede treinada e devidamente avaliada, ela pode ser integrada em um sistema do ambiente de operação da aplicação.

## 5 APLICAÇÃO DE REDES NEURAS RELACIONADAS COM ESTIMAÇÃO DA TEMPERATURA

No sistema apresentado neste trabalho, os sinais de perdas em vazio, perdas em carga, perdas totais, superfície de dissipação de calor, gradiente de temperatura da baixa tensão e gradiente de temperatura da alta tensão de transformadores de distribuição monofásicos imersos em óleo são aplicados em uma arquitetura de redes neurais artificiais com o objetivo de estimar a elevação de temperatura dos enrolamentos de baixa e alta tensão e do topo do óleo. A arquitetura da rede neural utilizada nesta aplicação é do tipo Perceptron multicamadas. O treinamento da rede foi realizado através do algoritmo denominado "Levenberg-Marquardt" e foi baseado em dados de projeto e de ensaios de transformadores de distribuição imersos em óleo.

A aplicação de redes neurais também proporciona ao trabalho uma forte relação com os métodos, processos e equipamentos utilizados nos ensaios dos transformadores. Evidencia-se neste trabalho a característica de inspiração em projetos anteriores com resultados previamente testados (FREITAS; SILVA; SOUZA, 2002, p. 266).

### 5.1 INTRODUÇÃO

Para realização deste trabalho, inicialmente foram realizados ensaios de elevação de temperatura com procedimento de acordo com a norma ABNT NBR 5356-2, 2007, em transformadores monofásicos de distribuição imersos em líquido isolante, com sistema de refrigeração do tipo tubular, de diferentes classes de tensão e padrões construtivos, com potências de 5 kVA a 100 kVA, em diferentes datas, durante o período de três anos a partir do ano de 2010, resultando num total de 185 ensaios.

Os ensaios foram realizados no laboratório da Romagnole Produtos Elétricos S.A., fabricante nacional de transformadores de distribuição, utilizando os seguintes equipamentos:

- Analisador Digital Trifásico de Grandezas Elétricas, JMAN 9443, em conjunto com os programas Trans4 e Eleva;
- Ponte Kelvin trifásica, JMAN 9920, em conjunto com o programa Rhmed;

## 5.2 ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA

### 5.2.1 Introdução

Este capítulo descreve os procedimentos para determinação dos valores de temperatura durante os ensaios na fábrica e também os métodos para substituição de um regime de carga em serviço para os procedimentos dos ensaios equivalentes.

Durante o ensaio de elevação de temperatura o transformador deve estar equipado com todos os seus acessórios e dispositivos de proteção (ABNT NBR 5356-2, 2007).

Devem ser tomadas precauções para reduzir ao mínimo as variações de temperatura do ar de resfriamento, em particular durante a última parte do ensaio, quando se aproxima a estabilização. Ao menos três sensores devem ser utilizados e a média dessas leituras deve ser utilizada como valor de ensaio. As leituras devem ser feitas a intervalos regulares (ABNT NBR 5356-2, 2007).

Os sensores devem ser dispostos ao redor do tanque, afastados entre 1 m e 2 m do tanque ou da superfície de resfriamento, e devem estar protegidos de radiação térmica direta. Os sensores devem ser colocados a meia altura da superfície de resfriamento ao redor do transformador (ABNT NBR 5356-2, 2007).

O objetivo do ensaio é duplo:

- determinar a elevação de temperatura do topo do óleo em regime permanente com dissipação das perdas totais;
- determinar a elevação de temperatura média dos enrolamentos à corrente nominal com a elevação de temperatura do topo do óleo determinada acima.

### 5.2.2 Procedimento de ensaio

O procedimento para obter a elevação de temperatura do líquido isolante consiste em medir a temperatura a 50 mm abaixo da parte superior do óleo ( $\theta_{TO}$ ), e externamente na parte superior ( $\theta_{SUP}$ ) e inferior ( $\theta_{INF}$ ) do tanque.

Aplica-se uma corrente que permita obter as perdas totais (perdas em vazio mais as perdas em carga) que o transformador teria com a porcentagem de carga que se deseja ensaiar.

$$P = P_o + k^2 \cdot P_{cc} \quad (4.1)$$

onde:

$P_o$  são as perdas nominais em vazio [W]

$P_{cc}$  são as perdas nominais com carga [W]

$K$  é a porcentagem de carga [pu]

Por razões práticas, o método normalizado da determinação da elevação de temperatura, na fábrica, é o método de curto-circuito (ABNT NBR 5336-2, 2007), onde se mantém as perdas constantes até que a elevação de temperatura do líquido isolante na parte superior com relação ao ambiente ( $\Delta\theta_{TO}$ ) não varie mais de 1 °C durante três horas consecutivas. Quando isto ocorre a elevação do líquido isolante está estabilizada e o ensaio finaliza.

A temperatura média dos enrolamentos é determinada por medição da resistência dos enrolamentos. Uma medida de referência das resistências de todos os enrolamentos é feita quando o transformador está na temperatura ambiente e em regime estável. Outra medida deve ser feita após a estabilização e desligamento da alimentação e da conexão de curto-circuito e o valor da resistência imediatamente antes do desligamento deve ser determinado por extrapolação gráfica (ABNT NBR 5336-2, 2007).

A Figura 21 mostra um exemplo de um transformador monofásico sob ensaio de elevação de temperatura.

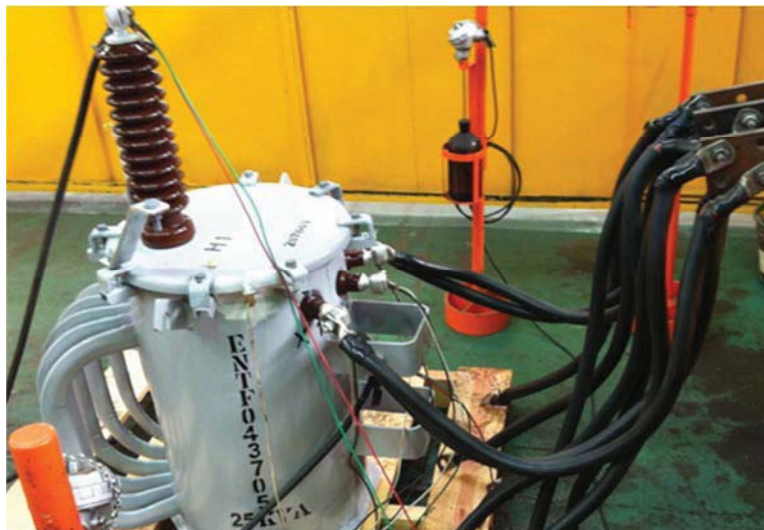


Figura 21 – Transformador sob ensaio de elevação de temperatura (Romagnole)

O gráfico do comportamento da temperatura do líquido isolante durante o ensaio de elevação de temperatura é apresentado na Figura 22.

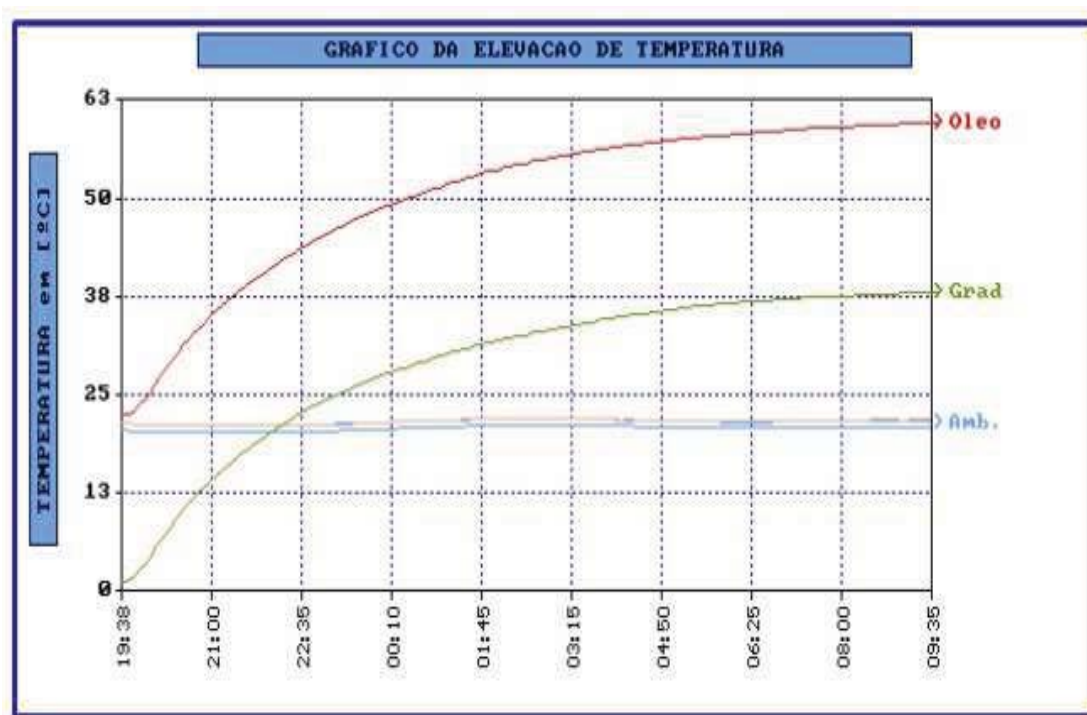


Figura 22 - Gráfico de elevação de temperatura do líquido isolante

Na Figura 23 e na Figura 24 são apresentados os gráficos de extrapolação das resistências da tensão superior e inferior, dos quais se obtém as resistências no instante zero.

