



DSCE
DEPARTAMENTO DE
SISTEMAS E CONTROLE
DE ENERGIA

APLICAÇÃO DE SISTEMAS INTELIGENTES EM PROJETOS DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

AUTOR: LUIZ HENRIQUE GEROMEL

BANCA EXAMINADORA:

PROF. DR. CARLOS RODRIGUES DE SOUZA (ORIENTADOR)

PROF. DR. GILIO ALUISIO SIMONE

PROF. DR. RENATO CRIVELLARI CREPPE

PROF. DR. ERNESTO RUPPERT FILHO

PROF. DR. JOSÉ PISSOLATO FILHO

PROF. DR. GILMAR BARRETO

**TESE APRESENTADA À FACULDADE DE
ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO DA
UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS,
UNICAMP, COMO PARTE DOS REQUISITOS
EXIGIDOS PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

FEVEREIRO DE 2003

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

G319a Geromel, Luiz Henrique
Aplicação de sistemas inteligentes em projetos de transformadores de potência / Luiz Henrique Geromel. -- Campinas, SP: [s.n.], 2003.

Orientador: Carlos Rodrigues de Souza.
Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Sistemas inteligentes de controle. 2. Redes neurais (Computação). 3. Inteligência artificial. 4. Transformadores elétricos. 5. Sistemas de energia elétrica. 6. Energia elétrica - Distribuição. I. Souza, Carlos Rodrigues de. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

RESUMO

O objetivo deste trabalho consiste em apresentar uma nova metodologia para o projeto de transformadores de potência utilizando sistemas inteligentes. Baseados em redes neurais artificiais, esses sistemas são aplicados em estágios do projeto onde o relacionamento entre as variáveis não é bem definido e onde os parâmetros eram, até então, obtidos de forma empírica. É notória a dificuldade para estabelecer funções ou padrões que relacionem os parâmetros finais desejados aos parâmetros iniciais de projeto. Esse fato condiciona o projetista a rever experiências de projetos anteriores com características semelhantes ao que está examinado. Para a solução deste problema, a aplicação de redes neurais como ferramenta é uma das propostas da metodologia apresentada nesse trabalho. A expectativa é que a implementação dessa metodologia constitua uma importante ferramenta, não só para a otimização dos projetos, mas que também minimize substancialmente o tempo necessário para sua execução. A escolha desses sistemas veio da conhecida capacidade que as redes neurais têm de assimilar conhecimento a partir de sua própria experiência e de generalizar soluções. Essa habilidade é muito útil na modelagem de sistemas onde o relacionamento entre as variáveis não é conhecido ou não está bem definido, como é o caso de alguns estágios do projeto de transformadores de potência. Resultados da aplicação da nova metodologia são comparados com outros obtidos da forma convencional com o escopo de comprovar as suas habilidades na modelagem de sistemas.

ABSTRACT

The purpose of this work is to present a novel power transformer design methodology using intelligent systems. The methodology allows the application of artificial neural networks in some specific stages of the design. As it is well known, designing power transformers may be a time-consuming task owing to the large number of variables to be considered and their multiple interrelations, which are not all completely known. This novel methodology is, therefore, an important tool, not only for optimizing the projects, but also for minimizing substantially the necessary time for their execution, as it simplifies the design procedure. A database that contains the test results of several hundreds of actual power transformers is used for the validation of the method. In order to demonstrate the abilities of the neural networks in the modeling of design systems, results of the novel methodology application are compared with other obtained in the conventional way.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Carlos Rodrigues de Souza, pela oportunidade, pelas preciosas orientações, por todos os ensinamentos e sobretudo pelo companheirismo e amizade sinceros.

Aos meus pais Nelson e Inês, minha esposa Renata e meu filho Guilherme, pelos incentivos, pelo apreço e especialmente pelo carinho e dedicação.

À todos os meus professores da UNESP e da UNICAMP, pelas valiosas contribuições em minha formação acadêmica.

SUMÁRIO

RESUMO	3
ABSTRACT	5
AGRADECIMENTOS	7
SUMÁRIO	9
SIMBOLOGIA	13
CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO	17
CAPÍTULO 2: TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA	21
2.1 CARACTERÍSTICAS NOMINAIS	21
2.2 RENDIMENTOS E PERDAS DE POTÊNCIA	22
2.2.1 <i>Perdas no núcleo</i>	26
2.2.2 <i>Perdas nos enrolamentos</i>	27
2.3 CORRENTE DE EXCITAÇÃO	28
2.4 IMPEDÂNCIA	29
2.5 TEMPERATURA	30
2.6 TENSÕES ELÉTRICAS EM TRANSFORMADORES	31
2.6.1 <i>Regulação percentual</i>	31
2.6.2 <i>Derivações</i>	32
2.6.3 <i>Nível de Isolamento</i>	32
2.7 MATERIAIS COMPONENTES	32
2.7.1 <i>Núcleo</i>	32
2.7.2 <i>Enrolamentos e condutores</i>	38
2.7.3 <i>Isolantes sólidos e fluidos</i>	38

2.7.4	Tanques e trocadores de calor (radiadores)	41
CAPÍTULO 3: PROJETO DE TRANSFORMADORES		43
3.1	DIMENSIONAMENTO	44
3.1.1	Dimensionamento do núcleo	46
3.1.2	Dimensionamento dos enrolamentos	50
3.2	PREDIÇÕES FINAIS DE PROJETO	52
3.2.1	Perdas no núcleo	52
3.2.2	Perdas nos Enrolamentos	54
3.2.3	Impedância	55
3.2.4	Temperaturas internas	58
CAPÍTULO 4: REDES NEURAIS ARTIFICIAIS		59
4.1	HISTÓRICO	60
4.2	CÉREBRO HUMANO	64
4.3	TOPOLOGIA DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	67
4.3.1	Funções de ativação	69
4.3.2	Camadas	72
4.3.3	Arquitetura	73
4.4	TREINAMENTO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	76
4.4.1	Aprendizado	77
4.5	REDES PERCEPTRONS MULTICAMADAS (MLP)	79
4.6	PROCESSOS DE APRENDIZAGEM DE REDES PERCEPTRONS	80
4.6.1	Backpropagation	80
4.6.2	Método de Levenberg-Marquardt	81
4.7	APLICAÇÃO DO PROCESSO DE DESENVOLVIMENTO DE RNAs	82

4.7.1	<i>Coleta de dados</i>	82
4.7.2	<i>Separação em conjuntos</i>	82
4.7.3	<i>Configuração da rede</i>	83
4.7.4	<i>Treinamento</i>	83
4.7.5	<i>Teste e integração</i>	84
CAPÍTULO 5: NOVA METODOLOGIA DE PROJETO		85
5.1	BANCO DE DADOS E SELEÇÃO DOS PADRÕES	86
5.2	IMPLEMENTAÇÃO DAS REDES	87
5.3	CARACTERÍSTICA E FUNÇÃO DE CADA RNA NO PROJETO	89
5.3.1	<i>Configuração, treinamento e resultados da RNA I</i>	89
5.3.2	<i>Configuração, treinamento e resultados da RNA II</i>	97
5.3.3	<i>Configuração, treinamento e resultados da RNA III</i>	104
5.3.4	<i>Configuração, treinamento e resultados da RNA IV</i>	107
5.3.5	<i>Configuração, treinamento e resultados da RNA V</i>	113
CAPÍTULO 6: APLICAÇÃO DA METODOLOGIA		117
6.1	APLICAÇÃO COMPUTACIONAL	117
6.2	INTERFACE COM O PROJETISTA	120
6.3	COMPARAÇÃO ENTRE AS METODOLOGIAS	123
6.4	APLICAÇÃO <i>ON-LINE</i> DA METODOLOGIA PROPOSTA	125
CAPÍTULO 7: CONCLUSÕES		127
CAPÍTULO 8: COMENTÁRIOS FINAIS		129
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		131
PUBLICAÇÕES RESULTANTES		135
APÊNDICE A: SIMBOLOGIA DA INTERFACE GRÁFICA		137

APÊNDICE B: ENSAIOS	139
PERDAS NO NÚCLEO E CORRENTE DE EXCITAÇÃO	139
PERDAS NOS ENROLAMENTOS E IMPEDÂNCIA	139
ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA	141
TOLERÂNCIAS	143

SIMBOLOGIA

P_N	- Potência nominal
V_N	- Tensão nominal
W_E	- Perdas nos enrolamentos
W_N	- Perdas magnéticas no núcleo
$W(\text{vazio})$	- Perdas em vazio
$W(\text{carga})$	- Perdas com plena carga
k_C	- Fator de carga
$\cos\varphi$	- Fator de potência
$\eta_{\text{Máximo}}$	- Rendimento máximo
W_Ω	- Perdas ôhmicas
I_0	- Corrente de excitação
I_P	- Componente de perdas da corrente de excitação
I_M	- Componente de magnetização da corrente de excitação
φ_0	- Ângulo de defasagem entre V_N e I_0
\mathfrak{R}	- Relutância
ϕ	- Fluxo magnético
N_E	- Número de espiras
Z	- Impedância
X	- Reatância
V_{cc}	- Tensão de curto-circuito
C_E	- Carga equivalente
C_1, C_2, \dots, C_n	- Degraus de carga
t_1, t_2, \dots, t_n	- Duração de cada degrau de carga
α	- Fator de projeto
V_E, I_F, f	- Tensão, corrente e frequência no enrolamento

B_N	- Densidade de fluxo magnético no núcleo
A_C	- Seção transversal aproximada do núcleo
D_N	- Diâmetro do núcleo
S_N	- Seção transversal do núcleo
$L(n), A(n)$	- Largura e altura do pacote de chapas (estampo) n
$\delta(n)$	- Ângulo entre D_N e $L(n)$
k_U	- Fator de utilização
k_E	- Fator de empilhamento
J_E	- Densidade de corrente
S_C	- Seção transversal do condutor
L_C	- Comprimento do condutor
ψ_C	- Resistividade do condutor
R_C	- Resistência do condutor
k_S	- Perdas suplementares
I_C	- Corrente que percorre o condutor
Vol_N	- Volume do material magnético do núcleo
k_M, k_F, m	- Constantes que representam as propriedades magnéticas do núcleo
W_H	- Perdas por histerese no núcleo
W_F	- Perdas Foucault no núcleo
k_H, n	- Fator e coeficiente de Steinmetz, respectivamente
ϵ_{Chapa}	- Espessura da chapa magnética
k_X	- Fator que representa o sistema de unidades
k_{Rog}	- Fator de Rogowski
k_I	- Fator de correção da reatância em função de corrente
k_R	- Fator de compensação da reatância
h	- Comprimento médio das linhas de fluxo entre os enrolamentos
ϵ_0	- Distância entre os enrolamentos
ϵ_i, ϵ_e	- Espessuras dos enrolamentos interno e externo, respectivamente

S_T	- Superfície que o fluxo disperso preferencialmente atravessa
ΔT	- Elevação de temperatura
θ_E, θ_T	- Constantes que representam a técnica de refrigeração
τ	- Coeficiente que representa a técnica de refrigeração
P_E	- Potência dissipada no enrolamento
P_T	- Potência dissipada no tanque
β	- Definidor de inclinação da sigmóide
x_1, x_2, \dots, x_n	- Sinais de entrada do neurônio
w_1, w_2, \dots, w_n	- Pesos sinápticos do neurônio
$g()$	- Função de ativação
y	- Saída do neurônio

***Capítulo 1:* INTRODUÇÃO**

Os transformadores de potência têm por finalidade principal a transferência de energia em níveis diferentes de tensão e de corrente. Eles são geralmente empregados nas indústrias, na transmissão e na distribuição de energia elétrica. 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 carência de investimentos na área energética brasileira e algumas de suas conseqüências, como a escassez de energia elétrica e as perspectivas de aumento nos seus custos, hoje uma realidade inquestionável, é necessário disponibilizar ao mercado equipamentos mais eficientes e com custos cada vez mais competitivos. Essa tarefa não é bem sucedida sem um profundo conhecimento, por parte do fabricante, dos parâmetros que compõem os custos e o rendimento do equipamento.

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. Contudo, a composição do custo total de um transformador, do ponto de vista do fabricante, deve considerar, além dos fatores já mencionados, outros, tais como: desenvolvimento do produto, estratégias de manutenção e ampliação de mercado, etc. Fica evidente, portanto, que o processo de concepção dos custos de um equipamento envolve a participação de diversos setores de uma indústria, e um dos principais é o de

projeto. Este setor, assessorado pelos demais, é o principal responsável pela concepção do equipamento.

Nos dias de hoje, constitui um procedimento comum entre os fabricantes de transformadores a formação do custo enfocando aspectos próprios do momento, tais como: a conjuntura do mercado, o carregamento fabril, entre outros. Esse tratamento particularizado para o custo requer estudos e projetos específicos e apropriados para as condições específicas e também particulares de cada momento, ou seja, um estudo ou projeto apropriado para ontem é, provavelmente, inadequado para hoje. Essa técnica de atualização por carregamento e mercado sobrecarrega a dinâmica do setor de projetos, que, por sua vez, necessita de procedimentos mais ágeis e precisos. Este fato constitui uma das principais motivações desse trabalho.

Considerando o já exposto, fica evidente que fatores, tais como a capitalização das perdas e do tempo de vida (as perdas de energia e a vida útil expressos em valores monetários), constituem parâmetros fundamentais no projeto de transformadores. Por outro lado, o aumento no tempo de vida útil e o incremento no rendimento dos transformadores devem ser limitados de forma a não elevarem os custos de fabricação a níveis excessivamente altos e conseqüentemente inviabilizarem a sua comercialização em um mercado que é cada dia mais competitivo.

A importância do equilíbrio entre tempo de vida útil, rendimento e custos de fabricação, além do crescente desenvolvimento e evolução dos diferentes materiais, métodos e processos de fabricação, faz com que o projeto de transformadores de potência constitua um processo trabalhoso. Na verdade, demanda uma grande quantidade de tentativas para acompanhar a velocidade e a interação de tais fenômenos e atingir resultados satisfatórios. Parte dessa complexidade deve-se também à grande quantidade de variáveis envolvidas no

projeto e suas inter-relações. Com o escopo de otimizar esse processo, a metodologia proposta neste trabalho aplica sistemas inteligentes baseados em redes neurais artificiais ao projeto. Estas redes são utilizadas em pontos do projeto onde o relacionamento entre as variáveis não está bem definido e onde os parâmetros eram, até então, obtidos de forma empírica. A escolha das redes neurais artificiais como solução para este tipo de problema vem da capacidade que elas têm de assimilar conhecimento a partir de dados comportamentais representativos de seu ambiente e, posteriormente, interagir com ele. Esta técnica computacional, baseada no modelo neural de organismos inteligentes, otimiza as respostas e generaliza situações em problemas de difícil modelagem, como o caso de alguns estágios do projeto de transformadores de potência. É precisamente este fato que vem justificar o desenvolvimento da nova metodologia de projeto ora apresentada.

O capítulo 2 trata da descrição de algumas características aplicadas aos transformadores de potência que têm interesse para o projeto. Ele serve como subsídio para o desenvolvimento dos demais capítulos.

O capítulo 3 analisa os principais aspectos relacionados ao projeto. Esse capítulo traz um breve relato das principais metodologias convencionais aplicadas ao projeto e aos processos envolvidos na fabricação do equipamento.

O capítulo 4, o qual serve também como subsídio para o entendimento dos demais capítulos, trata especificamente das redes neurais artificiais, abordando os seus modelos, as arquiteturas, as técnicas de treinamento e os principais aspectos da sua aplicação. O objetivo é apresentar, sem a preocupação de aprofundar conceitos, aqueles aspectos de redes neurais artificiais que possibilitem, mesmo ao leitor menos familiarizado com esta técnica, uma boa compreensão de seu papel no desenvolvimento do trabalho em questão.