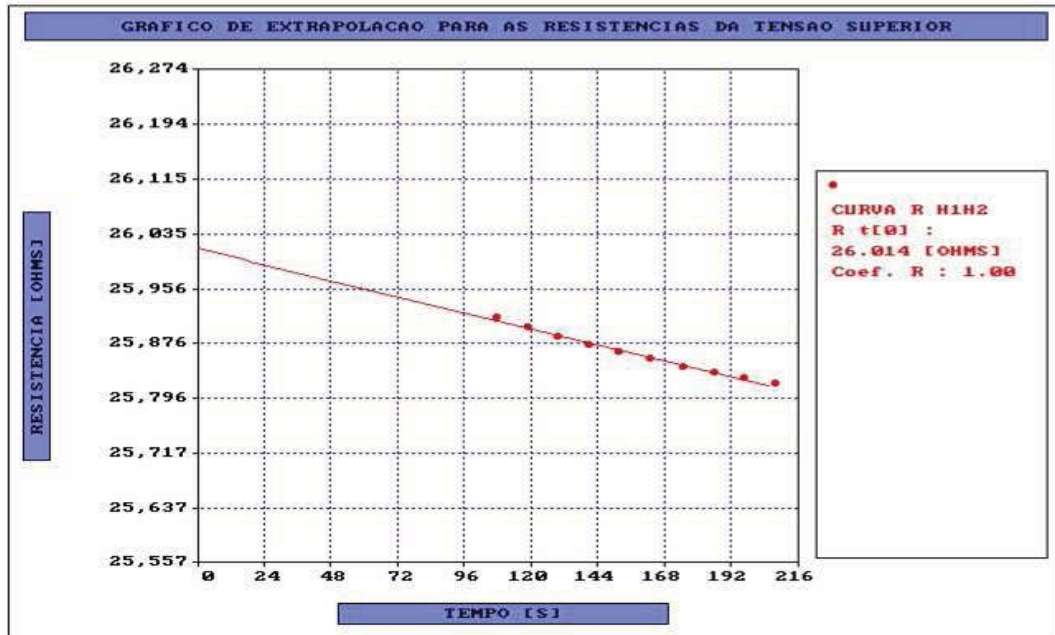


Figura 23 - Gráfico de extrapolação para as resistências TS

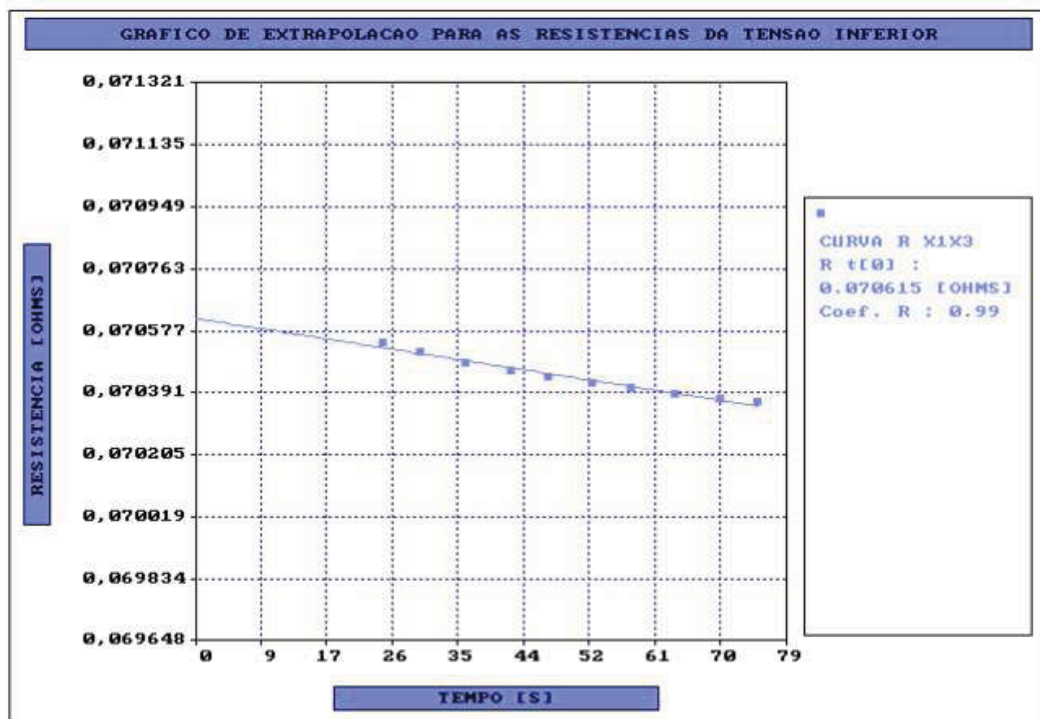


Figura 24 - Gráfico de extrapolação para resistências TI

### 5.3 LEVANTAMENTO DO BANCO DE DADOS

Os dados utilizados para viabilizar este estudo foram obtidos do conjunto de 185 relatórios de ensaios de elevação de temperatura realizados em transformadores monofásicos com sistema de refrigeração do tipo tubular, de diferentes classes de tensão, com potências de 5 kVA a 100 kVA, em diferentes datas, durante os anos de 2010 a 2012. As quantidades amostradas de transformadores, por potência, estão relacionadas na Tabela 6:

**Tabela 6** - Amostragem de transformadores para estudo

Potência (kVA)	Quantidade (peças)
5	6
10	66
15	57
25	39
37,5	8
50	6
100	3

Para cada um dos transformadores ensaiados foram apontados os resultados dos ensaios de elevação de temperatura, de perdas em vazio, perdas em carga e perdas totais, bem como os valores da superfície de dissipação e dos gradientes de temperatura dos enrolamentos de baixa e alta tensão, obtidos das memórias de cálculo, conforme exemplificado na Tabela 7.

**Tabela 7** - Modelo de tabulação dos dados de ensaio e projeto dos transformadores

Dados de Ensaio			Dados de Projeto			Dados de Ensaio		
$W_{cc}$	$W_0$	$W_{Totais}$	$S_{dissip}$	$Grad_{BT}$	$Grad_{AT}$	$\Delta_{\text{óleo}}$	$\Delta_{BT}$	$\Delta_{AT}$
144	33	177	0,3542	5,7	9,3	32,1	35,2	36,1
120	38	158	0,4108	7,9	10,7	27,1	32,7	39,2

Onde:

$W_{cc}$  são as perdas em carga do transformador, em Watts;

$W_0$  são as perdas em vazio, em Watts;

$W_{Totais}$  são as perdas totais, em Watts;

$S_{dissip}$  é a superfície de dissipação de calor, em  $m^2$ ;

$Grad_{BT}$  é o gradiente de temperatura da BT, em  $^{\circ}C$ ;

$Grad_{AT}$  é o gradiente de temperatura da AT, em  $^{\circ}C$ ;

$\Delta_{\acute{o}leo}$  é a elevação de temperatura do topo do óleo, em  $^{\circ}C$ ;

$\Delta_{BT}$  é a elevação de temperatura do enrolamento de BT, em  $^{\circ}C$ ;

$\Delta_{AT}$  é a elevação de temperatura do enrolamento de AT, em  $^{\circ}C$ ;

#### 5.4 MODELAGEM DA REDE NEURAL

O objetivo principal deste trabalho é o treinamento e a validação de uma RNA que possa estimar a temperatura do topo do óleo e dos enrolamentos de um transformador de distribuição imerso em líquido isolante em função das perdas em vazio, perdas em carga, perdas totais, superfície de dissipação de calor, gradiente de temperatura da baixa tensão e gradiente de temperatura da alta tensão.

O diagrama de blocos conforme Figura 25 delinea a metodologia proposta, indicando o estágio onde é aplicada a rede neural e sua finalidade. Nessa figura a RNA está representada apenas como ferramenta para a aplicação e, portanto, os respectivos processos de treinamento não estão inclusos nela. Esta figura mostra um diagrama de blocos com o sistema que contém a RNA. Esta rede tem por finalidade a determinação das elevação de temperatura final do transformador. No caso, as variáveis de entrada são as perdas em vazio, em carga e totais e a superfície de dissipação do transformador. Na saída, a variável estimada é a elevação de temperatura final do topo do óleo e dos enrolamentos do transformador. A RNA tem apenas uma camada oculta de 80 neurônios, cuja função de ativação é a tangente hiperbólica. Na camada de saída, a função de ativação é linear.

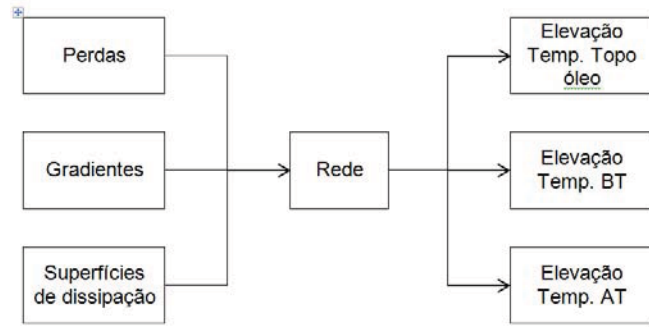


Figura 25 – Sistema Proposto para a RNA

A arquitetura geral dos sistemas neurais utilizados, conforme ilustrado na Figura 26, é constituída por uma rede Perceptron multicamadas com uma camada escondida, constituída por N neurônios. A função de ativação utilizada nos neurônios das camadas escondidas foi a função tangente hiperbólica, enquanto para o neurônio da camada de saída foi uma função linear. Para todas as situações, as variáveis de saída a serem estimadas pela rede são as temperaturas do topo do óleo e dos enrolamentos.

As variáveis que compõem os vetores de entrada da rede são definidas por grandezas que fazem parte do processo de perdas elétricas e superfície de dissipação, as quais foram definidas como:

$W_{cc}$  são as perdas em carga do transformador, em Watts;

$W_0$  são as perdas em vazio, em Watts;

$W_{Totais}$  são as perdas totais, em Watts;

$S_{dissip}$  é a superfície de dissipação de calor, em  $m^2$ ;

$Grad_{BT}$  é o gradiente de temperatura da BT, em  $^{\circ}C$ ;

$Grad_{AT}$  é o gradiente de temperatura da AT, em  $^{\circ}C$ ;

Os vetores de saída da rede foram compostos por três variáveis que representam a elevação de temperatura do topo do óleo ( $\Delta_{\text{óleo}}$ ), a elevação de temperatura do enrolamento de baixa tensão ( $\Delta_{BT}$ ) e a elevação de temperatura do enrolamento de alta tensão ( $\Delta_{AT}$ ). A arquitetura da rede neural utilizada para identificação do processo é mostrada na Figura 26.

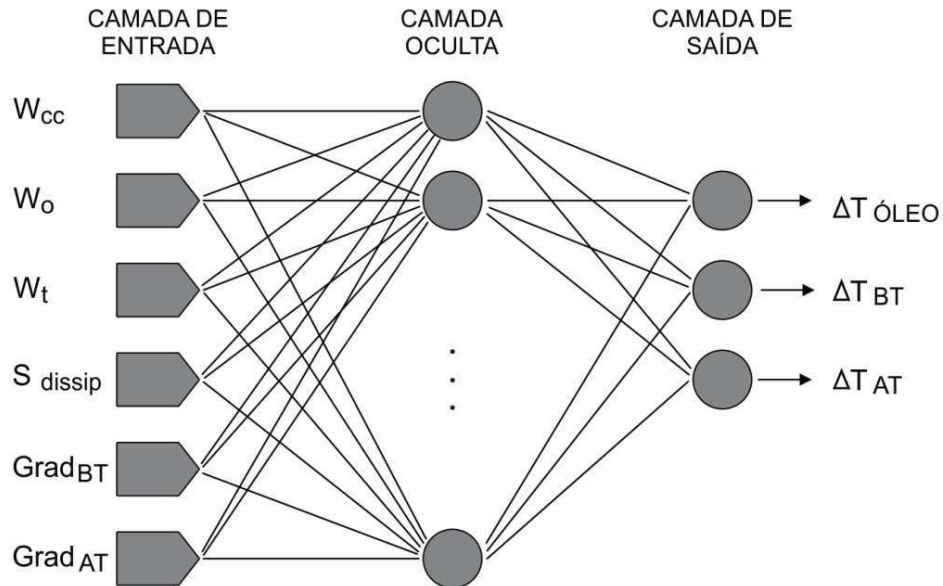


Figura 26 – Arquitetura da rede Perceptron

O treinamento da rede foi realizado pelo algoritmo Levenberg-Marquardt e os dados para treinamento foram obtidos através de ensaios experimentais. Dos 185 ensaios disponíveis, 166 foram utilizados para treinamento de rede e 19 para validação.

Foi utilizado a ferramenta *Neural Pattern Recognition Tool* (nprtool) do software MATLAB, com seguinte topologia da arquitetura neural:

Algoritmo de treinamento: Trainlm

Função de ativação: Tangente-hiperbólica sigmoid

Topologia da RNA:

Arquitetura: Perceptron Multicamadas

Número de camadas escondidas: 1

Número de neurônios das camadas escondidas: 80

## 5.5 RESULTADOS E ANÁLISES

A evolução do erro no processo de treinamento da RNA em função do número de iterações é mostrada na Figura 27. A parada do treinamento aconteceu no limite máximo de 4785 épocas quando estabilizou o erro quadrático médio.

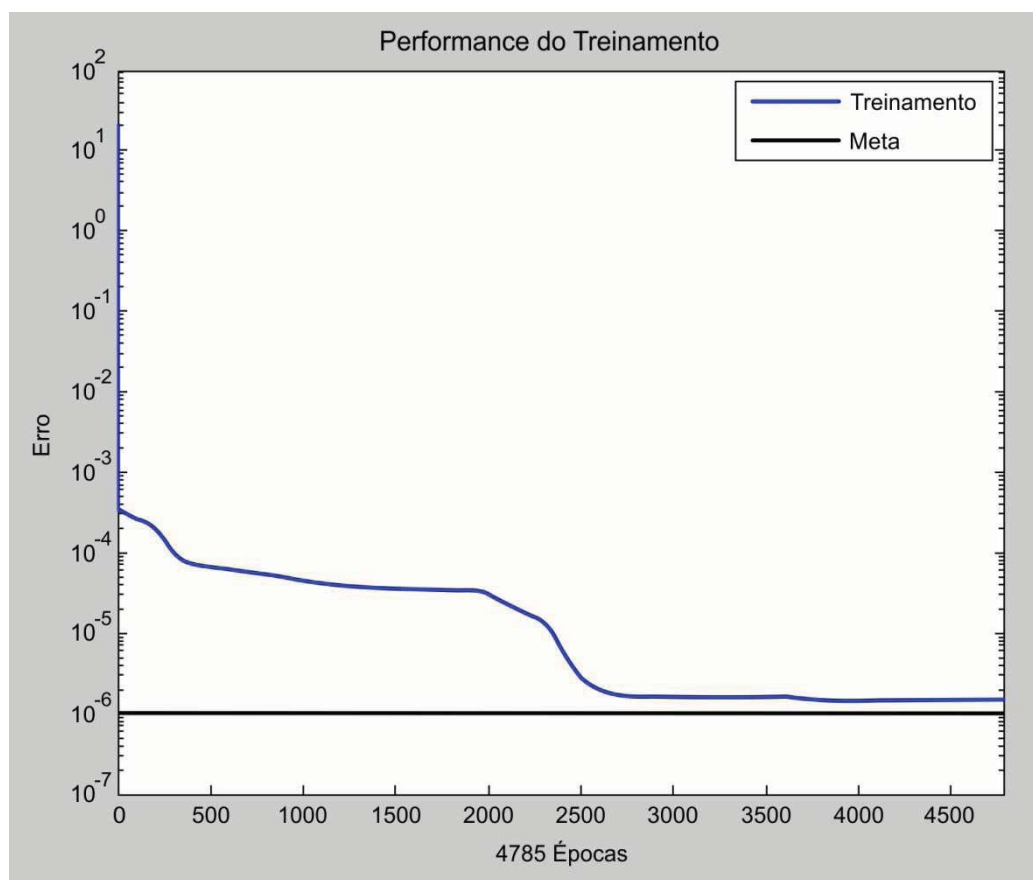


Figura 27 – Evolução do erro no processo de treinamento da RNA

Uma comparação entre os resultados estimados pela RNA e os valores reais obtidos nos ensaios dos 19 transformadores para validação é mostrada nos gráficos Quantile-Quantile (Q-Q) a seguir, com a finalidade de validação e teste do poder de generalização da rede.