No capítulo 5, toda a metodologia proposta nesse trabalho está descrita em detalhes. Ele traz os resultados dos treinamentos das redes e comparações entre os valores estimados pelas redes e os valores reais obtidos em ensaios. Nesse capítulo, também, são apresentados resultados que, através de algumas comparações com as metodologias convencionalmente utilizadas no projeto de transformadores, comprovam a relevância da nova metodologia.

O capítulo 6 mostra uma aplicação computacional da nova metodologia e traz também uma breve comparação entre essa aplicação e o procedimento convencional.

Os resultados apresentados nos capítulos 5 e 6 são analisados e comentados no capítulo 7, juntamente com as conclusões. Algumas considerações finais sobre o trabalho são apresentadas no capítulo 8.

Por fim, as metodologias aplicadas aos ensaios e algumas características complementares ao procedimento de projeto são disponibilizadas no apêndice.

***Capítulo 2:* TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA**

Transformadores de potência são equipamentos elétricos estáticos que, por indução eletromagnética, transformam níveis diferentes de tensão e de corrente alternada existentes em dois ou mais enrolamentos isolados eletricamente, com a mesma frequência. Uma de suas principais aplicações é abaixar ou elevar o nível de tensão nas malhas de transmissão e distribuição de energia elétrica.

Este capítulo faz uma breve recapitulação dos fundamentos aplicados aos transformadores de potência e descreve também algumas de suas características que têm relevância na metodologia de projeto proposta nesse trabalho.

2.1 CARACTERÍSTICAS NOMINAIS

A característica nominal se refere ao transformador fornecendo a corrente para o qual o enrolamento foi dimensionado sob condição de carga constante, sem exceder os limites de perdas e de elevação de temperatura fixados por norma. A potência nominal (valor convencional de potência aparente que serve de base ao projeto, aos ensaios e às garantias do fabricante) é determinada pelo valor da corrente que deve circular no enrolamento, sob tensão nominal (valor da tensão no enrolamento operando em vazio). Quando a potência aparente nominal (P_N) de um enrolamento varia, por exemplo, com diferentes métodos ou estágios de resfriamento, a potência máxima é que deve ser considerada a potência nominal do transformador. Por outro lado, considerando-se transformadores com várias opções de níveis de tensão, a

potência nominal deve ser considerada aquela relativa ao menor dos níveis de tensão possíveis, conseqüentemente, ao maior dos níveis de corrente.

2.2 RENDIMENTOS E PERDAS DE POTÊNCIA

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 (W_E) e perdas magnéticas no núcleo (W_N).

Transformadores geralmente possuem rendimento elevado, devido às baixas perdas em relação à potência elétrica nominal. As tabelas 2.1 e 2.2 trazem valores típicos de rendimento para transformadores trifásicos e monofásicos, respectivamente, e imersos em fluido isolante.

Tabela 2.1: Rendimentos típicos para transformadores trifásicos imersos em fluido isolante (%).

Transformadores Trifásicos									
Classe (kV)	Potência (kVA)								
	15	30	45	75	112,5	150	225	300	500
15	96,52	97,07	97,35	97,66	97,88	98,04	98,15	98,27	98,48
24,2	96,08	96,74	96,06	97,40	97,65	97,81	98,01	98,15	98,36
36,2	96,08	96,74	96,06	97,40	97,65	97,81	98,01	98,15	98,36

Nestas tabelas os rendimentos estão classificados em conformidade com a potência e a classe de tensão (tensão para a qual o isolamento é dimensionado) do equipamento [1; 2].

Tabela 2.2: Rendimentos típicos para transformadores monofásicos imersos em fluido isolante (%).

Transformadores Monofásicos								
Classe (kV)	Potência (kVA)							
	5	10	15	25	37,5	50	75	100
15	96,26	96,52	97,18	97,52	97,76	98,02	98,15	98,21
24,2	95,94	96,59	96,88	97,25	97,52	97,68	98,00	98,15
36,2	95,94	96,59	96,88	97,25	97,52	97,68	98,00	98,15

Os valores de rendimentos mostrados nas tabelas 2.1 e 2.2 consideram o transformador operando com 100 % de sua carga nominal e à temperatura de 75°C.

O regime de funcionamento dos transformadores de potência 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 2.1 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.

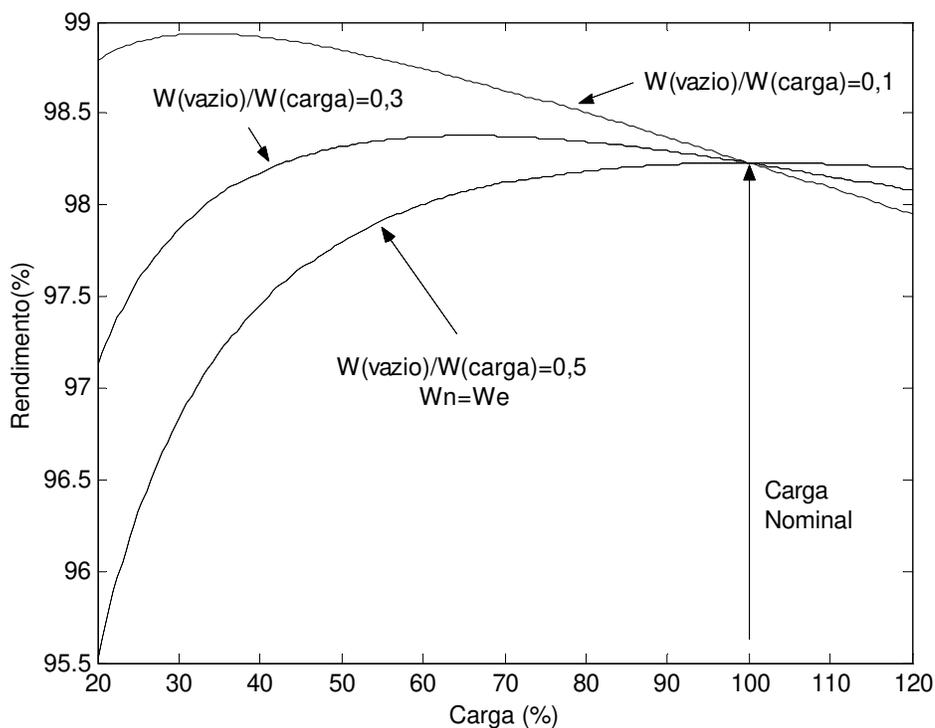


Figura 2.1: Curvas “Rendimento x Carga”

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

2.1), o valor máximo para cada caso (cada curva) vai depender da relação existente entre as perdas.

A expressão 2.1 [3] indica como o valor k_C da carga onde o rendimento é máximo pode ser obtido a partir das perdas. Essa característica também é mostrada no gráfico da figura 2.2.

$$k_C = \sqrt{\frac{W_N}{W_E}} = \sqrt{\frac{W(\text{vazio})}{W(\text{carga}) - W(\text{vazio})}} \quad (2.1)$$

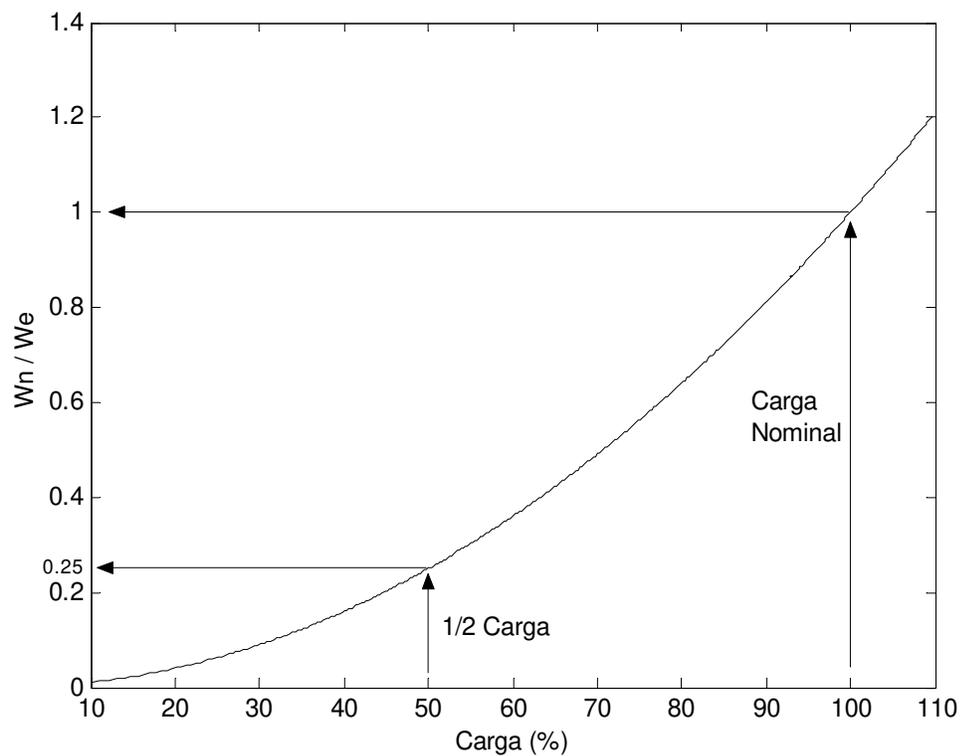


Figura 2.2: Relação entre as perdas no núcleo e as perdas nos enrolamentos, em função da carga imposta ao transformador

A equação 2.2 fornece a magnitude do rendimento máximo ($\eta_{\text{Máximo}}$), em função da respectiva carga onde ele ocorre.

$$\eta_{\text{Máximo}} = \frac{P_N \cos\phi}{P_N \cos\phi + 2 k_C W_E} \quad (2.2)$$

2.2.1 Perdas no núcleo

As perdas no núcleo são determinadas pelo fluxo estabelecido no circuito magnético e são constantes em uma dada tensão para cada transformador. Elas aparecem sempre que o transformador é ligado à rede e praticamente independem da carga que está sendo alimentada. As características construtivas do transformador e as propriedades magnéticas das ligas de aço-silício interferem diretamente no valor das perdas no núcleo [4], também conhecidas como perdas em vazio. Essas perdas são decorrentes da histerese no circuito magnético, da magneto-estricção e das correntes parasitas (correntes de Foucault) que circulam no núcleo, contribuindo também as perdas ôhmicas decorrentes da corrente de excitação [5].

2.2.1.1 Perdas por histerese

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) [5].

2.2.1.2 Perdas de Foucault

O aparecimento de correntes parasitas no núcleo, pode ser explicado a partir da lei de Faraday. Sendo essas correntes responsáveis pelas perdas por efeito Joule no núcleo (chamadas perdas Foucault) [6], os seus efeitos devem

ser minimizados. As perdas Foucault são diretamente proporcionais ao quadrado da frequência, da indução magnética e da espessura da chapa.

2.2.1.3 Perdas anômalas

As perdas anômalas são causadas pelo movimento das paredes de Bloch [7]. Essas perdas, que são diretamente proporcionais à frequência e à largura dos domínios magnéticos, também contribuem para as perdas no núcleo.

2.2.2 Perdas nos enrolamentos

As perdas nos enrolamentos podem ser decompostas em duas categorias: as perdas ôhmicas (W_{Ω}) e as perdas suplementares. A primeira corresponde às perdas decorrentes da corrente de carga (efeito Joule). Estas perdas são proporcionais à resistividade do material condutor e ao quadrado das correntes elétricas que circulam pelos enrolamentos (perdas Joule). Portanto, diferentemente das perdas no ferro (núcleo), as perdas nos enrolamentos dependem da carga que está sendo alimentada pelo transformador.

As perdas suplementares ou perdas adicionais, como também são conhecidas, correspondem a todas as perdas devidas aos fenômenos [8] não contemplados no cálculo das perdas ôhmicas. Elas decorrem principalmente, das correntes parasitas nos condutores (provenientes dos fluxos dispersos nos enrolamentos), das correntes necessárias ao suprimento das perdas ôhmicas e do efeito pelicular.

2.3 CORRENTE DE EXCITAÇÃO

Corrente de excitação é a corrente que circula pelos condutores dos enrolamentos do transformador quando este está submetido à tensão, mesmo quando opera sem carga (vazio). Ela é costumeiramente expressa em porcentagem, tendo como base a corrente nominal do enrolamento.

A corrente de excitação, além de produzir o fluxo magnético, é também responsável pelo suprimento das perdas no núcleo. Considerando este fato, é possível decompor a corrente de excitação (I_0) em uma componente de perdas I_P e uma componente de magnetização I_M , representadas, respectivamente, pelas expressões (2.3), (2.4) e (2.5), onde φ_0 aproximadamente representa o ângulo de defasagem entre tensão V_N aplicada ao primário e I_0 .

$$I_0 = \sqrt{I_M^2 + I_P^2} \quad (2.3)$$

$$I_P = I_0 \cos\varphi_0 \quad (2.4)$$

$$I_M = I_0 \sin\varphi_0 \quad (2.5)$$

Para efeito de simplificação e considerando que I_P é muito menor que I_M , despreza-se I_P na expressão (2.3) para que I_M possa ser obtido através da expressão (2.6), onde \mathfrak{R} é a relutância do circuito magnético, ϕ é o fluxo magnético que percorre esse circuito e N_E é o número de espiras do enrolamento.

$$I_M \cong I_0 \cong \frac{\mathfrak{R} \phi}{N_E} \quad (2.6)$$

Observando-se a equação (2.6), 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 [9].

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 [8]. 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.

2.4 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 simulam-se as condições nominais de operação. Esses ensaios serão abordados detalhadamente no apêndice. A impedância $Z_{\%}$ pode ser expressa como mostra a equação (2.7), onde V_{cc} é a tensão de curto-circuito (tensão de alimentação que faz circular corrente nominal, quando os terminais do outro enrolamento estão curtocircuitados) e V_N representa a tensão nominal.

$$Z_{\%} = \frac{V_{cc}}{V_N} 100 \quad (2.7)$$

A tabela 2.3 apresenta alguns valores limites estabelecidos em norma [2], para os parâmetros impedância de curto-circuito, corrente de excitação, perdas com o transformador operando em vazio e sob carga nominal.

Tabela 2.3: Perdas, corrente de excitação e impedância para transformadores trifásicos de classe de tensão 15 kV

Potência Nominal	Corrente de excitação	Perdas em vazio	Perdas sob carga nominal	Impedância de curto-circuito
kVA	%	Watts	Watts	%
15	5,0	120	460	3,5
30	4,3	200	770	3,5
45	3,9	260	1040	3,5
75	3,4	390	1530	3,5
112,5	3,1	520	2070	3,5
150	2,9	640	2550	3,5
225	2,6	900	3600	4,5
300	2,4	1120	4480	4,5

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 [8]. 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 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 (2.8) [1], 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.

$$C_E = \sqrt{\frac{C_1^2 t_1 + C_2^2 t_2 + \dots + C_n^2 t_n}{t_1 + t_2 + \dots + t_n}} \quad (2.8)$$

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

2.6 TENSÕES ELÉTRICAS EM TRANSFORMADORES

Vários parâmetros são usados para definir os comportamentos das tensões e dos seus efeitos nos transformadores. Entre os principais, podem ser citados: a regulação, as derivações e os níveis de isolamento (classes de tensão).

2.6.1 Regulação percentual

Regulação é o nome dado às quedas de tensão que ocorrem dentro de um transformador em função da carga a que ele é submetido. A regulação explicita o comportamento da tensão nos terminais do transformador, levando-se em consideração a corrente consumida pela carga e o seu respectivo fator de

potência. Cargas com características capacitivas produzem regulação negativa e, conseqüentemente, aumentam o valor das perdas no núcleo, prejudicando o desempenho do transformador.

2.6.2 Derivações

Os transformadores podem possuir em seu enrolamento de maior tensão variações no nível de tensão. Essa faixa de variação é normalmente de $\pm 5\%$. Deve-se observar que a potência nominal de derivação serve de base ao projeto, às garantias dos fabricantes e, em certos casos, aos ensaios. Portanto, a potência nominal deve ser garantida em todas as derivações.

2.6.3 Nível de Isolamento

A determinação do nível de isolamento de um transformador depende das distâncias elétricas e dos obstáculos que separam suas partes componentes. É importante que esse nível seja compatível com a tensão de linha do circuito ao qual será ligado o transformador.