O gráfico Q-Q da Figura 28 mostra as comparações entre resultados estimados pela RNA para a elevação de temperatura do topo do óleo e aqueles que foram efetivamente medidos nos ensaios.

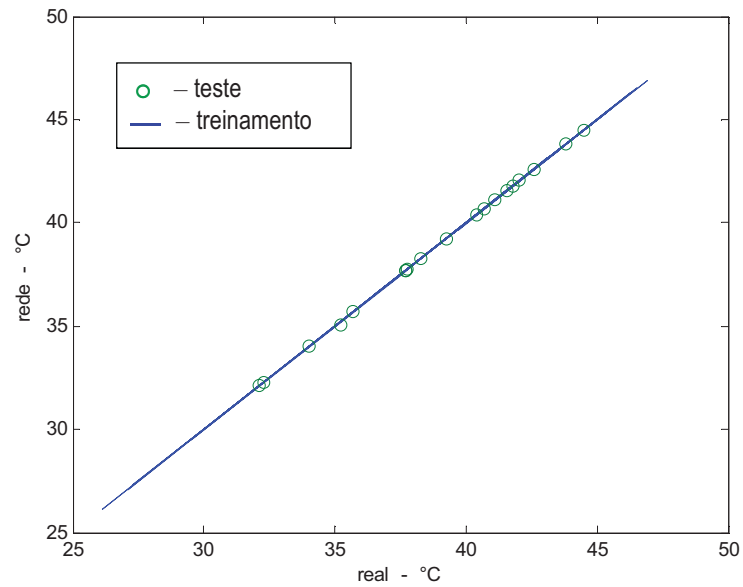


Figura 28 – Comparação da temperatura do topo do óleo

As comparações entre os resultados estimados pela RNA para a elevação de temperatura do enrolamento de BT e aqueles que foram efetivamente medidos nos ensaios são apresentados no gráfico Q-Q da Figura 29.

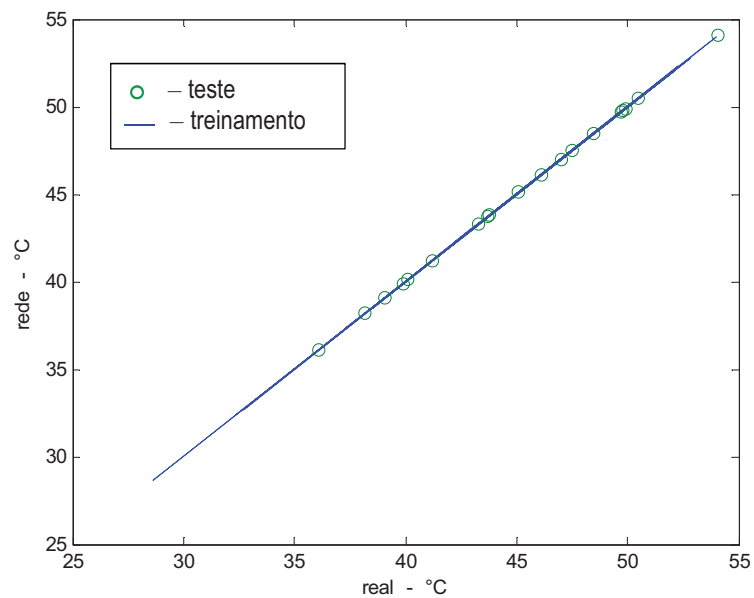


Figura 29 – Comparação da temperatura do enrolamento de BT

As comparações entre os resultados estimados pela RNA para a elevação de temperatura do enrolamento de AT e aqueles que foram efetivamente medidos nos ensaios são apresentados no gráfico Q-Q da Figura 30.

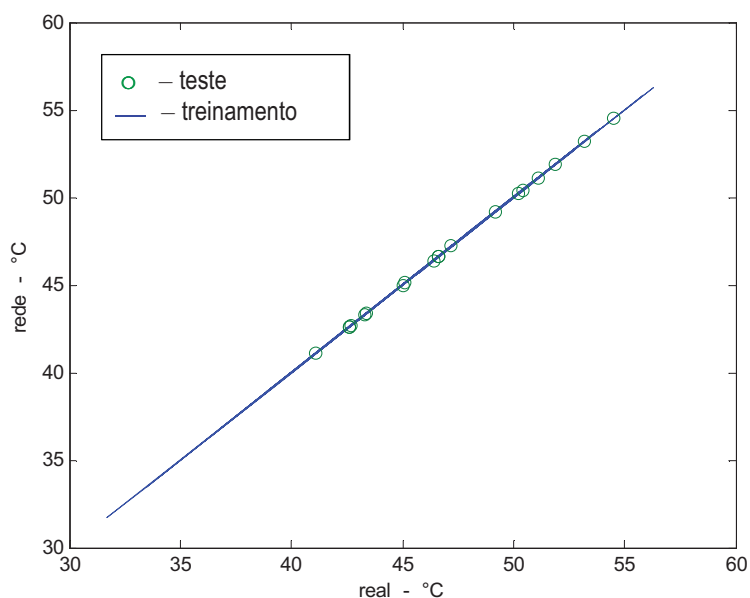


Figura 30 - Comparação da temperatura do enrolamento de AT

Os resultados obtidos no treinamento da RNA (Figura 28, Figura 29 e Figura 30) confirmam que a mesma se encontra muito bem ajustada, inclusive quanto ao aspecto de generalização. A taxa de erro ficou a valores muito pequenos. Estes fatos demonstram a habilidade da RNA para a solução do problema em questão.

Adicionalmente, para reforçar a análise, tomando como base a simulação presente na Figura 27, foi possível gerar uma tabela de erros, cujo valor é calculado subtraindo-se os valores encontrados na simulação dos valores reais medidos no laboratório. Estes dados são apresentados na Tabela 8.

**Tabela 8** - Erros absolutos entre simulação computacional e ensaios laboratoriais

Amostra	Erro óleo (°C)	Erro BT (°C)	Erro AT (°C)
1	0,0000	-0,0003	0,0001
2	0,0001	0,0000	0,0000
3	-0,0271	0,0119	0,0021
4	0,0031	-0,0015	-0,0014
5	0,0003	0,0001	-0,0001
6	-0,0008	0,0003	0,0000
7	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,0005	0,0002	-0,0002
9	0,0098	-0,0024	-0,0039
10	0,0002	0,0000	-0,0001
11	0,0000	0,0000	0,0000
12	0,0000	0,0000	0,0000
13	-0,0115	0,0039	-0,0046
14	-0,0001	-0,0001	0,0000
15	0,0009	-0,0005	0,0001
16	-0,0002	0,0002	0,0002
17	0,0000	0,0001	-0,0001
18	-0,0001	0,0000	-0,0001
19	-0,0003	0,0004	0,0000

A Figura 28, a Figura 29, a Figura 30 e a Tabela 8 mostram que o método de simulação envolvendo redes neurais artificiais aplicadas ao ensaio de elevação de temperatura de transformadores foi satisfatório. Quando comparado através dos erros, nota-se que a diferença entre os valores reais da temperatura do óleo isolante e dos enrolamentos obtidos em ensaios laboratoriais com os valores estimados empregando RNA é muito pequena. Pode-se então concluir que as RNAs podem ser empregadas de forma satisfatória na estimação dos valores da elevação de temperatura de transformadores monofásicos imersos em líquido isolante, pois atenderam à expectativa do problema que era reduzir o tempo demandado para o ensaio.

Foram utilizados 90% do banco de dados para o teste de generalização e 10% para verificação do treinamento.

## 6 CONCLUSÃO

O trabalho proposto estabelece um estudo sobre a elevação de temperatura dos enrolamentos e do topo do óleo isolante de transformadores monofásicos para redes aéreas de distribuição medidos conforme ABNT NBR 5356-2 (2007) e compara estes valores com os valores estimados pela aplicação de uma Rede Neural Artificial.

Por tratar-se de um sistema que apresenta comportamento não linear e envolvendo uma grande quantidade de variáveis, as habilidades das RNAs de aprender a partir de sua própria experiência mostraram-se de grande valia. Os resultados apresentados através dos gráficos Q-Q comprovam a eficiência das RNAs na solução deste problema. Os gráficos Q-Q comparam os valores obtidos nas saídas da RNA com os reais obtidos nos ensaios aos quais os transformadores foram submetidos.

Os resultados das comparações apontam que os valores estimados pela rede neural são muito próximos dos medidos em laboratório, demonstrando que a rede generalizou, o que pode ser comprovado pelos baixos valores das taxas de erro no final do treinamento.

Novos projetos de transformadores de distribuição poderão ter seus sistemas de refrigeração verificados com mais rapidez com a utilização do método proposto neste trabalho.

Em suma, a partir desses resultados de simulação, verifica-se que a estimação dos valores de elevação de temperatura do óleo e dos enrolamentos pela rede neural é muito próxima dos valores medidos em laboratório. Este fato implica que a abordagem proposta neste trabalho pode ser aplicada com eficiência nesta situação, podendo ser uma alternativa à realização do ensaio de elevação de temperatura em transformadores de distribuição, reduzindo assim o tempo necessário para se verificar o atendimento das temperaturas especificadas de doze horas para menos de uma hora.

## 6.1 FUTUROS TRABALHOS

Como continuidade deste trabalho sugere-se uma amostragem de transformadores trifásicos de distribuição para confirmação da aplicabilidade nesta linha de produtos.

Também poderão ser desenvolvidos trabalhos visando a implementação deste método em outra plataforma, como por exemplo, a plataforma JAVA para aplicação da proposta em chão de fábrica.

Num estágio posterior, o processo poderia ser sistematizado e incluído como alternativa nas normas específicas.

## REFERÊNCIAS

- ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. (1997) **NBR 5416: Aplicação de cargas em transformadores de potencia – Procedimento**. Rio de Janeiro.
- ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. (2007) **NBR 5356-1: Transformadores de potência. Parte 1: Generalidades**. Rio de Janeiro.
- ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. (2007) **NBR 5356-2: Transformadores de potência. Parte 2: Aquecimento**. Rio de Janeiro.
- ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. (2011) **NBR 5440: Transformadores Para Redes Aéreas de Distribuição - Requisitos**. Rio de Janeiro.
- ARANTES, J. G. Diagnóstico de Falhas em Transformadores de Potência pela Análise de Gases Dissolvidos no Óleo Isolante Através de Redes Neurais, Dissertação de Mestrado, 2005, **Universidade Federal de Itajubá**, Itajubá 2005.
- ARSHAD, M.; ISLAM, S.; KHALIQ, A. Power Transformer Insulation Response and Risk Assessment. In: Proceedings of the 8<sup>th</sup> International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power System, **Iowa State University**, 2004.
- BATISTELA, N. J. Caracterização e Estimação das Perdas Eletromagnéticas em Lâminas de Aço Silício. Tese de Doutorado, 2000, **Universidade Federal de Santa Catarina**, Florianópolis, 2000.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P. L. F. de; LUDEMIR, T. B.. **Redes Neurais Artificiais Teoria e Aplicações**. 1<sup>a</sup> edição. Rio de Janeiro: LTC, 2000.
- CADAVID, H.; APONTE, G.; GARCÍA, D.; MUÑOZ, M.; RODRÍGUEZ, C.; GIRALDO, O. Evaluación del Comportamiento Térmico del Transformador de Distribución, **Universidad del Valle**, Cali – Colombia, 2008.
- Catálogo de produtos **Aperam Inox América do Sul S.A.**, 2012.
- CONTATORI, C.; ROSSI, R. Um Sistema Inteligente Baseado em Redes Neurais Artificiais, Aplicado na Monitoração Térmica de Transformadores de Força. **Revista Sinergia**, São Paulo, V. 6, n. 2, p. 89-96, Julho-Dezembro, 2005.
- COPEL - Materiais De Distribuição – **NTC 810027: Especificação Transformador de Distribuição**.

DELAIBA, A. C. Comportamento de Transformadores com Cargas Não Lineares: Uma Abordagem Analítica, Experimental e Numérica pelo Método dos Elementos Finitos, Tese de Doutorado, 2007, **USP – Universidade de São Paulo**, São Paulo, 1997.

ELMOUDI, A. Thermal Modeling and Simulation of Distribution Transformers. In: Proceedings of the 5th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, 2008, Electrical and Computer Engineering, **Sultan Qaboos University**, Oman, 2008.

FINOCCHIO, M. A. F. Determinação da Temperatura de Enrolamentos de Transformadores a Seco e de Suas Perdas Totais Baseado em Redes Neurais Artificiais, Dissertação de Mestrado, 2010, **Universidade Estadual de Londrina**, Londrina, 2010.

FRANKLIN, A. C.; FRANKLIN, J. S. C. **The J&P Transformer Book – A Practical Technology of the Power Transformers**. 11ª edição. Oxford: Butterworth - Heine-  
mann, 1983.

FREITAS, A. A. C. de, SILVA, I. N. da; SOUZA, A. N. de. Aplicação de Redes Neurais na Estimação da Temperatura Interna de Transformadores de Distribuição Imer-  
sos em Óleo. **Revista Controle & Automação**, V. 13, n. 3, p. 266-274, Novembro de Dezembro, 2002.

GEROMEL, L. H. Aplicação de Sistemas Inteligentes em Projetos de Transformado-  
res de Potência. Tese de Doutorado, 2003, **Faculdade de Engenharia Elétrica e de  
Computação da Unicamp**, Campinas, 2003.

HAGAN, M. T.; MENHAJ, M. B. Training Feedforward Networks With The Mar-  
quardt Algorithm; **IEEE Transaction on Neural Networks**; V. 5, N. 6, p. 989-993;  
Novembro; 1994.

HARITHA, V. V. S. S.; RAO, T R; AMIT, J. Thermal Modeling of Electrical Trans-  
formers. In: Proceedings of the 16<sup>th</sup> National Power Systems Conference, 2010, **De-  
partment of Electrical Engineering, Univ. College of Engg., Osmania University**,  
Hyderabad, A.P, INDIA, 2010.

HARLOW, J. H. **Electric Power Transformer Engineering**. 1ª edição. New York:  
CRC Press, 2004.

HAYKIN, S. **Redes Neurais – Princípios e Prática**. 2ª edição. Porto Alegre: Book-  
man, 2008.

IEC – INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. (1993, corrigendum  
1997) **IEC 60076-2: Temperature rise power transformer**. Switzerland.

IEEE - INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS. (1995, Cor 1 2002) **IEEE Std C57.91-1995: Guide for loading mineral oil-immersed transformer**. New York.

IEEE - INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS. (2001) **IEEE Std C57.119-2001: Recommended practice for performing temperature rise tests on oil-immersed power transformers at loads beyond nameplate ratings**. New York.

JESUS, N. C. de; FIGUEIREDO, C. E. C.; BERNARDON, D. P.; MELLO, G.; RECH, R.; DIUNER, F. Análise do Comportamento Térmico de Transformadores. In: Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2006, **Universidade Federal de Campina Grande**, Campina Grande, 2006

JORDÃO, R. G. **Transformadores**. 1ª edição. São Paulo: Editora Blucher, 2008.

KULKARNI, S. V.; KHAPARDE, S. A. **Transformer Engineering: Design and Practice**. 1ª edição. New York: Marcel Dekker, Inc., 2004.