2.7 MATERIAIS COMPONENTES

Esta seção traz uma breve abordagem sobre as principais características dos materiais que compõem os transformadores de potência.

2.7.1 Núcleo

Os materiais magnéticos mais utilizados na confecção de núcleos de transformadores são provenientes das ligas de aço-silício. O seu nome metalúrgico mais correto seria liga de ferro-silício completamente processada, pois elas possuem um baixíssimo teor de carbono, em torno de 0,003%. Essas

ligas possuem boas características elétricas e magnéticas, sob condições em que o fluxo reverte o sentido ou pulsa muitas vezes a cada segundo.

A composição dessas ligas visa a obtenção de boas propriedades magnéticas. Um de seus principais elementos é o silício. Ele tem a finalidade aumentar a resistividade e, conseqüentemente, reduzir a circulação de correntes parasitas. Deve-se, porém, restringir o teor de silício a aproximadamente 3%, pois um alto teor de silício requer correntes de excitação mais intensas, em altas densidades de fluxo magnético, e, além disso, endurece a liga, potencializando os efeitos das tensões mecânicas aplicadas à mesma. Outro importante elemento da composição das ligas de aço-silício é o sulfeto de manganês, o qual tem a finalidade de inibir o crescimento dos grãos.

Na fabricação de núcleos de transformadores, os aços utilizados são de grãos orientados, que possuem uma forte direcionalidade magnética, ou seja, o valor da permeabilidade varia sensivelmente com a direção do fluxo magnético. A direção mais favorável para a circulação do fluxo magnético é na direção do processo de laminação da chapa. Estima-se um aumento no valor da componente de magnetização da corrente de excitação em até 20 vezes, na aplicação de fluxos em outras direções.

A conservação das propriedades magnéticas das ligas de aço-silício empregadas depende do controle e otimização dos métodos e processos de fabricação do núcleo. Tensões mecânicas são introduzidas nas operações de estampagem, corte, empilhamento, tracionamento, dobramento e armazenamento das chapas. Tais tensões, quando elevadas, dificultam a orientação dos domínios, devido à deformação dos cristais de metal, reduzindo a relação entre a indução e a força magnetizante. Resulta uma forte deterioração das propriedades magnéticas, acarretando um aumento substancial nas perdas relacionadas com os efeitos da histerese no núcleo.

Conseqüentemente, cuidados especiais devem ser tomados no manuseio das chapas para assegurar a preservação das características do material. A preservação do isolamento superficial das chapas é também de fundamental importância para a minimização das correntes parasitas e, conseqüentemente, para a limitação das perdas relacionadas com os efeitos das correntes de Foucault [10].

2.7.1.1 Perdas - Normas e valores para referência

A característica mais importante nas ligas de aço-silício é sua perda por unidade de massa. Por esta razão, as ligas são classificadas pelas normas existentes conforme o valor dessa perda. Os tipos de ligas de aço-silício de grãos orientados têm sua designação diferenciada em algumas normas, como segue exemplificado na tabela 2.4. Os valores das perdas magnéticas, apresentados nessa tabela, são os máximos permitidos para sua respectiva designação na AISI e ABNT.

Tabela 2.4: Chapas de aço-silício - Características garantidas por normas

Designação da chapa		Perdas Magnéticas 60 Hz		Perdas Magnéticas 50 Hz	
NBR 9119	AISI	15 kGauss	17 kGauss	15 kGauss	17 kGauss
GO117-27	M-4	1,17 W/kg	1,68 W/kg	0,89 W/kg	1,27 W/kg
GO128-30	M-5	1,28 W/kg	1,83 W/kg	0,97 W/kg	1,39 W/kg
GO146-35	M-6	1,46 W/kg	2,07 W/kg	1,11 W/kg	1,57 W/kg

Nas normas brasileiras [11; 12], as letras GO significam aço-silício de grãos orientados. Os três primeiros números representam o cêntuplo do valor

máximo da perda em Watts por kg, em 15 kGauss e 60 Hz, e os últimos dois dígitos representam o cêntuplo da espessura em milímetros do material. Mesmo no Brasil, geralmente a designação mais usada é a proposta pelo AISI. Nessa norma, a letra 'M' significa material magnético e o número que se segue à letra está relacionado ao valor máximo da perda.

Os principais fabricantes de aço-silício fornecem curvas com características médias do comportamento desses materiais. Algumas dessas curvas são mostradas nas figuras 2.3, 2.4, 2.5 e 2.6.

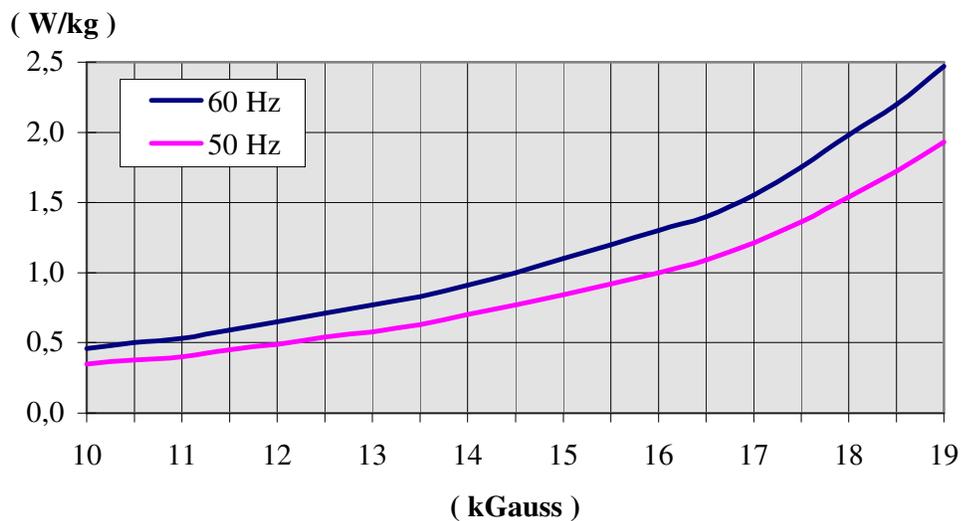


Figura 2.3: Perdas magnéticas em função da densidade máxima de fluxo (M4)

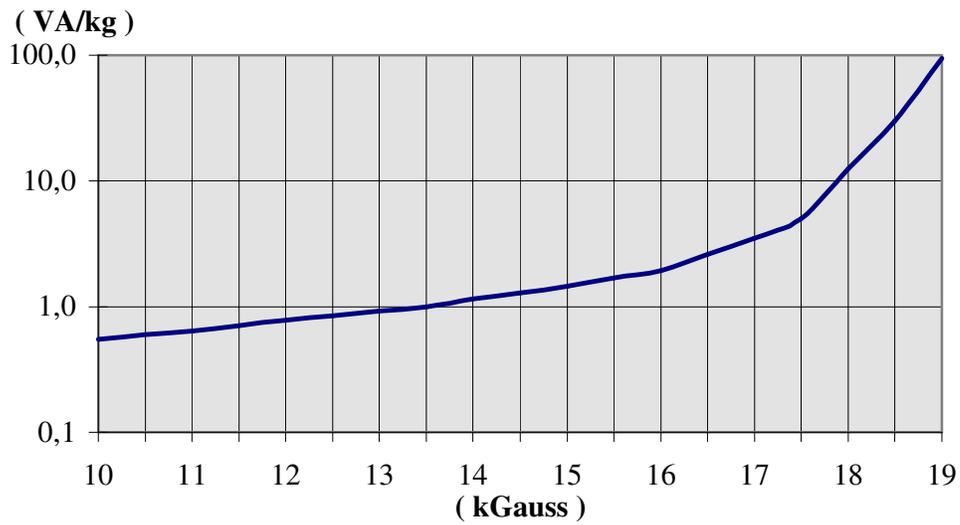


Figura 2.4: Potência de excitação em função da densidade máxima de fluxo, em 60 Hz (M4)

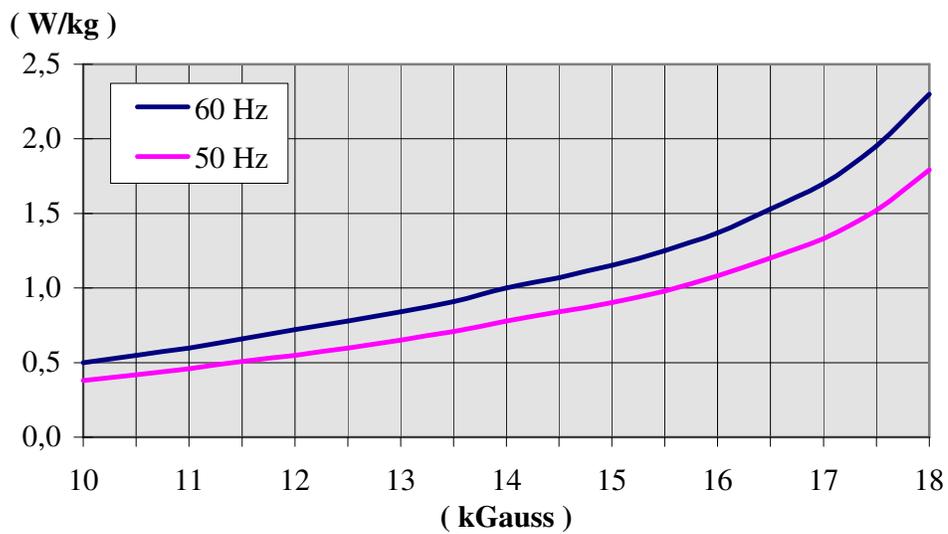


Figura 2.5: Perdas magnéticas em função da densidade máxima de fluxo (M5)

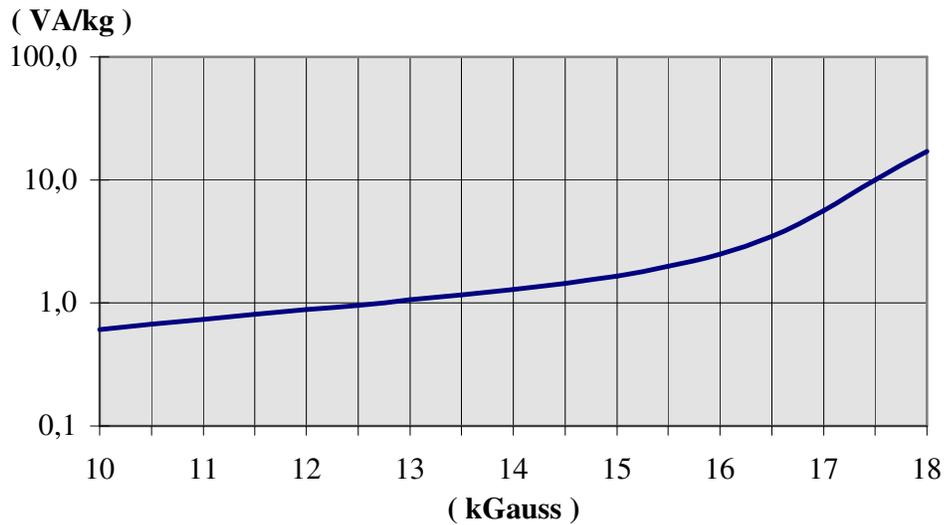


Figura 2.6: Potência de excitação em função da densidade máxima de fluxo, em 60 Hz (M5)

Considerando que os valores apresentados na tabela 3.1, para as perdas magnéticas, são os máximos permitidos para cada categoria, estes são, portanto, superiores aos encontrados nas curvas características mostradas nas figuras 2.3 e 2.5.

Os valores das perdas magnéticas por unidade de massa mostrados nas figuras 2.3 e 2.5, são geralmente utilizados nos procedimentos de cálculo das perdas no núcleo do transformador. Quando da sua utilização, tais perdas devem ser corrigidas para compensar o aumento das mesmas em razão de imperfeições decorrentes do processamento da chapa, durante a fabricação do núcleo.

Da mesma forma como o ocorrido com as perdas magnéticas, também os valores da potência de excitação (figuras 2.4 e 2.6) devem sofrer um acréscimo durante o procedimento de cálculo da corrente de excitação. Nesse

caso, a maior parcela deste acréscimo é decorrente do aumento no valor de sua componente de magnetização, devido à existência de entreferros nos núcleos dos transformadores.

2.7.2 Enrolamentos e condutores

Devido à importância que é dada ao tempo de vida útil, rendimento, proteção e custos, os principais parâmetros a serem considerados durante o projeto do enrolamento são: as perdas, a impedância e a elevação de temperatura. Sabe-se também que as dimensões dos enrolamentos influenciam o valor do volume do material magnético e, conseqüentemente, o valor das perdas magnéticas no núcleo. Portanto o projeto do enrolamento deve ser adequado também às características do núcleo.

Os condutores que formam os enrolamentos são constituídos geralmente de cobre eletrolítico trefilado e isento de rebarbas possuindo os cantos arredondados (o que reduz consideravelmente a concentração de tensões) [13]. Podem também possuir seção circular. O isolamento desses condutores é feito através de capas de papel ou através de esmalte (vernizes). Entre os enrolamentos são colocadas barreiras de papelão ou de outro material adequado, com a finalidade de reduzir as distâncias necessárias à isolação.

2.7.3 Isolantes sólidos e fluidos

Um fator determinante na definição do tempo de permanência em operação de um equipamento é o tipo de material isolante nele empregado. Estes isolantes, por sua vez, têm seu processo de envelhecimento acelerado com o aumento da temperatura a que eles são submetidos. Além dessa propriedade, esses materiais isolantes devem ser apropriados para contato direto com o fluido isolante (geralmente óleo mineral). Os materiais isolantes são

classificados de acordo com sua temperatura-máxima-limite, como mostra a tabela 2.5.

Tabela 2.5: Classificação térmica dos materiais isolantes

Classe de Temp.	Temp.- limite °C	Elevação de Temp. °C	$T_{pto+quente} \neq T_{médio}$ °C	Descrição dos componentes
Y	90	45	5	Materiais fibrosos, à base de celulose ou seda, não imersos em fluido isolante.
A	105	60	5	Materiais fibrosos, à base de celulose ou seda, impregnados com fluido isolante.
E	120	75	5	Fibras orgânicas sintéticas
B	130	80	10	Materiais à base de poliéster e polimídicos aglutinados com materiais orgânicos ou impregnados.
F	155	100	15	Materiais à base de mica, amianto ou fibra de vidro, aglutinados com materiais sintético, silicones, poliésteres ou epóxis.
H	180	125	15	Materiais à base de mica ou fibra de vidro, aglutinados tipicamente com silicones de alta estabilidade térmica.
C	Acima de 180			Mica, vidro, cerâmica e quartzo sem aglutinantes.

Essa tabela, que é organizada por classe de temperatura, traz além de uma breve descrição dos materiais isolantes, a elevação de temperatura máxima suportável e o incremento de temperatura até o ponto máximo.

Os fluidos isolantes aplicados em transformadores, além da função de isolar as partes vivas (energizadas), também possuem a finalidade de dissipar o calor gerado nos enrolamentos e núcleo. Geralmente para essa função é utilizado óleo mineral isolante de base parafínica ou naftênica.

As características dos óleos minerais são normalizadas [14] e as principais são mostradas na tabela 2.6, que traz também os valores limites e suas respectivas normas de ensaios.

Tabela 2.6: Características gerais para avaliação do óleo mineral isolante

Características do óleo	Norma	Unidade	Valores Garantidos
Tensão interfacial a 25°C	NBR 6234	mN/m	Mínimo 40
Teor de água	NBR 5755	mg/kg	Máximo 25
Rigidez dielétrica	NBR 6869	kV	Mínimo 30
Fator de potência dielétrica 100°C	ASTM D 924	%	Máximo 0,9
Fator de potência dielétrica 90°C	IEC 247	%	Máximo 0,7

É comum, em área de segurança, a utilização de fluidos isolantes especiais, como o R-Temp [15] e outros à base de Silicone. Essa utilização se justifica devido à característica desses fluidos possuírem baixa inflamabilidade, requisito de muita relevância no que se refere à segurança.

2.7.4 Tanques e trocadores de calor (radiadores)

O tanque é construído com chapas de aço-carbono com espessura mínima normalizada [16], de forma a suportar pressões negativas e positivas, sem alterar o seu formato. Dependendo da magnitude da corrente elétrica e da agressividade do ambiente de operação, eles devem ser construídos com ligas especiais (por exemplo: o aço-inox) ou possuir revestimento anticorrosivo [17]. As dimensões do tanque, principalmente no referente à sua superfície que tem contato com o fluido isolante, constitui um parâmetro importante para a definição das temperaturas internas do transformador.

Do ponto de vista desse trabalho, os dispositivos trocadores de calor ou radiadores, como são também conhecidos, possuem uma relevância fundamental no desenvolvimento do projeto. Eles são os principais dispositivos responsáveis pela transferência do calor interno ao transformador para o meio externo. Dependendo da potência e do tipo do transformador, eles podem ter diversos formatos. O dimensionamento dos radiadores deve ser coordenado com o projeto do tanque e principalmente dos enrolamentos e da disposição física dos condutores dentro deles. Essa coordenação tem como finalidade a obtenção de temperaturas compatíveis com as necessidades do projeto.

***Capítulo 3:* PROJETO DE TRANSFORMADORES**

São detalhados nesse capítulo alguns aspectos e procedimentos da técnica usual de projetos que são importantes para a compreensão dos fenômenos que justificam a nova metodologia de projeto que está sendo proposta.

O projeto começa pela especificação do transformador e pela definição de alguns parâmetros iniciais. Os valores da seção magnética do núcleo (S_N), da magnitude da tensão por espiras nos enrolamentos, das densidades de fluxo magnético no núcleo e das densidades de correntes nos condutores constituem alguns exemplos de parâmetros iniciais, os quais devem ser escolhidos através da experiência do projetista. Nesse trabalho, é utilizado um parâmetro de ajuste, chamado fator α de projeto, que tem como finalidade relacionar a seção magnética do núcleo e a tensão por espiras nos enrolamentos à potência do transformador. O relacionamento entre o fator α e a tensão por espiras é obtido por meios empíricos, considerando os pontos de equilíbrio entre os custos e o desempenho para transformadores de potências nominais diferentes.

Na especificação dos transformadores de potência são considerados três parâmetros principais, essenciais à execução do projeto. São eles: a potência, a frequência e a tensão do sistema de energia. Além desse, outros importantes fatores devem ser apreciados nesse momento, tais como: as características do local de operação (altitude, temperatura ambiente, umidade, ventilação e normas), os tipos de proteção utilizados e a arquitetura da rede de potência. O projetista deve também considerar na execução do projeto, os custos da energia (perdas), da expectativa de vida útil e principalmente os referentes à quantidade de matéria prima e ao processo de fabricação.

A escolha dos valores apropriados para o fator α , a densidade máxima de fluxo magnético no núcleo, a densidade de corrente nos condutores e a transferência de calor constituem, portanto, fatores vitais para que o transformador alie bom desempenho, vida útil elevada e custo baixo [18].

3.1 DIMENSIONAMENTO

Na prática, o dimensionamento do transformador está relacionado, principalmente, a escolha de três parâmetros: a seção transversal do núcleo, o número de espiras de cada enrolamento e a seção transversal dos condutores. A geometria final do conjunto núcleo-enrolamentos depende, principalmente, da escolha desses parâmetros. Na metodologia apresentada neste trabalho, esses parâmetros são determinados em função do fator α , da densidade máxima de fluxo magnético B_N no núcleo e das densidades de correntes nos condutores. Esses, por sua vez, juntamente com a altura dos enrolamentos, são denominados, nesse trabalho, parâmetros iniciais de projeto. A altura dos enrolamentos constitui um parâmetro relevante no que se refere ao fluxo disperso e à troca de calor entre o conjunto núcleo-enrolamentos e o fluido refrigerante. Esse tema será tratado em detalhes ainda nesse capítulo.

A escolha de valores apropriados para os parâmetros iniciais de projeto, constitui um fator preponderante para sucesso do projeto (equilíbrio “custo x desempenho” [18]). Estes fatores, por sua vez, são obtidos em função de parâmetros que, nesse trabalho, são denominados parâmetros finais desejados. São eles: as temperaturas internas nos enrolamentos, as perdas elétricas e, por fim, a impedância resultante. É notória a dificuldade para estabelecer funções ou padrões que relacionem os parâmetros finais desejados aos parâmetros iniciais de projeto. Esse fato condiciona o projetista a rever experiências de projetos anteriores com características semelhantes ao que está examinado.

Para a solução deste problema, a aplicação de redes neurais como ferramenta é uma das propostas da metodologia apresentada nesse trabalho, e será descrita em detalhes nos próximos capítulos. Basicamente, nesse caso, a rede neural artificial, por estar fundamentada (treinada) com dados de projetos anteriormente executados, estabelece o relacionamento entre os parâmetros finais desejados e os parâmetros iniciais de projeto.

Definidos os valores apropriados para os parâmetros iniciais, o passo posterior é dimensionar o número de espiras nos enrolamentos. Esse é obtido em função da grandeza Volts/espiras nos enrolamentos. A definição desta grandeza depende do valor de α e esta pode ser obtida através das curvas apresentadas na figura 3.1.

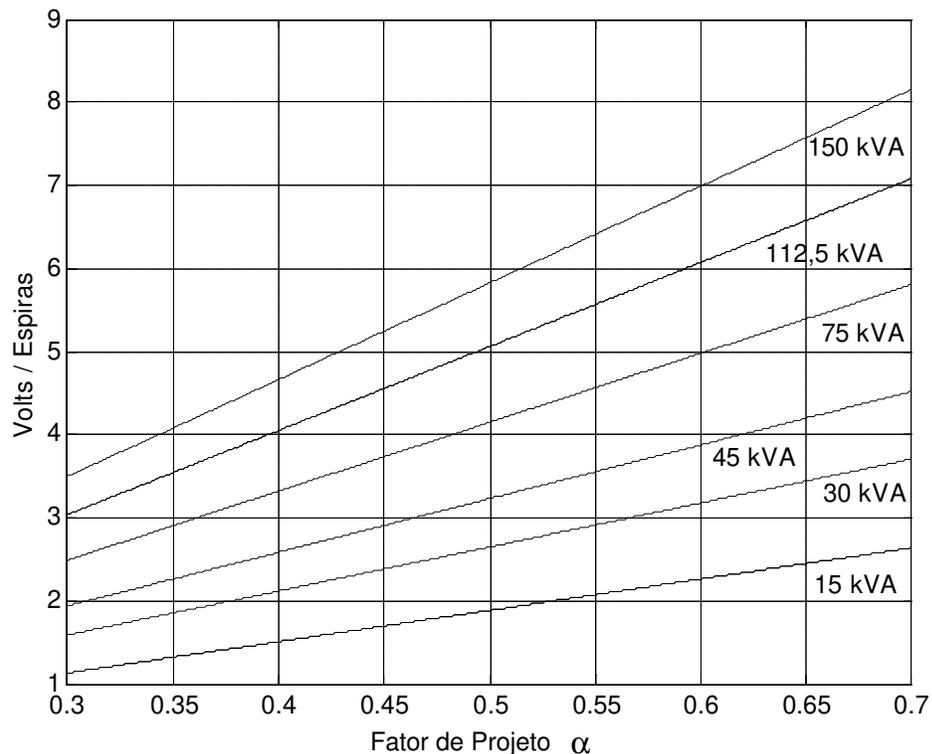


Figura 3.1: Volts/espiras em função de α

Curvas como aquelas mostradas na figura 3.1 são de uso corrente na indústria de transformadores. São obtidas empiricamente a partir da proporção dos materiais utilizados na fabricação dos equipamentos. Uma vez obtido o valor desta relação, os números de espiras dos enrolamentos internos (secundário) e externos (primário) são determinados com a aplicação da equação (3.1), onde V_E é a tensão no respectivo enrolamento.

$$N_E = \frac{V_E}{\text{Volts/ espiras}} \quad (3.1)$$

3.1.1 Dimensionamento do núcleo

O próximo passo é a determinação da seção transversal do núcleo S_N . Esse procedimento, acompanhado de alguns comentários, é detalhado a seguir. A seção transversal ideal pode ser obtida em função da densidade de fluxo magnético B_N e da grandeza Volts/espiras, através da expressão (3.2) [19], onde f é frequência da tensão aplicada.

$$S_{N(\text{ideal})} = \frac{\sqrt{2} \text{ Volts/esp}}{2\pi B_N f} \quad (3.2)$$

Os transformadores de potência possuem, em geral, núcleos com seções transversais aproximadamente circulares, como mostrado na figura 3.2, onde D_N é o diâmetro do círculo. A relação entre a seção transversal e a área A_C do círculo constitui o fator de utilização k_U , o qual depende do número de estampas (chapas) com larguras diferentes $L(n)$ que compõem a seção.

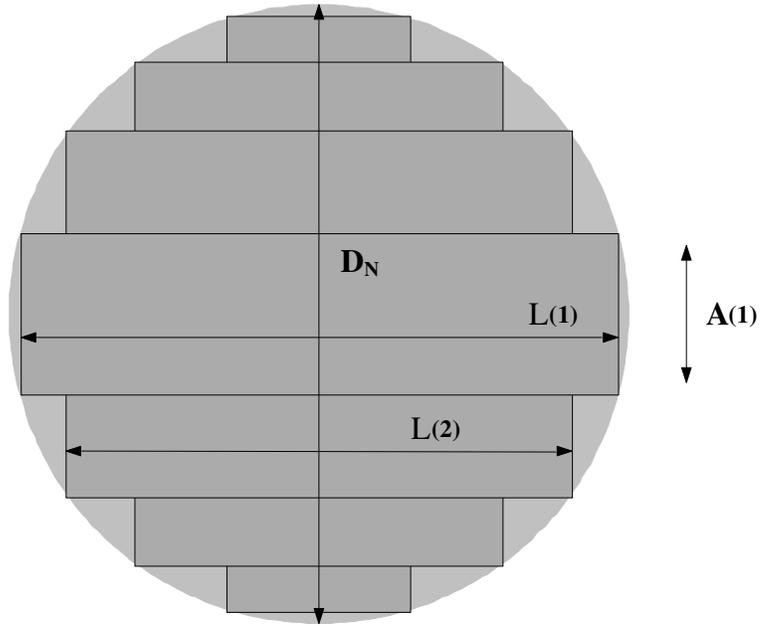


Figura 3.2: Seção Transversal do Núcleo

Para obtenção das larguras que proporcionam um maior aproveitamento da seção transversal do núcleo, primeiro define-se o número n de estampos e, utilizando-se os valores dos ângulos $\delta(n)$, em graus, da tabela 3.1, dimensiona-se a largura $L(n)$ da chapa e a altura $A(n)$ do degrau (pacote de chapas), para cada estampo, através das equações (3.3) e (3.4) [10].

$$L(n) = D_N \cos\delta(n) \quad (3.3)$$

$$A(n) = \sqrt{\left(\frac{D_N}{2}\right)^2 - \left(\frac{L(n)}{2}\right)^2} - A(n-1) \quad (3.4)$$

Convém observar que, na equação (3.4), considera-se $A(0) = 0$

Tabela 3.1: Fator de utilização

k_U	n	$\delta(1)$	$\delta(2)$	$\delta(3)$	$\delta(4)$	$\delta(5)$	$\delta(6)$	$\delta(7)$	$\delta(8)$	$\delta(9)$	$\delta(10)$
0,8510	3	25,09	45,00	64,91							
0,8860	4	21,05	37,34	52,66	68,92						
0,9079	5	18,29	32,25	45,00	57,75	71,71					
0,9228	6	16,28	28,59	39,64	50,36	61,41	73,72				
0,9337	7	14,76	25,85	35,70	45,00	54,30	64,15	75,24			
0,9419	8	13,54	23,61	32,51	40,89	49,11	57,49	66,39	76,50		
0,9483	9	12,50	21,83	29,99	37,61	45,00	52,39	60,01	68,17	77,50	
0,9534	10	11,66	20,34	27,91	34,92	41,67	48,33	55,08	62,09	69,66	78,34

A seção S_N pode, também, ser representada em função da área do círculo, pela equação (3.5), onde k_E é o fator de empilhamento, também conhecido como fator de empacotamento. Ele representa a relação obtida entre a seção magnética e a área resultante da justaposição das chapas de aço-silício devidamente isoladas. Este fator depende principalmente da espessura e uniformidade do revestimento isolante das chapas.

$$S_N = k_U k_E A_C \quad (3.5)$$

A limitação dos fatores k_U e k_E está ligada aos processos de confecção dos núcleos magnéticos. Quanto maiores forem estes fatores, mais complexos e trabalhosos serão os processos envolvidos na sua confecção e, conseqüentemente, maiores serão os custos desses processos.

O diâmetro dos enrolamentos é proporcional ao diâmetro D_N do círculo formado pela seção do núcleo. O valor de D_N pode ser calculado em função de S_N como mostra a expressão (3.6).

$$D_N = \sqrt{\frac{4 S_N}{\pi k_U k_E}} \quad (3.6)$$

Considerando-se uma dada seção magnética e observando a expressão (3.6), conclui-se que, quanto maiores forem os fatores de utilização e empilhamento, menor será o diâmetro do círculo e, conseqüentemente, o diâmetro do enrolamento. Enrolamentos com diâmetros menores têm menor peso e, portanto, custo menor. É importante lembrar que alterações no diâmetro dos enrolamentos provocam uma variação na quantidade de fluxo disperso (conjunto de linhas de fluxo magnético que não atuam sobre os enrolamentos primário e secundário conjuntamente), o que ocasiona importantes mudanças nos parâmetros que compõem o circuito elétrico equivalente do transformador, principalmente no que se refere à magnitude da impedância.

Sabe-se que as dimensões dos enrolamentos influenciam o volume do material magnético e, conseqüentemente, o valor das perdas magnéticas no núcleo. Portanto, o projeto do enrolamento deve ser adequado às características do núcleo e vice-versa.

A consideração de todo esse conjunto de variáveis, somada às volúveis condições de mercado, torna-se indispensável um profundo e continuado acompanhamento da evolução dos processos e materiais utilizados na fabricação de transformadores.

Além do anteriormente exposto, devem-se considerar, nos projetos de transformadores de distribuição, alguns outros fatores que também influenciam seu custo e desempenho, tais como: altitude, temperatura ambiente, umidade,

ventilação, características de carregamento, normas locais, custo local da energia, tipos de proteção e a arquitetura da rede de distribuição. Estes fatores são de fundamental importância na concepção do projeto, principalmente no que se refere ao formato, isolamento e dimensionamento dos enrolamentos.

3.1.2 Dimensionamento dos enrolamentos

O primeiro passo para o dimensionamento dos enrolamentos é definir seus condutores. Através das densidades de corrente, calculam-se os valores das seções transversais dos condutores, como mostra a equação (3.7), e, conseqüentemente, os tipos de condutores a serem utilizados no projeto. As densidades de corrente nos condutores são parâmetros iniciais de projeto e devem ser estimadas pelo projetista. Nesse trabalho, os valores das densidades de corrente nos condutores são obtidos pela aplicação de redes neurais artificiais. A equação (3.7) refere-se ao cálculo da seção transversal do condutor S_C e pode ser aplicada para os enrolamentos primário e secundário. Nesta equação, I_C representa a corrente que percorre os condutores do enrolamento e J_E é a densidade de corrente nos condutores do enrolamento.

$$S_C = \frac{I_C}{J_E} \quad (3.7)$$

O próximo passo para o dimensionamento do enrolamento é a distribuição das espiras em camadas ao longo dos enrolamentos. Essa distribuição é definida com base nas alturas destes. As alturas dos enrolamentos, devem ser escolhidas pelo projetista, considerando os valores finais desejados. Outras escolhas importantes são as distâncias elétricas entre o núcleo e o enrolamento interno e entre os enrolamentos interno e externo. Essa definição depende dos níveis de tensão aplicados aos enrolamentos, das características dos materiais isolantes empregados no projeto, do fluxo disperso desejado e dos processos de refrigeração utilizados [8]. Com esses valores e as

dimensões do núcleo, pode-se calcular os diâmetros internos e externos dos enrolamentos, o comprimento e peso de cada condutor, o volume dos enrolamentos e as dimensões e pesos do conjunto núcleo-enrolamentos. A figura 3.3 ilustra um exemplo de conjunto núcleo-enrolamentos referente a um transformador trifásico de potência.