LESIEUTRE, B. C.; HAGMAN, W. H.; KIRTLEY JUNIOR, J. L. An Improved Transformer Top Oil Temperature Model for Use in An On-Line Monitoring and Diagnostic System. In: Proceedings of the **IEEE/PES Winter Meeting**, Baltimore, 1996.

MARTÍN, J. C. **Teoría, Cálculo y Construcción de Transformadores**. 5ª edição. Barcelona: Labor, 1969.

MONIZ, O. V. Perda de Vida Útil Técnica e Perda de Vida Econômica dos Transformadores de Distribuição. Dissertação de Mestrado, 2007, **Universidade Federal de Itajubá**, Itajubá, 2007.

OLIVEIRA, J. C. de; COGO, J. R.; ABREU, J. P. G. de. **Transformadores: Teoria e Ensaio**. 5ª edição. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda., 2003.

PÉREZ, P. A. **Transformadores de distribución (Teoría. Cálculo, construcción y pruebas)**. 2ª edição. México: Editorial Reverté, 2001.

RAS, E. **Transformadores de potencia, de medida y de protección**. 7ª edição. Barcelona: Marcombo Boixareu Editores, 1994.

SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas**. 1ª edição. São Paulo: Artliber Editora, 2010.

SOUZA, A. N. de; AMARAL, F. C. L.; PORTO, L. G. C.; MANFRIATO, J. W. S.; SALGADO, M. H.; ZAGO, M. G. Aplicação de Redes Neurais Artificiais Para Melhorar a Eficiência de Transformadores de Distribuição Relacionada ao Processo de Fabricação. In: Anais do **XI Simpósio de Engenharia de Produção – SIMPEP**, Bauru, 2004.

STEVENSON, W. J. **Estatística Aplicada à Administração**; 1ª edição. São Paulo. Harbra Editora, 1986

SUSA, D. Dynamic Thermal Modelling Of Power Transformers. Tese de Doutorado, TKK Dissertations 9, 2005, **Helsinki University of Technology: Department of Electrical and Communications Engineering**, Helsinki, 2005.

TATIBANA, C. Y.; KAETSU, D. Y. Curso de Redes Neurais Artificiais; UEM; 2001.

WANG, H.; BUTLER, K.L. Neural Network Modeling of Distribution Transformers With Internal Short Circuit Winding Falts. In: Proceedings of the 22nd IEEE Power Engineering Society. International Conference on Power Industry Computer Applications. Innovative Computing for Power - Electric Energy Meets the Market. **Power Industry Computer Applications, 2001. PICA 2001**, Sidney, 2001.

WINDERS JUNIOR, J. J. **Power Transformers Principles and Applications**. 1ª edição. New York: Marcel Dekker, Inc., 2002.

## APÊNDICES

## APÊNDICE A

### Publicações

TARDIVO, Márcio Aparecido; COVACIC, Márcio Roberto; GEROMEL, Luiz Henrique. Nova Metodologia Para Análise da Vida Útil de Transformadores de Distribuição Usando Sistemas Inteligentes. IV CBEE – IV Congresso Brasileiro de Eficiência Energética. Juiz de Fora, 2011.

FÁBIO, José Fernando; MENDONÇA, Márcio; FINOCCHIO, Marco Antonio Ferreira, TARDIVO, Márcio Aparecido. Redes Neurais Artificiais Aplicadas a Ensaio de Transformadores de Distribuição. XVII SICITE – XVII Seminário de Iniciação Científica e Tecnológica da UTFPR. Curitiba, 2012.

**APÊNDICE B**

Exemplo Relatório de Elevação de Temperatura



## RELATÓRIO DO ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA

Pág.: 01

RELATÓRIO N: 530/LE/2009 CLIENTE: RIO GRANDE ENERGIA S.A

<b>Número de Série:</b>	715295AQ	<b>Data:</b>	12/08/2009	<b>TEMPERATURAS DO ENSAIO</b>	
<b>ODC:</b>	4200004840	<b>Item:</b>	20	<b>Topo do óleo [°C]:</b>	55.40 [°C]
<b>Cód material:</b>	540204			<b>Ambiente 1 [°C]:</b>	20.06 [°C]
<b>Tipo:</b>	TDM AL 10/25/1,2			<b>Ambiente 2 [°C]:</b>	20.11 [°C]
<b>Potência:</b>	10 [KVA]	<b>Tensão AT ensaio:</b>	12067 [V]	<b>Ambiente 3 [°C]:</b>	20.10 [°C]
<b>Tensão Primário:</b>	13337 a 12067 [V]	<b>I Nom. AT ensaio:</b>	0.83 [A]	<b>Média Ambiente [°C]:</b>	20.09 [°C]
<b>Tensão Secundário:</b>	220 [V]			<b>Gradiente óleo [°C]:</b>	35.31 [°C]
<b>Perdas Vazio 100%:</b>	56 [W]	<b>105%:</b>			
<b>Perdas Totais 100%:</b>	263 [W]	<b>105%:</b>			

LIMITE de ELEVAÇÃO de TEMPERATURA (NBR 5356-2:07)

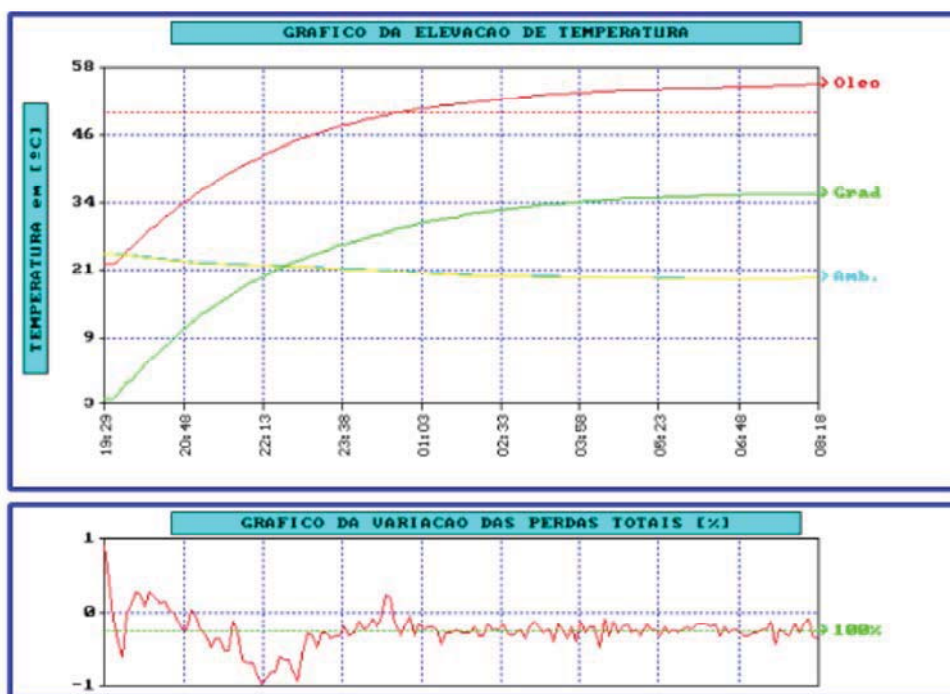
Do Óleo: 50 [°C]

Do Enrolamento: 55 [°C]