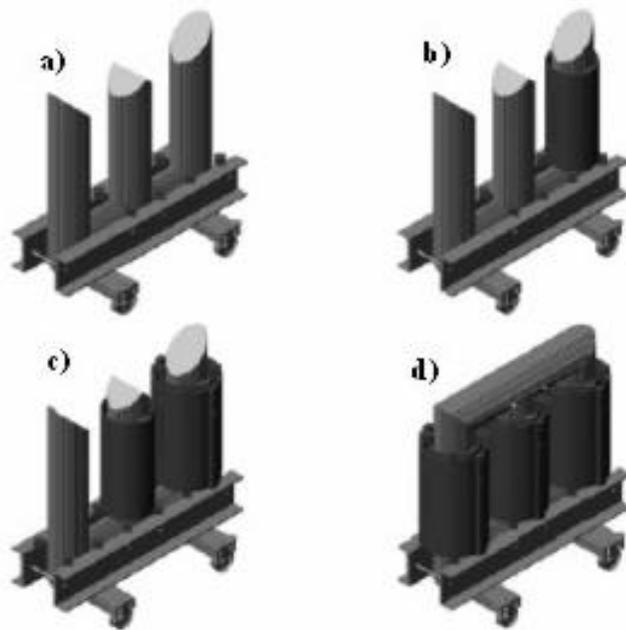


Figura 3.3: Montagem do conjunto núcleo-enrolamentos de um transformador de potência trifásico

As alturas dos enrolamentos consideradas nesses cálculos constituem também um dos parâmetros iniciais de projeto e são definidas, nesse trabalho, através da aplicação de redes neurais artificiais.

3.2 PREDIÇÕES FINAIS DE PROJETO

Ao final do projeto, uma grande quantidade de parâmetros é estimada. Alguns desses parâmetros são denominados, nesse trabalho, parâmetros finais desejados e referem-se às propriedades que o equipamento obrigatoriamente deve possuir. Estas propriedades, por sua vez, são analisadas quanto à sua conformidade com a aplicação a que o equipamento é destinado, com as normas e características específicas locais e com as exigências de mercado. As metodologias para a estimativa de muitos desses parâmetros são bem conhecidas e podem ser encontradas em grande quantidade de textos [3; 5; 8; 19; 20], e com as mais diversas abordagens. Contudo, a estimativa de alguns outros parâmetros é pouco conceitual e as metodologias utilizadas são basicamente empíricas. Nesse trabalho, a atenção é concentrada na estimativa de parâmetros nos quais seus fenômenos definidores são pouco conhecidos e as metodologias utilizadas tem base geralmente empírica. As próximas subseções tratam dessas metodologias.

3.2.1 Perdas no núcleo

As perdas magnéticas do núcleo W_N dependem basicamente da densidade máxima de fluxo magnético a que o núcleo é submetido, das propriedades magnéticas das ligas de aço-silício e das características construtivas do núcleo. Uma metodologia muito utilizada na indústria é aplicada associando a densidade B_N e o volume total do núcleo Vol_N com as propriedades magnéticas das ligas de aço-silício e as características construtivas do núcleo. A expressão (3.8) mostra um exemplo correspondente a essa metodologia, onde k_M e m representam tanto as propriedades magnéticas das ligas de aço-silício após seu processamento quanto as características construtivas do núcleo.

$$W_N = k_M \text{Vol}_N (B_N)^m \quad (3.8)$$

Os parâmetros k_M e m são obtidos de maneira empírica, geralmente decompondo as perdas no núcleo de acordo com os fenômenos que as causam [10]. Alguns fabricantes simplesmente ajustam esses parâmetros através de comparações entre os valores obtidos nos ensaios e os valores retirados das curvas mostradas nos gráficos das figuras 2.3 e 2.5.

Existem também outras metodologias, mais freqüentes nos textos [5; 20], que, porém, são pouco utilizadas na indústria. Um exemplo é a decomposição das perdas no núcleo em duas parcelas: as perdas devidas ao fenômeno da histerese magnética e as perdas causadas pelas correntes parasitas que circulam no núcleo (correntes de Foucault). A equação (3.9) mostra como são calculadas as perdas devidas ao fenômeno da histerese magnética, geralmente denominadas perdas por histerese W_H . As perdas decorrentes das correntes parasitas, usualmente denominadas perdas Foucault W_F , são definidas pela equação (3.10).

$$W_H = k_H f B_N^n \text{Vol}_N \quad (3.9)$$

$$W_F = k_F f^2 B_{Ef}^2 \epsilon_{\text{Chapa}}^2 \text{Vol}_N \quad (3.10)$$

onde f é a freqüência, n refere-se ao expoente de Steinmetz, B_{Ef} é a densidade de fluxo efetiva, ϵ_{Chapa} espessura da chapa de material magnético e k_H e k_F são constantes características do material magnético para W_H e W_F , respectivamente.

É importante notar que, nas equações (3.9) e (3.10), tanto n , como as constantes k_H e k_F , são geralmente obtidos por meios empíricos.

Neste trabalho, é proposta também uma metodologia para o cálculo das perdas específicas no núcleo utilizando redes neurais artificiais para estabelecer a relação entre B_N , as propriedades magnéticas das ligas de aço-silício, as

características construtivas do núcleo e as perdas neste. O capítulo 5 aborda, com detalhes, esse procedimento, juntamente com os demais que formam essa nova metodologia.

3.2.2 Perdas nos Enrolamentos

A resistência total do condutor (R_C) é obtida através da equação (3.11), onde ψ_C representa a resistividade na temperatura de referência (75°C) e considerando uma frequência relativamente baixa, L_C é o comprimento total do condutor e S_C representa a seção transversal média deste. A equação (3.12), onde I_C é a corrente que percorre o condutor, expressa como são obtidas as perdas ôhmicas (por efeito Joule e sob corrente nominal). E as perdas no enrolamento são obtidas pela equação (3.13), onde k_S representa a parcela correspondente às perdas suplementares.

$$R_C = \psi_C \frac{L_C}{S_C} \quad (3.11)$$

$$W_\Omega = R_C I_C^2 \quad (3.12)$$

$$W_E = W_\Omega + k_S \quad (3.13)$$

Como já mencionado nesse trabalho, todas as perdas devidas principalmente às correntes parasitas nos condutores (decorrentes dos fluxos de dispersão), às correntes necessárias ao suprimento de W_Ω e à outros fenômenos [8] não contemplados no cálculo de W_Ω são denominadas perdas suplementares. O gráfico da figura 3.4 mostra exemplos de curvas com as magnitudes das perdas suplementares em função da dimensão radial (espessura) do condutor e do número de camadas em que são distribuídas as espiras no enrolamento. As curvas mostradas nesta figura foram obtidas empiricamente e são baseadas num histórico de projetos executados de transformadores de uma dada faixa de potência e representam algumas condições de construção e

projeto que são particulares de cada fabricante. Nessa figura a porcentagem se refere ao valor das perdas no enrolamento.

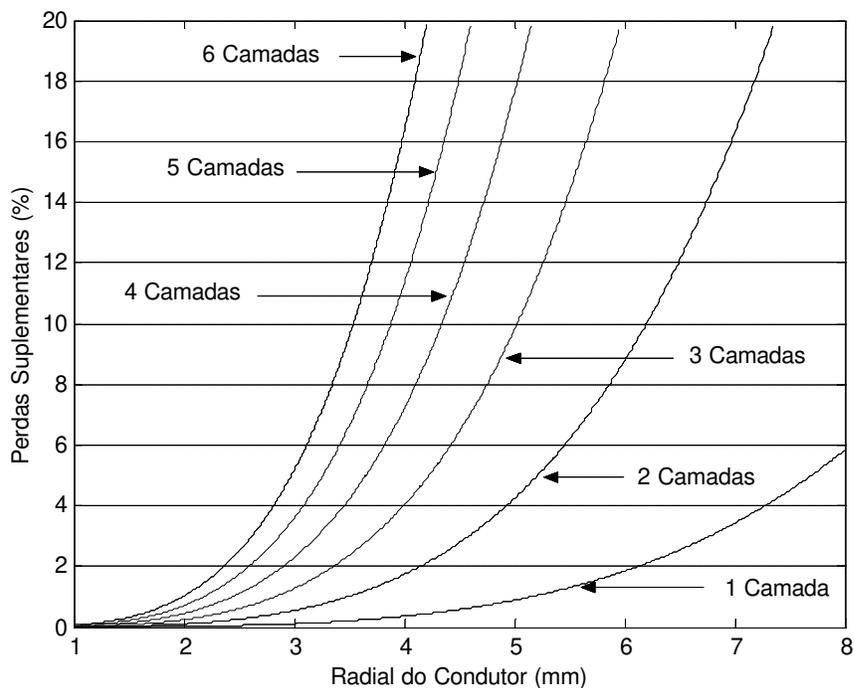


Figura 3.4: Perdas suplementares em função da dimensão radial do condutor

Constitui uma das propostas desse trabalho obter a magnitude das perdas suplementares através da aplicação de redes neurais artificiais, como será detalhado no capítulo 5.

3.2.3 Impedância

Na definição da impedância Z , representada na equação (3.14), inicialmente consideram-se as dimensões dos enrolamentos para o cálculo do

valor da reatância X , como mostrado na equação (3.15), onde N_E é o número de espiras, S_T representa a superfície que o fluxo disperso preferencialmente atravessa, h é o comprimento médio de linha de fluxo (aproximadamente a altura média dos enrolamentos), k_X é o fator que representa o sistema de unidades, k_I é o fator de correção para grandes magnitudes de corrente e k_{Rog} representa o fator de Rogowski [5].

$$Z = \sqrt{R^2 + X^2} \quad (3.14)$$

$$X = \frac{k_X N_E S_T I_F}{h S_N B_N} k_{Rog} k_I \quad (3.15)$$

A superfície S_T geralmente tem a forma de um anel circular ou oval, dependendo dos formatos dos enrolamentos. O fator de Rogowski [equação (3.15)], pode ser obtido através da equação (3.16), onde ϵ_o refere-se à distância que separa os dois enrolamentos concêntricos (o interno e o externo) da mesma coluna, ϵ_i e ϵ_e são as espessuras dos enrolamentos interno e externo, respectivamente. Ele representa a não uniformidade da densidade de fluxo ao longo do caminho percorrido pelas linhas de fluxo disperso, em consequência de algumas características dimensionais dos enrolamentos.

$$k_{Rog} = 1 - \frac{1 - e^{-(\pi(\epsilon_o + \epsilon_i + \epsilon_e)^{-1} h)}}{\pi(\epsilon_o + \epsilon_i + \epsilon_e)^{-1} h} < 1 \quad (3.16)$$

A maioria dos fabricantes aplica, em conjunto com o fator de Rogowski, outro fator na correção da reatância. Esse fator considera o valor da corrente que percorre o enrolamento e pretende incluir no cálculo da reatância a parcela do fluxo que trafega pelo tanque e pelas ferragens próximas dos enrolamentos. Um exemplo é o fator k_I mostrado na equação (3.15), o qual pode ser obtido aplicando-se o valor da corrente que percorre o condutor na curva apresentada na figura 3.5.

O comportamento apresentado na figura 3.5 é obtido por meios empíricos e representa algumas condições de fabricação e projeto que são particulares de um dado fabricante. A utilização de um fator único, que será denominado k_R , obtido através redes neurais artificiais, tem a finalidade de substituir os fatores k_I e k_{Rog} conjuntamente. Desta forma, são também consideradas as imprecisões dimensionais entre o projeto e a execução, o que constitui uma das propostas desse trabalho e será tratada no capítulo 5.

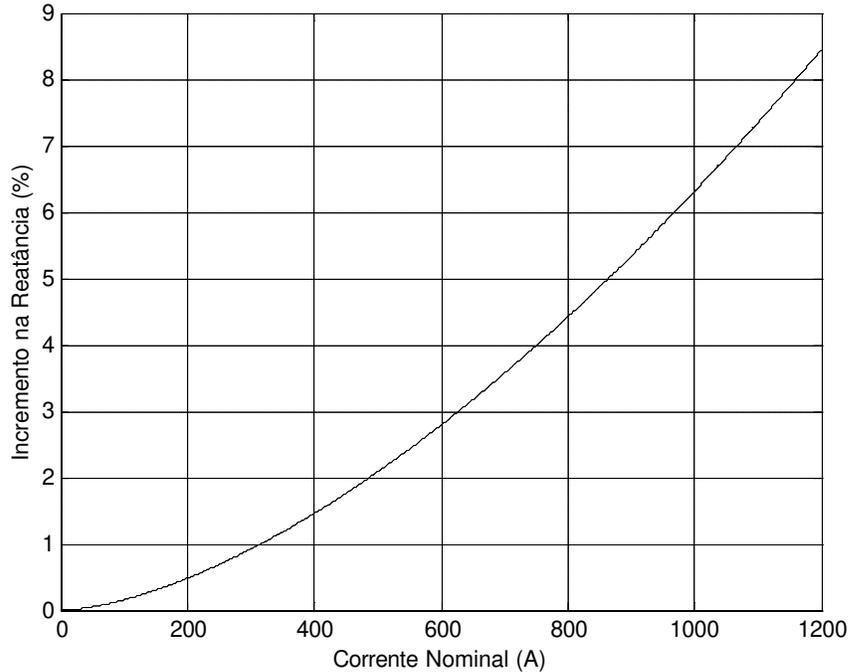


Figura 3.5: Fator k_I de correção da reatância em função da corrente

3.2.4 Temperaturas internas

Estimar o valor das temperaturas internas ou da elevação de temperatura constitui uma das tarefas mais complexas do projeto. Parte dessa complexidade está relacionada à forte dependência que os materiais e os processos empregados na fabricação exercem sobre o resultado da temperatura. Esse fato, motiva o grande número de metodologias diferentes utilizadas para esta estimativa, onde cada fabricante utiliza a sua. Um exemplo para o cálculo da temperatura interna ΔT é mostrado através da equação (3.17), onde P_E representa a potência dissipada pelo enrolamento e P_T é a potência dissipada pelo tanque. Os fatores θ_E , θ_T e τ são obtidos de forma empírica a partir das características e da técnica de refrigeração utilizada.

$$\Delta T = \theta_E P_E^\tau + \theta_T P_T^\tau \quad (3.17)$$

Existem, ainda, muitas outras metodologias que também podem ser encontradas na bibliografia [3; 5; 8; 19]. Basicamente, a maioria delas obtém a magnitude da elevação de temperatura em função das dimensões dos enrolamentos, das disposições dos condutores neles, das perdas e da superfície de troca de calor do conjunto tanque-radiadores. A aplicação de redes neurais artificiais na obtenção das temperaturas internas ao transformador, proposta neste trabalho, embora considere estas características, constitui uma abordagem diferente das usuais.

***Capítulo 4:* REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Redes neurais artificiais (RNAs) são sistemas que mimetizam o comportamento e a estrutura do cérebro humano, todavia, possuindo um conjunto muito limitado de neurônios. Esses neurônios, por sua vez, processam paralelamente os dados e os propagam através de uma complexa malha de interconexão. Analogamente ao cérebro humano, as RNAs têm a capacidade de interagir com o meio externo e adaptar-se a ele. Essas características conferem as RNAs uma importância multidisciplinar, razão pela qual essa ferramenta vem ganhando destaque em diferentes áreas do conhecimento, tais como engenharia, matemática, física, informática, etc. Particularmente, na área de transformadores, as RNAs vem sendo aplicadas na previsão de manutenção, no controle e monitoramento da operação e, como nos casos desse trabalho e outros [21], na modelagem.