Tipo de Enrolamento AT:ALUMÍNIO BT:ALUMÍNIO

ENSAIO : APROVADO

Versão eleva.exe: 2.47b



Mandaguari, 13 de Agosto de 2009

JOAO VALDECI FREIRE

CONTROLE DE QUALIDADE

INSPETOR



## RELATÓRIO DO ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA

Pág.: 02

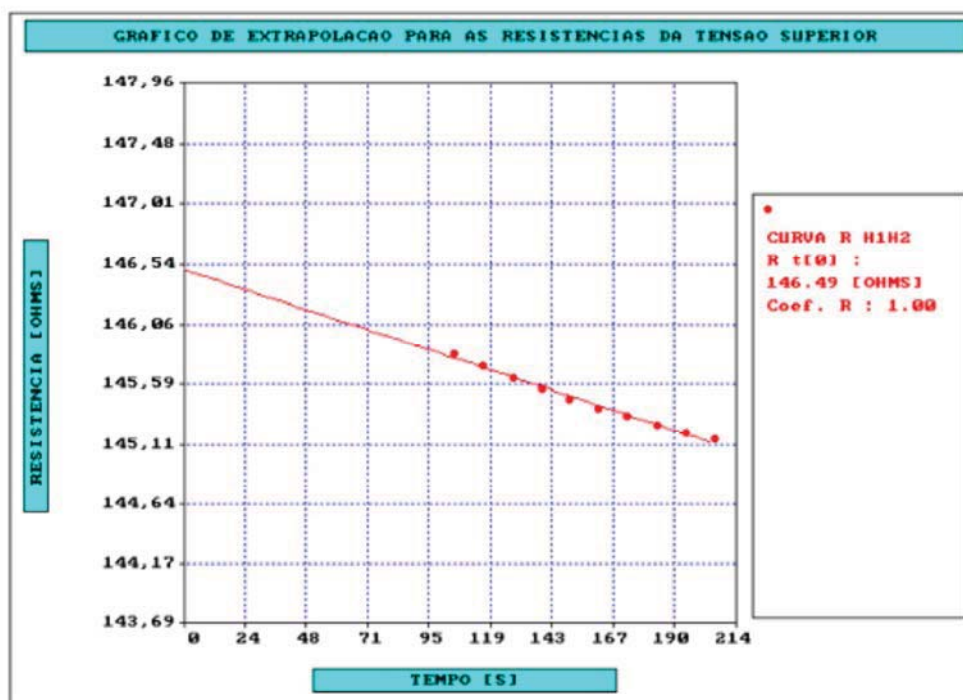
RELATÓRIO N: 530/LE/2009 CLIENTE: RIO GRANDE ENERGIA S.A

Resistências dos enrolamentos a 21.7 [°C]

Rh1h0 [Ohms] : 123.06

Ensaio de Aquecimento dos Enrolamentos:

H1H0  
 R(t=0) [Ohms]: 146.49  
 T. Óleo [°C]: 54.9  
 T. Amb. [°C]: 21.6  
 T. Enr. [°C]: 68.7  
 Enr/Óleo [°C]: 13.8  
 Enr/Amb. [°C]: 49.1  
 T. HotSpot [°C]:



Mandaguari, 13 de Agosto de 2009

JOAO VALDECI FREIRE

CONTROLE DE QUALIDADE

INSPECTOR



## RELATÓRIO DO ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA

Pág.: 03

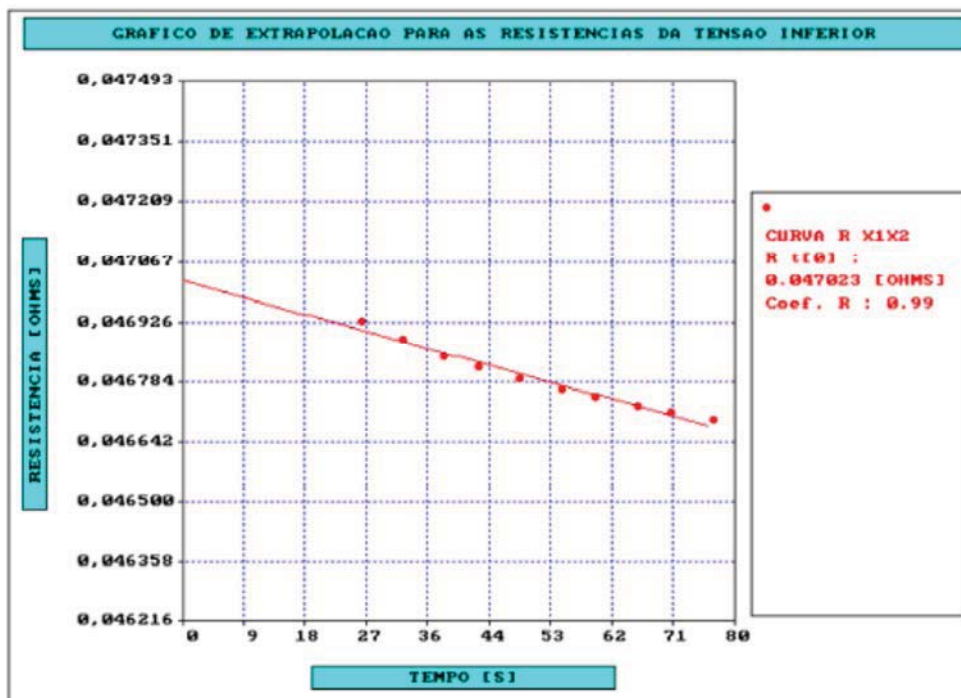
RELATÓRIO N: 530/LE/2009 CLIENTE: RIO GRANDE ENERGIA S.A

Resistências dos enrolamentos a 21.7 [°C]

Rx1x2 [Ohms]: 0.040146

Ensaio de Aquecimento dos Enrolamentos:

X1X2  
 R(t=0) [Ohms]: 0.047023  
 T. Óleo [°C]: 54.9  
 T. Amb. [°C]: 21.6  
 T. Enr. [°C]: 64.0  
 Enr/Óleo [°C]: 9.1  
 Enr/Amb. [°C]: 44.4  
 T. HotSpot [°C]:



Mandaguari, 13 de Agosto de 2009

JOAO VALDECI FREIRE

CONTROLE DE QUALIDADE

INSPETOR




---

**RELATÓRIO DO ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA**

 Pág.: 04
 

---

**RELATÓRIO N: 530/LE/2009      CLIENTE: RIO GRANDE ENERGIA S.A**


---

*Tempos e valores de resistências medidos*
**XIX2**

t[s]: 26	r[ohms]:0.046928
t[s]: 32	r[ohms]:0.046884
t[s]: 38	r[ohms]:0.046847
t[s]: 43	r[ohms]:0.046820
t[s]: 49	r[ohms]:0.046792
t[s]: 55	r[ohms]:0.046767
t[s]: 60	r[ohms]:0.046748
t[s]: 66	r[ohms]:0.046728
t[s]: 71	r[ohms]:0.046712
t[s]: 77	r[ohms]:0.046695

---

*Tempos e valores de resistências medidos*
**HIH0**

t[s]:105	r[ohms]:145.83
t[s]:116	r[ohms]:145.73
t[s]:128	r[ohms]:145.64
t[s]:139	r[ohms]:145.55
t[s]:150	r[ohms]:145.48
t[s]:161	r[ohms]:145.41
t[s]:172	r[ohms]:145.34
t[s]:184	r[ohms]:145.27
t[s]:195	r[ohms]:145.21
t[s]:206	r[ohms]:145.16

---

*Mandaguari, 13 de Agosto de 2009*
**JOAO VALDECI FREIRE**

 \_\_\_\_\_  
 CONTROLE DE QUALIDADE

 \_\_\_\_\_  
 INSPETOR



## RELATÓRIO DO ENSAIO DE ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA

Pág.: 05

RELATÓRIO N: 530/LE/2009 CLIENTE: RIO GRANDE ENERGIA S.A

-- Tabela de dados do ensaio de elevação de temperatura. --

Hora	Volts	Amp.	Watts	[%]	Ta1 °C	Ta2 °C	Ta3 °C	TaM °C	T óleo °C	E óleo °C	Desvio 3H %
20:18	352	0,99	264	101	23,6	23,7	23,6	23,6	28,6	5,0	
20:48	352	0,98	263	100	23,1	23,2	23,0	23,1	32,7	9,6	
21:18	352	0,97	263	100	22,6	22,7	22,5	22,6	36,4	13,8	
21:48	352	0,97	263	100	22,4	22,4	22,3	22,4	39,4	17,1	
22:18	352	0,96	261	99	22,2	22,2	22,1	22,2	42,1	19,9	
22:48	352	0,96	262	100	22,0	22,0	21,9	22,0	44,3	22,4	22,6
23:18	353	0,96	262	100	21,7	21,9	21,8	21,8	46,1	24,4	19,4
23:48	353	0,95	263	100	21,6	21,6	21,5	21,6	47,7	26,1	16,5
00:18	353	0,95	263	100	21,4	21,4	21,3	21,4	49,0	27,6	13,8
00:48	353	0,95	263	100	21,1	21,1	21,0	21,1	50,1	29,0	11,9
01:18	353	0,95	263	100	20,8	20,8	20,7	20,8	50,9	30,1	10,2
01:48	353	0,95	263	100	20,5	20,5	20,4	20,5	51,5	31,0	8,7
02:18	353	0,95	263	100	20,2	20,3	20,2	20,3	52,1	31,9	7,5
02:48	353	0,95	263	100	20,3	20,2	20,2	20,2	52,8	32,5	6,4
03:18	354	0,94	263	100	20,2	20,2	20,1	20,2	53,3	33,1	5,5
03:48	353	0,94	263	100	20,1	20,1	20,0	20,1	53,6	33,5	4,6
04:18	354	0,94	263	100	20,0	20,0	20,0	20,0	53,9	33,9	3,8
04:48	353	0,94	263	100	20,0	20,0	19,9	20,0	54,3	34,3	3,3
05:18	353	0,94	263	100	19,9	20,0	19,9	19,9	54,4	34,5	2,6
05:48	353	0,94	263	100	19,9	19,9	19,8	19,9	54,6	34,7	2,2
06:18	354	0,94	263	100	19,8	19,8	19,7	19,7	54,7	34,9	1,8
06:48	354	0,94	263	100	19,8	19,8	19,6	19,7	54,8	35,0	1,5
07:18	354	0,94	263	100	19,8	19,7	19,6	19,7	55,0	35,3	1,3
07:48	354	0,94	263	100	19,8	19,8	19,7	19,7	55,1	35,4	1,1
08:18	354	0,94	263	100	20,1	20,1	20,1	20,1	55,4	35,3	0,8