De acordo com diversas estruturas neurais e algoritmos de aprendizagem propostos por vários pesquisadores, as redes neurais possuem certas características exclusivas de sistemas biológicos. Sistemas de computação baseados em redes neurais têm a capacidade de receber ao mesmo tempo várias entradas e distribuí-las de maneira organizada. Geralmente, as informações armazenadas por uma rede neural são compartilhadas por todas as suas unidades de processamento. Essa característica contrasta com os atuais esquemas de memória dos computadores convencionais, onde a informação fica confinada em um determinado endereço.

Esse capítulo traz alguns fundamentos e propriedades das RNAs, importantes no desenvolvimento deste trabalho, começando por um breve histórico. Não existe a preocupação de ir além do estritamente necessário para a compreensão da aplicação desta ferramenta neste trabalho.

4.1 HISTÓRICO

Nesta seção é apresentado um histórico da evolução do estudo de RNAs [22; 23; 24]. O tema é abordado considerando-se uma seqüência cronológica das atividades científicas de relevância no processo de evolutivo da técnica. Esse processo é marcado por um longo período de estagnação e seguido por um recente e crescente interesse científico, devido às inovações tecnológicas e também pela característica multidisciplinar das RNAs.

Os primeiros documentos mencionados sobre redes neurais ou neurocomputação datam de 1943 com McCulloch e Pitts que projetaram a estrutura que é conhecida como a primeira rede neural. Estes pesquisadores propuseram um modelo de neurônio como uma unidade de processamento binária e provaram que esta unidade é capaz de executar muitas operações lógicas. Este modelo, apesar de muito simples, trouxe uma grande contribuição para as discussões sobre a construção dos primeiros computadores digitais, permitindo a criação dos primeiros modelos matemáticos de dispositivos artificiais que buscavam analogias biológicas (uma máquina baseada ou inspirada no cérebro humano). Muitos outros artigos e livros surgiram desde então, porém, pouco resultado foi obtido. Até que, em 1948, N. Wiener criou a palavra cibernética para descrever, de forma unificada, controle e comunicação nos organismos vivos e nas máquinas. Em 1949, Donald O. Hebb apresentou uma hipótese a respeito da maneira com que a força das sinapses no cérebro se altera em resposta à experiência. Em particular, ele sugeriu que as conexões

entre células que são ativadas ao mesmo tempo tendem a se fortalecer, enquanto que as outras conexões tendem a se enfraquecer. Esta hipótese passou a influir decisivamente na evolução da teoria de aprendizagem em RNAs. Ele escreveu o livro intitulado "*The Organization of Behavior*" que perseguia a idéia de que o condicionamento psicológico clássico está presente em qualquer parte dos animais pelo fato de que isto é uma propriedade de neurônios individuais. Suas idéias não eram completamente novas, mas Hebb foi o primeiro a propor uma lei de aprendizagem específica para as sinapses dos neurônios. Este primeiro passo serviu de inspiração para que muitos outros pesquisadores perseguissem a mesma idéia.

Mark I Perceptron foi o primeiro neurocomputador a obter sucesso e surgiu por volta de 1957. Ele foi criado por Frank Rosenblatt, Charles Wightman e outros. Rosenblatt introduziu uma nova abordagem para o problema de reconhecimento de padrões com o desenvolvimento do Perceptron. Ele também propôs para o Perceptron um algoritmo para o ajuste dos pesos. Devido à profundidade de seus estudos, suas contribuições técnicas e sua maneira moderna de pensar, muitos o vêem como o fundador da neurocomputação na forma em que encontra-se.

Por volta do mesmo período, Bernard Widrow e alguns colaboradores, desenvolveram um novo tipo de elemento de processamento de redes neurais chamado de Adaline (abreviação de Adaptive Linear Element), e mais tarde a sua generalização multidimensional, o Madaline (múltipla Adaline). Esta rede era equipada com uma nova lei de aprendizado, conhecida como "Regra Delta", que depois foi generalizada para redes com modelos neurais mais elaborados.

Infelizmente, apesar do sucesso do Perceptron e do Adaline, a pesquisa em redes neurais passou gradualmente a conviver com dois problemas fundamentais. Devido ao fato de a maior parte das pesquisas até então

desenvolvidas ser de natureza heurística, o primeiro problema estava vinculado à carência de resultados teóricos que justificassem a manutenção do interesse científico pela área, o que ocasionou a redução na produção de novas idéias.

O segundo problema, e talvez o de maior significado histórico, foi a expectativa exagerada criada pelos próprios pesquisadores desta área, não acompanhada de resultados à altura, o que agravou a queda de financiamentos para pesquisa. Em 1969, L. M. Minsky e S. A. Papert publicaram o livro *“Perceptrons - An Introduction to Computational Geometry”*, onde os autores argumentaram enfaticamente quanto às limitações básicas das redes perceptrons isoladas, a começar pela impossibilidade de se implementar regras lógicas tão simples, como o caso do ou-exclusivo. Neste livro conceitos de matemática moderna, tais como, topologia e teoria de grupo, são aplicados com o objetivo de analisar as capacidades adaptativas e computacionais de neurônios. Os autores demonstraram que a rede perceptron, apesar de ser capaz de executar as operações booleanas AND e OR, não é capaz de executar outras operações elementares, como XOR (ou-exclusivo). Além disso, esses autores não acreditavam que uma arquitetura adequada em conjunto com um algoritmo de ajuste dos pesos pudesse ser desenvolvida de forma a superar esta limitação. Historicamente, a publicação deste livro paralisou, a partir de 1970, as pesquisas na área de redes neurais. Os pesquisadores passaram a buscar por alternativas dentro do campo da engenharia e, principalmente, da lógica matemática, que, na época, encontrava-se em franca expansão, devido às grandes conquistas realizadas na área de computação.

Apesar do êxodo generalizado, um período de pesquisa silenciosa seguiu-se durante período de 1969 a 1982, quando poucos desenvolvimentos foram publicados devido aos fatos ocorridos anteriormente. Entretanto, nomes como Teuvo Kohonen, Stephen Grossberg, B. Widrow, James Anderson, Edoardo Caianiello, Kunuhito Fukushima, Igor Aleksander, entre outros,

conseguiram novamente estabelecer um campo concreto para o renascimento da área. Eles passaram a publicar diversas propostas para o desenvolvimento e para as aplicações de redes neurais. Esta retomada do interesse pela exploração das RNAs deu-se por vários fatores, entre os quais ressaltam-se:

- os melhores conhecimentos da estrutura real do cérebro;
- a disponibilidade de computadores com maior capacidade de cálculo;
- o desenvolvimento de novos algoritmos de aprendizado.

Nos anos 80, muitos fatores contribuíram para o ressurgimento definitivo das pesquisas em redes neurais e, conseqüentemente, permitindo a sua aplicação em sistemas reais. Os mais importantes são:

- neurofisiologistas foram adquirindo um maior conhecimento sobre o processamento de informações nos organismos vivos;
- avanços tecnológicos tornaram disponível um maior potencial computacional a baixo custo, viabilizando ou facilitando simulações e testes com modelos neurais;
- novas teorias para a implementação de algoritmos foram desenvolvidas.

Neste período, 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. Este método, baseado em um algoritmo denominado *backpropagation*, tornou-se largamente conhecido após a publicação, em 1986, do livro “*Parallel Distributed Processing*”, por J. L.

Mcclelland e D. E. Rumelhart, fazendo com que pesquisadores das mais diferentes áreas passassem a visualizar interessantes aplicações para redes neurais artificiais.

Desde então, várias aplicações tem sido mapeadas através de redes neurais artificiais, tais como: reconhecimento de padrões, processamento de imagens, sistemas de controle, robótica e identificação de sistemas. Na área específica de transformadores de potência, encontram-se vários trabalhos com aplicação de redes neurais [21; 25], que mostram as diversas pesquisas que estão em desenvolvimento nesta área.

4.2 CÉREBRO HUMANO

O cérebro humano é responsável pelo controle das funções e dos movimentos do organismo. Por esta razão, ele é considerado o mais fascinante processador baseado em carbono existente. Ele é composto por aproximadamente 100 bilhões de neurônios. Cada neurônio está conectado a aproximadamente 100 outros através de sinapses, formando, juntos, uma grande rede, chamada rede neural biológica. Esta grande rede proporciona uma fabulosa capacidade de processamento e armazenamento de informação. As mais de 10 trilhões de sinapses transmitem estímulos através de diferentes concentrações de Sódio e Potássio, e os resultados destas podem ser estendidos por todo o corpo humano [26].

O sistema nervoso humano pode ser visto como um sistema com três estágios. São eles:

- o centro do sistema (cérebro), representado pela rede neural que recebe informações e toma decisões;
- os receptores, que convertem os estímulos do corpo ou do ambiente em impulsos elétricos que transmitem informação para a rede neural;
- os atuadores, que, por sua vez, convertem impulsos elétricos em respostas para a saída do sistema.

A rede neural é formada por um conjunto extremamente complexo de neurônios e, entre eles, a comunicação é realizada através de impulsos. Quando um impulso é recebido, o neurônio o processa, e se o resultado do processamento for maior que um determinado limite de ação, o mesmo dispara um segundo impulso, que produz uma substância neurotransmissora e, este impulso flui do corpo celular para o axônio (que, por sua vez, pode ou não estar conectado a um dendrito de outra célula). O neurônio que transmite o pulso pode controlar a frequência de pulsos, aumentando ou diminuindo a polaridade na membrana pós-sináptica. Os neurônios têm, portanto, um papel essencial no funcionamento, no comportamento e no raciocínio do ser humano.

As redes neurais naturais não transmitem sinais negativos, ao contrário das redes neurais artificiais, sua ativação é medida pela frequência com que os pulsos são emitidos. As redes naturais não são uniformes como as redes artificiais, e apresentam certa uniformidade apenas em alguns pontos do organismo. A figura 4.1 [24] ilustra a aparência de uma célula nervosa (neurônio).

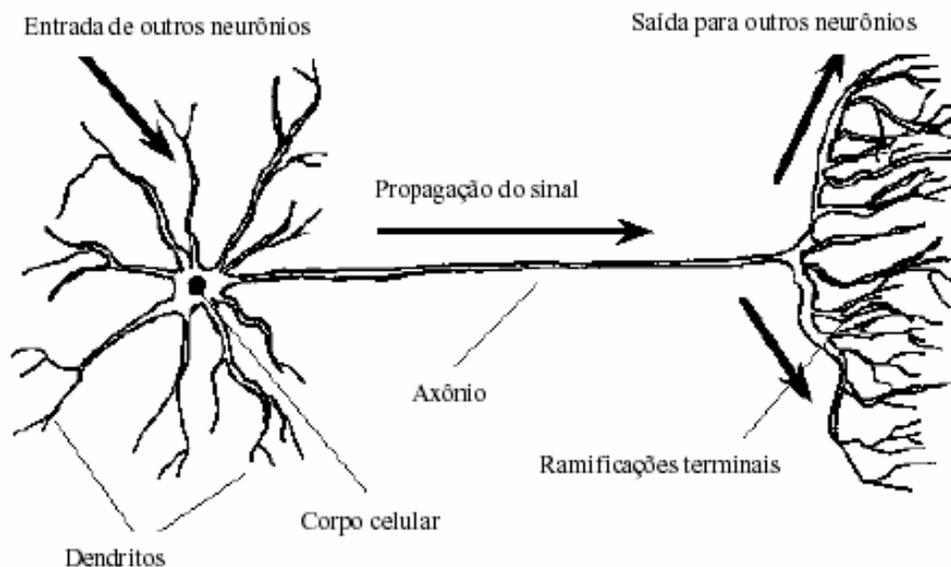


Figura 4.1: Principais componentes do neurônio

Os principais constituintes de um neurônio são:

- dendritos - responsáveis por receber os estímulos transmitidos pelos outros neurônios;
- corpo celular - responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios;
- axônio - responsável por transmitir os estímulos para outras células (constituído de uma fibra tubular que pode alcançar até alguns metros).

4.3 TOPOLOGIA DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As RNAs são técnicas computacionais que têm capacidade para solucionar problemas por intermédio de circuitos simples que simulam o funcionamento e o comportamento do cérebro humano. Elas apresentam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes, que adquirem conhecimento através da experiência, ou seja, aprendendo, errando e fazendo descobertas. Uma rede neural artificial pode ter centenas ou até milhares de unidades de processamento, enquanto o cérebro de um mamífero pode conter muitos bilhões de neurônios.

A operação de uma célula (neurônio) em uma rede neural, geralmente, pode ser descrita da seguinte forma:

- os sinais são apresentados à entrada;
- cada sinal é multiplicado por um peso, o qual indica sua influência na saída da célula;
- executa-se a soma ponderada dos sinais, o que produz um nível de atividade;
- quando este nível excede um limite (*threshold*), a unidade produz uma saída.

Assim como o sistema nervoso 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, processando 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 [22]. A figura 4.2 mostra o modelo geral do neurônio artificial, onde: x_1, x_2, \dots, x_n representam os sinais de entrada; w_1, w_2, \dots, w_n são os pesos ou conexões sinápticas; o *bias* representa o limiar de ativação do neurônio; u é a saída do combinador linear; $g(u)$ é a função de ativação (limita a saída do neurônio); y é o sinal de saída do neurônio.

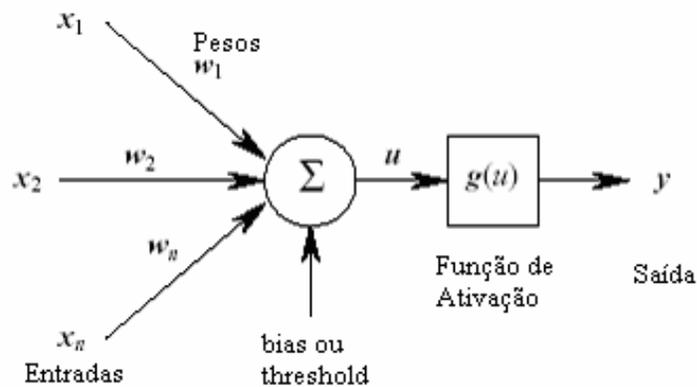


Figura 4.2: Modelo geral do neurônio artificial

As equações (4.1) e (4.2) descrevem o comportamento do neurônio artificial, 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, $g()$ é a função de ativação do neurônio e y é a saída dele.

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

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

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 (padrões).

4.3.1 Funções de ativação

Na equação (4.2), a função de ativação processa o conjunto de entradas recebidas e o transforma em estado de ativação. Normalmente, o estado de ativação dos neurônios pode assumir:

- valores binários (0 e 1);
- valores bipolares (-1 e 1);
- valores reais.

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

4.3.1.1 Função linear

A função de ativação linear é mostrada na figura 4.3 e representada pela equação (4.3).

$$g(u) = u \quad (4.3)$$

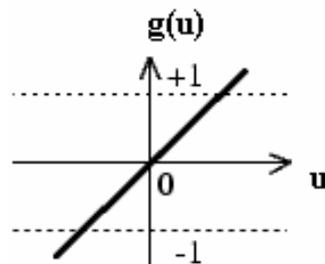


Figura 4.3: Função linear

4.3.1.2 Função degrau

Na função de ativação degrau, mostrada na figura 4.4 e representada pela equação (4.4), 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.

$$g(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq 0 \\ 0 & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (4.4)$$

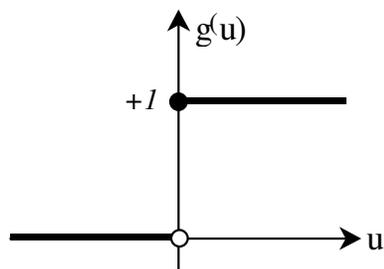


Figura 4.4: Função degrau

4.3.1.3 Função degrau bipolar

Na função de ativação degrau (bipolar), apresentada na figura 4.5 e representada através da expressão (4.5), 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.

$$g(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq 0 \\ -1 & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (4.5)$$

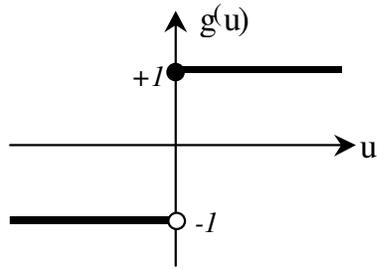


Figura 4.5: Função degrau bipolar

4.3.1.4 Função rampa

Nesse tipo de ativação, mostrada pela figura 4.6 e expressa pela equação (4.6), a saída do neurônio pode assumir valores positivos e negativos no domínio de -1 a 1 , e no intervalo $\{-a, a\}$, a saída assume o valor da função $g(u) = u$.

$$g(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq a \\ u & \text{se } -a < u < a \\ -1 & \text{se } u \leq -a \end{cases} \quad (4.6)$$

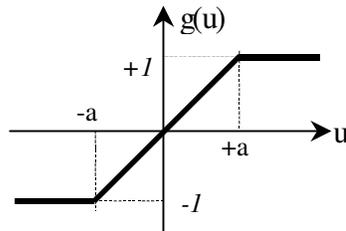


Figura 4.6: Função rampa

4.3.1.5 Função sigmóide

Para a função sigmóide ilustrada na figura 4.7 e apresentada pela expressão (4.7), β 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 .

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{(-\beta u)}} \quad (4.7)$$

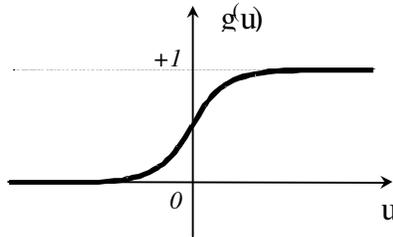


Figura 4.7: Função sigmóide

4.3.1.6 Função tangente hiperbólica

Na função de ativação do tipo tangente hiperbólica, apresentada na figura 4.8 e representada pela equação (4.8), a saída do neurônio pode assumir valores reais negativos e positivos no domínio de -1 a 1.

$$g(u) = \tanh(u) = \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}} \quad (4.8)$$

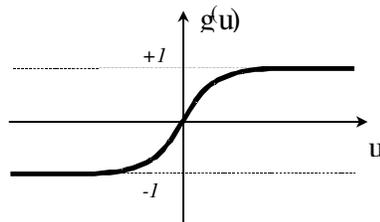


Figura 4.8: Função tangente hiperbólica

4.3.2 Camadas

Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior. Conforme apresentado na figura 4.9, as camadas de uma rede neural são usualmente classificadas em três grupos:

- camada de entrada;
- camadas intermediárias ou ocultas;
- camada de saída.

A camada de entrada é a camada por onde os padrões são introduzidos à rede. As camadas intermediárias, escondidas ou ocultas, como também são conhecidas, são responsáveis pela maior parte do processamento e através das conexões ponderadas, elas podem ser consideradas como extratoras de características. A camada de saída é responsável pela apresentação dos resultados finais.

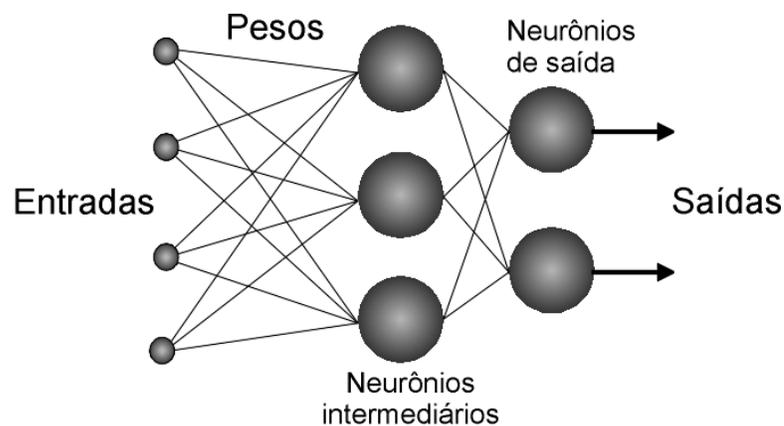


Figura 4.9: Organização da rede em camadas.

4.3.3 Arquitetura

Do ponto de vista estrutural, a arquitetura de redes neurais pode ser classificada como estática, dinâmica ou *fuzzy*. Ela pode ser constituída ainda de única camada ou múltiplas camadas. Além disso, algumas diferenças computacionais surgem quando se trata da maneira com que são feitas as conexões existentes entres os neurônios. Estas conexões podem ser estritamente

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

As redes neurais são também classificadas de acordo com a arquitetura em que foram implementadas, topologias, características de seus nós, regras de treinamento e tipos de modelos de neurônio empregado. A seguir serão descritas as mais importantes.

4.3.3.1 *Redes feedforward (camada única)*

São redes neurais contendo apenas uma camada de entrada e uma camada de neurônios que é a própria camada de saída, como mostra a figura 4.10. Suas principais aplicações são em memória associativa e no reconhecimento de padrões. O Perceptron e o Adaline são exemplos desse tipo de rede.

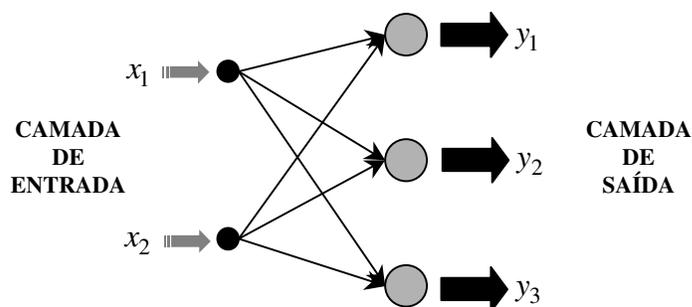


Figura 4.10: Exemplo de rede *feedforward* (camada única)

4.3.3.2 *Redes feedforward (multicamadas)*

Este tipo de rede distingue-se da anterior pela presença de uma ou mais camadas escondidas de neurônios. A figura 4.11 mostra um exemplo de rede *feedforward* (multicamadas). Nesta figura:

- 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;
- os neurônios intermediários estão nas camadas escondidas.

Suas principais aplicações são em reconhecimento de padrões, aproximador universal de funções e em controle. O Madaline, o Perceptron Multicamadas e o de Função Base Radial são exemplos deste tipo de rede.

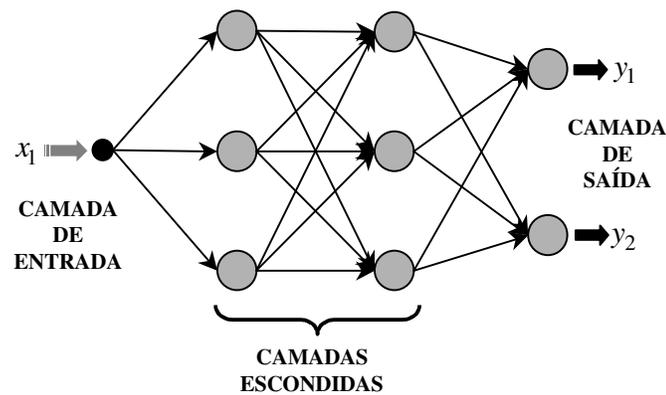


Figura 4.11: Exemplo de rede feedforward (multicamadas)

4.3.3.3 *Redes recorrentes*

A figura 4.12 apresenta um exemplo de rede recorrente. Este tipo de rede contém realimentação entre neurônios de camadas diferentes. Suas principais aplicações são em sistemas dinâmicos, memória associativa, previsão e estimação, otimização e em controle. O modelo de Hopfield e o Perceptron com realimentação são exemplos desse tipo de rede.

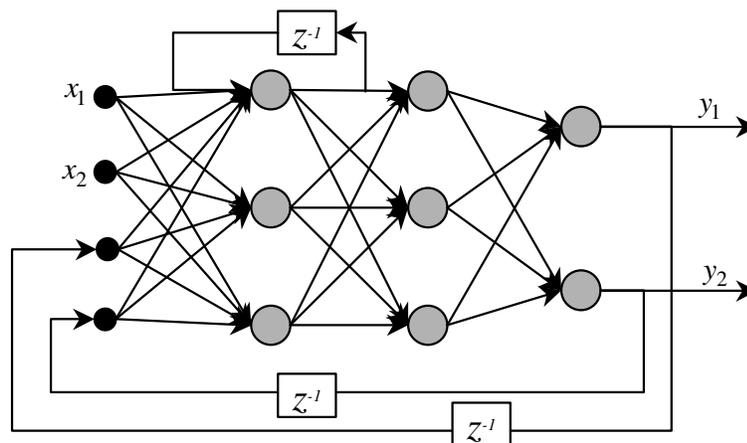


Figura 4.12: Exemplo de rede recorrente

4.4 TREINAMENTO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS

O objetivo principal da pesquisa sobre redes neurais na área de computação é desenvolver morfologias neurais, baseadas em modelos matemáticos, que podem realizar funções diversas [22]. 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 neural passa por um processo de treinamento com fundamentação nos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a sistemática necessária para executar adequadamente o processamento desejado dos dados fornecidos. Ela é, portanto, capaz de extrair regras básicas (conjunto de pesos) em consequência dos dados reais, diferindo, assim, 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 por intermédio 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-se quando a rede neural consegue generalizar soluções para uma classe de problemas.

Todo o conhecimento de uma rede neural está armazenado nas sinapses, ou seja, nos pesos atribuídos às conexões entre os neurônios. Cerca 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 para verificar se as regras produzem saídas adequadas para os dados não utilizados no treinamento (testar o grau de generalização).

4.4.1 Aprendizado

Um algoritmo de aprendizado é composto por um conjunto de regras bem definidas visando a 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. As principais formas de aprendizado, que estão associadas aos processos de ajuste de pesos da rede, podem ser divididas em:

4.4.1.1 Aprendizado supervisionado

O aprendizado supervisionado utiliza um agente externo que indica à rede um comportamento adequado ou inadequado em conformidade 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 com o respectivo padrão de saída. A diferença ou erro é então propagada da saída para a entrada (em sentido inverso ao fluxo de informações da rede) e os pesos são alterados em conformidade com algum algoritmo que tende a minimizar esse erro ou diferença. Os vetores

de entrada e saída do conjunto de treinamento são seqüencialmente aplicados, as diferenças ou erros são calculados e, para cada vetor, os pesos são ajustados até o erro atingir um nível aceitável para o conjunto de treinamento.

4.4.1.2 *Aprendizado não supervisionado*

Essa forma de aprendizado dispensa um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada, utiliza-se, entretanto, de exemplos de coisas análogas para que a rede responda de maneira similar. 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 deva, estatisticamente, descobrir características e particularidades marcantes da população de entrada. Ao contrário do aprendizado supervisionado, não existe um conjunto à priori de categorias dentro do qual os padrões irão ser classificados, mas sim o sistema é quem deve desenvolver sua própria representação do estímulo de entrada.

Ciclo de aprendizado (época) é a apresentação de todos os pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento no processo de aprendizado. A correção dos pesos num ciclo pode ser executada de dois modos (métodos para apresentação dos dados para o treinamento):

- Modo Padrão, onde a correção dos pesos acontece a cada apresentação à rede de um exemplo do conjunto de treinamento. Cada correção de pesos baseia-se somente no erro do exemplo apresentado naquela iteração;

- Modo Batch, onde apenas uma correção é feita por ciclo. Todos os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à rede, o erro médio é calculado e, a partir deste erro, fazem-se correções nos pesos.

4.5 REDES PERCEPTRONS MULTICAMADAS (MLP)

Quando RNAs 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, ou seja, não é possível a formação de uma representação interna [22]. Neste caso, a codificação proveniente do mundo exterior deve ser suficiente para implementar esse mapeamento.

Tal restrição implica que padrões de entrada similares resultem em padrões de saída similares, o que leva o sistema à incapacidade de aprender importantes mapeamentos. Como resultado, padrões de entrada com estruturas similares, fornecidos pelo mundo externo, que levem à 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). Redes de uma camada não são capazes de solucionar problemas que não sejam linearmente separáveis.

O desenvolvimento do algoritmo de treinamento *backpropagation* em 1986, mostrou que é possível treinar eficientemente redes com camadas intermediárias, resultando no modelo de RNAs mais utilizado atualmente, as redes Perceptron Multicamadas (MLP), treinadas com o algoritmo *backpropagation*.

Nessas 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 e nelas os pesos representam uma codificação das características apresentadas nos padrões de entrada. Este fato permite que a rede crie sua própria representação do problema.

São necessárias, no máximo, duas camadas intermediárias, com um número suficiente de unidades por camada, para se produzir quaisquer mapeamentos e é suficiente apenas uma camada intermediária para aproximar qualquer função contínua.

Neste trabalho, as redes MLPs, que constituem o sistema de projeto, têm a arquitetura “*multilayer feedforward*”, ou seja, o fluxo de informações é executado numa única direção, não possuindo retro-alimentação entre os neurônios.

4.6 PROCESSOS DE APRENDIZAGEM DE REDES PERCEPTRONS

Esta seção traz detalhes dos algoritmos de treinamento referentes aos processos de aprendizagem supervisionada das redes neurais.

4.6.1 Backpropagation

A estratégia de treinamento da rede, utilizando o algoritmo *backpropagation* (regra delta generalizada), é descrita através de uma seqüência de ações [22]:

- 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.

4.6.2 Método de Levenberg-Marquardt

Como descrito anteriormente o algoritmo *backpropagation* ajusta os valores das matrizes de pesos em função erro quadrático médio. Entretanto, 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 [27].

O algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM) é uma técnica que pode ser incorporada ao algoritmo *backpropagation* a fim de aumentar a eficiência do processo de treinamento. Este método é bastante eficiente quando estamos tratando de redes que não possuem mais do que algumas centenas de conexões a serem ajustadas. Isto se deve, principalmente, 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 [27].

4.7 APLICAÇÃO DO PROCESSO DE DESENVOLVIMENTO DE RNAs

Nesta seção, uma seqüência de ações é apresentada com a finalidade de sistematizar o processo de desenvolvimento das RNAs [26]. Essas ações propiciam a utilização de forma adequada da técnica, prevenindo e evitando a ocorrência de problemas durante os treinamentos.

4.7.1 Coleta de dados

A primeira ação no processo de desenvolvimento de redes neurais artificiais é a coleta de dados relativos ao problema em questão. Esta tarefa requer uma cuidadosa análise do problema, usando técnicas de amostragem [28] de forma a minimizar ambigüidades e erros nos dados. Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema. Eles não devem cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e condições pertencentes aos limites do domínio do problema.

4.7.2 Separação em conjuntos

Normalmente, 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 às condições reais de utilização e a capacidade de generalização da rede.

Depois de 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.

4.7.3 Configuração da rede

A terceira ação 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. Porém, normalmente, 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.

4.7.4 Treinamento

A quarta ação é o treinamento da rede. Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. É importante considerar, nesta fase, alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo 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 (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 estabelecido.

4.7.5 Teste e integração

Durante esta fase, 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.

***Capítulo 5:* NOVA METODOLOGIA DE PROJETO**

O sistema de projetos apresentado neste trabalho aplica redes neurais artificiais em etapas do projeto onde:

- a forma de relacionamento entre as variáveis não está bem definida;
- os parâmetros são determinados de forma empírica.

São os casos, por exemplo, dos parâmetros iniciais de projeto, das perdas específicas no núcleo, das perdas suplementares, do fator de compensação da reatância e das temperaturas internas. A aplicação de redes neurais artificiais também proporciona ao projeto uma forte relação com os métodos, processos e materiais utilizados na fabricação dos equipamentos. Evidencia-se, neste trabalho, a característica de inspiração em projetos anteriores com resultados previamente testados. Este fato permite ao sistema, a obtenção de parâmetros próximos aos ideais para as condições de fabricação e ao equilíbrio “custo x rendimento”.