Mandaguari, 13 de Agosto de 2009

JOAO VALDECI FREIRE

CONTROLE DE QUALIDADE

INSPETOR

**APÊNDICE C**

Modelo de Certificado de Calibração de Instrumento



MANUEL ESTEVES Instrumentos e Softwares Ltda.  
LCE - Laboratório de Calibração de Eletricidade

Página 1 de 2

### CERTIFICADO DE CALIBRAÇÃO NÚMERO: N0643

**SOLICITANTE:** ROMAGNOLE Produtos Elétricos S.A.  
Rod, BR-376, Km-394, MANDAGUARI - PR

**DESCRIÇÃO DO OBJETO:** Analisador Digital Trifásico de Grandezas Elétricas.  
**FABRICANTE:** JMAN  
**MODELO:** 9443  
**NÚMERO DE SÉRIE:** 204 (Usado em conjunto com os programas Trans4 e Eleva)

**NÚMERO DE PÁGINAS DESTE CERTIFICADO:** 2  
**DATA DA CALIBRAÇÃO:** 08/10/2012

#### 1 – Equipamentos utilizados para a Calibração:

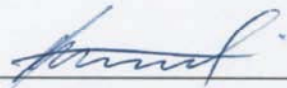
- 1.1: Ref. Interna 05: Multi Calibrador marca FLUKE, mod. 5500A, certificado de calibração “Deutscher kalibrierdienst DKD, NVLAP”, número: F1638006, certificado de calibração RBC (Metracal) número: RBC 11/0621 e S11/0621, validade 25/05/2014.

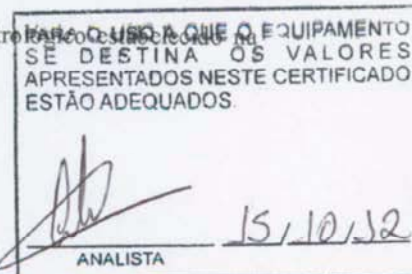
#### 2 – Normas e procedimentos utilizados para a calibração:

- 2.1: A calibração foi realizada pelo método da comparação. A incerteza expressa é baseada em uma incerteza combinada, multiplicada por um fator de abrangência  $k=2$ , para um nível de confiabilidade de 95%.
- 2.2: Temperatura ambiente:  $25\text{ °C} \pm 3\text{ °C}$ , Umidade relativa: Menor que 60 %.
- 2.3: Procedimento interno de calibração: proc2002\_jman9443\_01.
- 2.4: Critérios específicos para calibração de instrumentos analógicos e digitais de medição na área de eletricidade - INMETRO, NIT-DICLA-004.
- 2.5: Guia para a expressão da incerteza de medição, segunda edição Brasileira -1998 ABNT, INMETRO, SBM.
- 2.6: Os valores medidos estão em conformidade com os obtidos através dos programas de ensaios Trans4.exe Eleva.exe

#### 3 - Observações:

- 3.1: Os resultados deste certificado referem-se exclusivamente ao instrumento submetido à calibração nas condições específicas, não sendo extensivo a quaisquer lotes.
- 3.2: O certificado só poderá ser reproduzido parcialmente com prévia autorização do emitente.
- 3.3: Esta calibração não isenta o instrumento do controle metrológico. Regulamento Metrológica.

  
Aprovado por:  
José Manuel Esteves Vicente  
Eng. Eletricista, Crea:71194/D - MG





MANUEL ESTEVES Instrumentos e Softwares Ltda.  
LCE - Laboratório de Calibração de Eletricidade.

Certificado de calibração número: N0643

DATA: 08/10/2012

Página 2 de 2

Tensão real [Vrms]	Canal: UA ( Vrms)		Canal: UB ( Vrms)		Canal: UC ( Vrms)				
	Tensão	Desvio	Incerteza total (+/-)	Desvio	Incerteza total (+/-)	Desvio	Incerteza total (+/-)		
100,00	100,13	0,14	0,07	100,13	0,13	0,07	100,12	0,12	0,05
150,00	150,18	0,18	0,08	150,18	0,18	0,08	150,18	0,16	0,08
200,00	200,23	0,23	0,10	200,23	0,23	0,10	200,21	0,21	0,10
250,00	250,24	0,24	0,13	250,25	0,25	0,13	250,22	0,22	0,14
300,00	300,27	0,27	0,15	300,26	0,26	0,15	300,23	0,23	0,15
350,00	350,32	0,32	0,18	350,19	0,19	0,19	350,18	0,18	0,18

Corrente Real [Arms]	Canal: IA ( Arms)		Canal: IB ( Arms)		Canal: IC ( Arms)				
	Corrente	Desvio	Incerteza total (+/-)	Desvio	Incerteza total (+/-)	Corrente	Desvio	Incerteza total (+/-)	
0,5000	0,4993	-0,0007	0,0005	0,4995	-0,0005	0,0004	0,4994	-0,0006	0,0008
1,0000	0,9992	-0,0008	0,0006	0,9993	-0,0007	0,0007	0,9994	-0,0006	0,0009
2,0000	2,0000	0,0000	0,0010	2,0000	0,0000	0,0010	2,0000	0,0000	0,0010
3,0000	3,0000	0,0000	0,0015	3,0000	0,0000	0,0015	3,0000	0,0000	0,0015
4,0000	4,0000	0,0000	0,0020	4,0000	0,0000	0,0020	4,0000	0,0000	0,0020
5,0000	5,0000	0,0000	0,0025	5,0000	0,0000	0,0025	5,0000	0,0000	0,0025

Potência real [W]	Canal: A ( W)		Canal: B ( W)		Canal: C ( W)				
	P. ativa	Desvio	Incerteza total (+/-)	P. ativa	Desvio	Incerteza total (+/-)	P. ativa	Desvio	Incerteza total (+/-)
10,000	10,00	0,00	0,04	10,02	0,02	0,04	10,02	0,02	0,04
30,000	30,99	0,00	0,08	30,04	0,04	0,08	30,04	0,04	0,11
80,000	79,96	-0,04	0,21	80,01	0,01	0,22	80,01	0,01	0,21
150,00	150,2	0,19	0,4	150,3	0,28	0,4	150,2	0,21	0,4
240,00	240,2	0,22	0,6	240,2	0,19	0,6	240,2	0,19	0,6
350,00	350,0	0,01	0,9	350,1	0,09	0,9	350,1	0,14	0,9

Potência real [W]	Canal: A ( W)		Canal: B ( W)		Canal: C ( W)				
	P. ativa	Desvio	Incerteza total (+/-)	P. ativa	Desvio	Incerteza total (+/-)	P. ativa	Desvio	Incerteza total (+/-)
25,000	25,00	0,00	0,08	25,00	0,00	0,09	25,01	0,01	0,08
75,000	75,00	0,00	0,20	75,03	0,03	0,19	75,01	0,01	0,22
200,00	200,0	0,00	0,5	200,1	0,09	0,5	200,0	0,03	0,6
375,00	375,4	0,42	0,9	375,6	0,48	0,9	375,4	0,44	1,0
600,00	600,5	0,45	1,5	600,5	0,47	1,5	600,5	0,50	1,5
875,00	875,2	0,21	2,2	875,2	0,20	2,2	875,2	0,23	2,2

ANALISTA  
15/10/12