Mais especificamente, neste trabalho são utilizadas cinco redes neurais do tipo MLP de característica acíclica, distribuídas em diferentes estágios do projeto, como detalhado na tabela 5.1. O propósito desse procedimento é identificar o relacionamento existente entre as diversas variáveis envolvidas em cada estágio, mesmo que não estejam explicitados todos os fenômenos que as relacionam entre si.

Tabela 5.1: Redes neurais propostas na metodologia.

Rede	Estágios do projeto
I	Predição dos parâmetros iniciais de projeto
II	Predição das perdas específicas no núcleo
III	Predição das perdas suplementares
IV	Predição do fator k_R de compensação da reatância
V	Predição das temperaturas internas no enrolamento

5.1 BANCO DE DADOS E SELEÇÃO DOS PADRÕES

O banco de dados utilizado para viabilizar o estudo é derivado de um conjunto de informações referentes à projetos de transformadores anteriormente executados e ensaiados. Estes projetos, por sua vez, tiveram todos os seus parâmetros confirmados ou corrigidos à luz dos ensaios. Em consequência, esses parâmetros resultantes representam o comportamento real de cada projeto do conjunto. Mais especificamente, o conjunto é constituído de 300 projetos de transformadores imersos em fluido isolante, com potências pertencentes à faixa de 15 kVA até 150 kVA e com classes de tensão iguais a 15 ou 25 kV. Com relação às demais características, há uma grande diversidade de valores decorrentes das aplicações distintas exigidas em cada projeto. Outras informações mais específicas sobre este banco de dados são disponibilizadas ao longo do capítulo.

5.2 IMPLEMENTAÇÃO DAS REDES

A figura 5.1 delinea a metodologia de projeto, indicando os estágios onde são aplicadas as redes neurais e as finalidades de cada uma dentro do sistema de projeto. Nessa figura, cada RNA está representada apenas como ferramenta para a aplicação e, portanto, os respectivos processos de treinamento de cada rede não estão incluídos nela. Nota-se que não há uma independência entre elas quando da execução do projeto. No entanto, todas as redes são treinadas separadamente com amostras provenientes do mesmo banco de dados. O treinamento das redes de forma individualizada, além de consumir um tempo menor, também minimiza o erro de generalização.

A alternativa de utilizar-se de uma única rede neural para o procedimento de projeto é possível de ser viabilizada. No entanto, é necessário ponderar que:

- as exigências de máquina para emular tal rede são certamente muito mais severas (custo computacional mais alto);
- o detalhamento do projeto se torna mais trabalhoso quando uma grande rede, com muitas variáveis de entrada e um número ainda maior de saídas, está sendo utilizada.

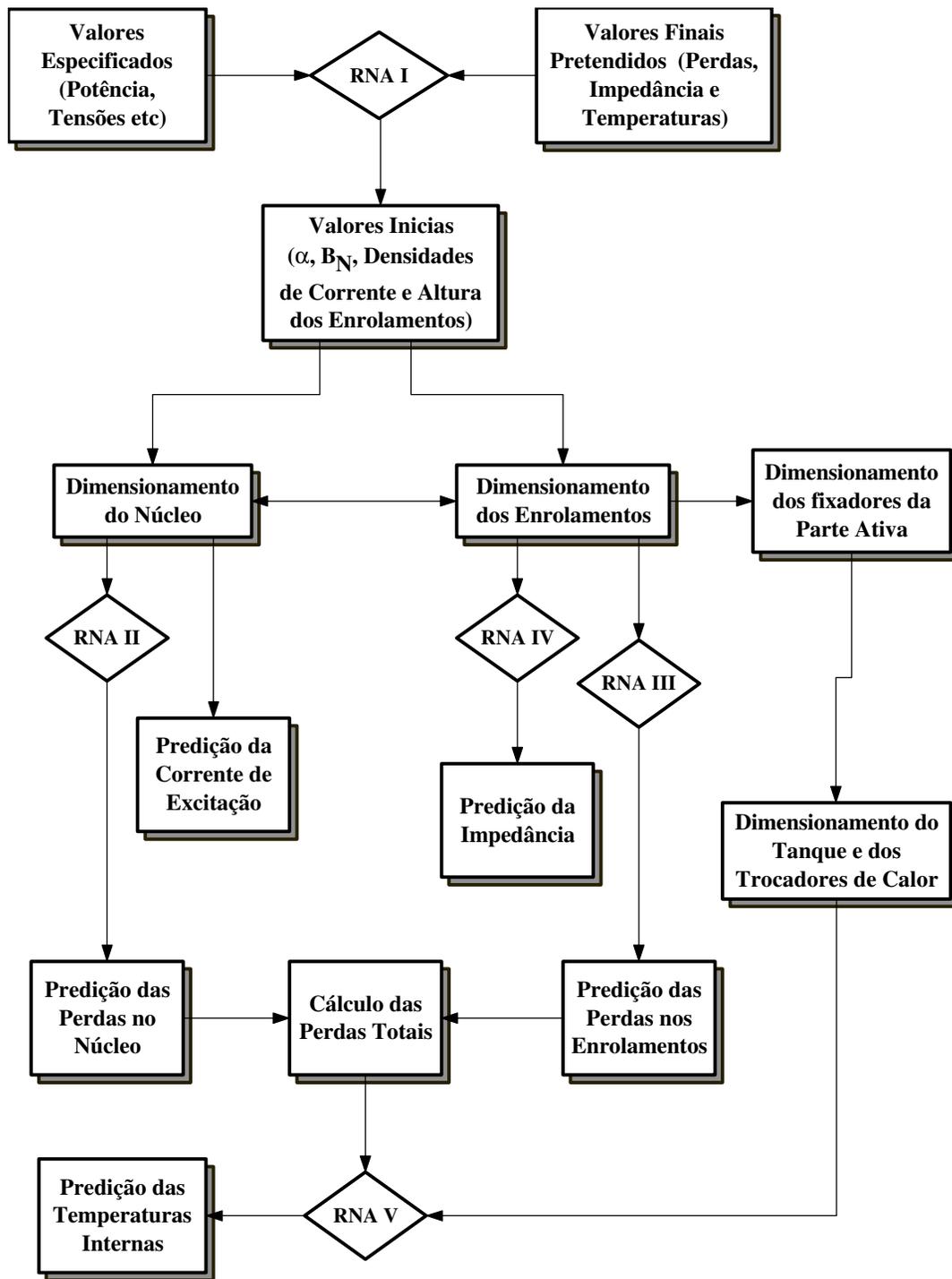


Figura 5.1: Esquema básico do sistema proposto para projeto de transformadores de potência

Porém, a principal consideração que deve ser feita é que nem todas as etapas de um projeto envolvem o mesmo grau de dificuldade ou incerteza. Daí a opção de trabalho com redes neurais apenas onde estas são realmente mais indicadas.

5.3 CARACTERÍSTICA E FUNÇÃO DE CADA RNA NO PROJETO

O primeiro e mais importante dos estágios onde são aplicadas as RNAs é aquele utilizado logo no início do processo, o qual se refere à definição dos parâmetros iniciais de projeto (B_N , α , densidade de corrente e altura dos enrolamentos), conforme descrito no capítulo 3. Esses parâmetros são responsáveis pela configuração otimizada do equipamento, ou seja, a escolha deles determina o tempo necessário para a conclusão do projeto com a configuração final pretendida.

Os parâmetros iniciais de projeto são obtidos através da aplicação dos parâmetros finais desejados (temperaturas internas, perdas e impedância) na RNA I. Por sua vez, os parâmetros finais desejados são determinados tendo-se também em vista as normas, a influência deles nos custos do equipamento, a localização da instalação e o regime de trabalho a que o equipamento estará submetido. O objetivo desta rede não é apenas conferir maior precisão aos cálculos e estimativas do projeto, mas tem a finalidade também de agilizar o processo no seu todo. Este fato diferencia um pouco esta rede das demais utilizadas nesse trabalho.

5.3.1 Configuração, treinamento e resultados da RNA I

Como variáveis de entrada para a RNA I, tem-se os parâmetros finais desejados. As variáveis de saída (variáveis estimadas pela rede I) são os

parâmetros iniciais de projeto. Naturalmente, constituem também entradas à RNA I os dados e especificações do produto (potência, tensão, frequência, etc). Devido a essas variáveis e as suas inter-relações apresentarem comportamento não-linear, as redes neurais artificiais constituem um método adequado a esse tipo de mapeamento. Um diagrama de blocos detalhando o sistema proposto para a determinação dos parâmetros iniciais é apresentado na figura 5.2. Nessa figura são mostrados conjuntamente a RNA utilizada como ferramenta e o seu processo de realimentação para um futuro treinamento. Neste trabalho, as ações de treinamento e de aplicação da rede ocorrem separadamente, em momentos distintos (*off-line*). Porém, em se podendo realimentar o banco de dados, nada impede que ambas as ações (treinamento e aplicação) ocorram simultaneamente (*on-line*).

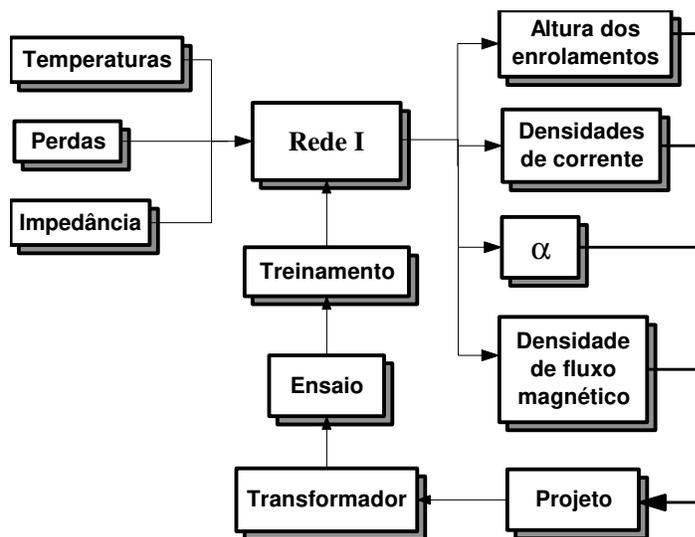


Figura 5.2: Sistema proposto para determinação dos parâmetros iniciais.

Observe-se que no treinamento da rede I são usadas as variáveis (B_N , α , densidade de corrente, altura dos enrolamentos, temperaturas internas, perdas, impedância e valores especificados) provenientes dos projetos de transformadores cujos resultados tenham sido previamente aferidos através de

ensaios. Para o caso exposto nesse trabalho, são utilizadas informações contidas no banco de dados constituído de informações precisas (valores obtidos nos ensaios) de 300 projetos de transformadores. Estes dados viabilizam o treinamento de uma rede MLP com topologia mostrada na figura 5.3.

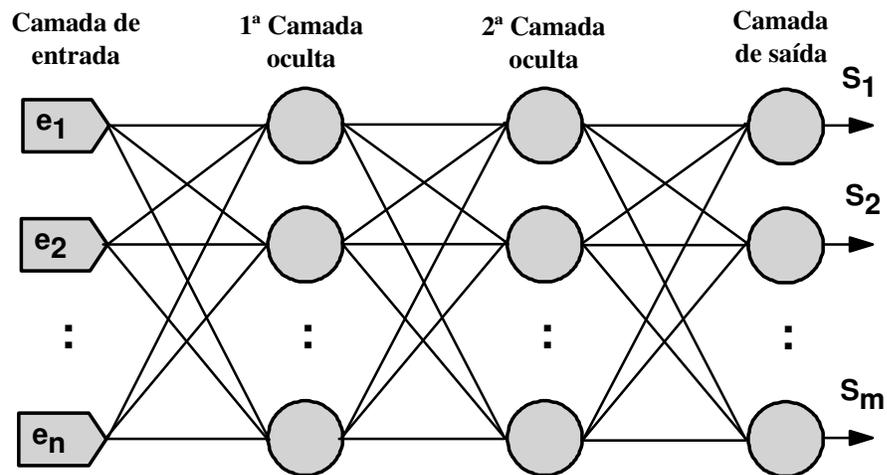


Figura 5.3: Topologia de RNA com duas camadas ocultas

Nessa figura, os neurônios artificiais estão representados por círculos e eles estão distribuídos em duas camadas intermediárias, além daqueles destinados a compor a camada de saída. Para a RNA I a topologia apresentada obteve em seu processo de treinamento o menor erro quadrático médio. A estratégia de treinamento dada pelo algoritmo Levenberg-Marquadt (LM) foi utilizada como regra de aprendizado. Quanto à topologia específica que se mostrou aplicável a esta etapa do projeto, são necessárias pelo menos duas camadas ocultas, pois o sistema é constituído de funções não contínuas. Há 25 e 50 unidades processadoras (neurônios) nas respectivas primeira e segunda camadas ocultas, onde cada neurônio artificial utiliza função de ativação

tangente hiperbólica. Como procedimento usual, pesos aleatórios de pequena magnitude foram utilizados para iniciar o treinamento.

Do total de dados de projetos que compõem o banco de dados, 75 % dos dados foram utilizados como padrões no treinamento da rede; os demais dados são utilizados no teste para averiguar o grau alcançado de generalização da rede. A evolução do erro no processo de treinamento da RNA I, em função do número de iterações (épocas), é mostrada na figura 5.4.

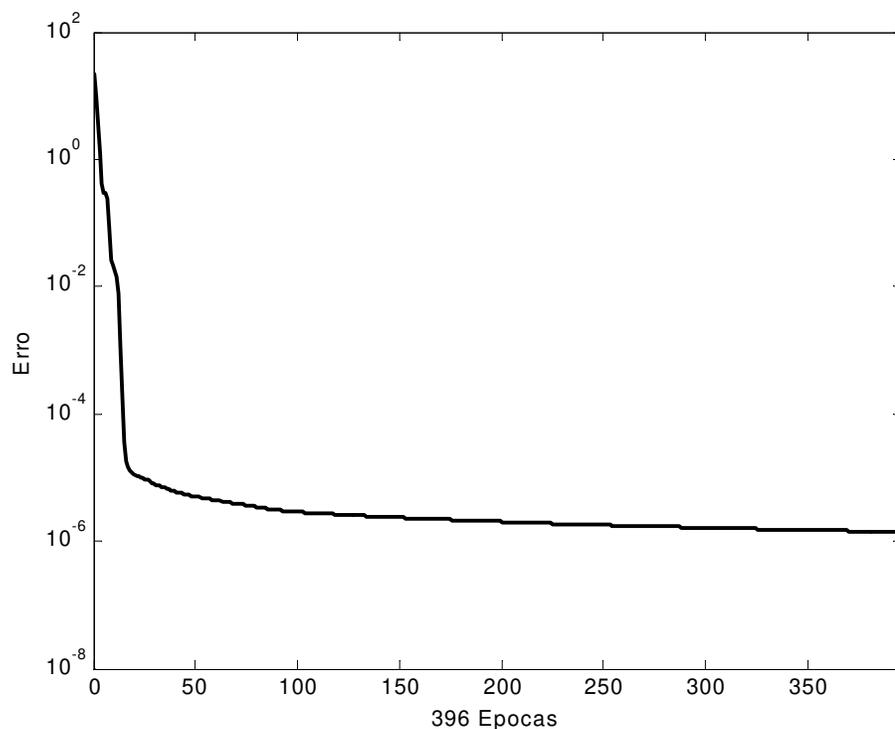


Figura 5.4: Evolução do erro no processo de treinamento da RNA I

Neste treinamento em particular, a parada se deu pelo critério do erro aplicado ao conjunto de teste e teve como objetivo evitar a deterioração da capacidade de generalização (*over-training*) da rede.

Concluído o treinamento da rede, os parâmetros iniciais de projeto, estimados por ela, são comparados aos valores realmente usados nos projetos, através de gráficos *Quantile-Quantile* (Q-Q) [21]. O primeiro resultado, apresentado através do gráfico da figura 5.5, refere-se ao parâmetro B_N , nesse caso dado em Tesla.

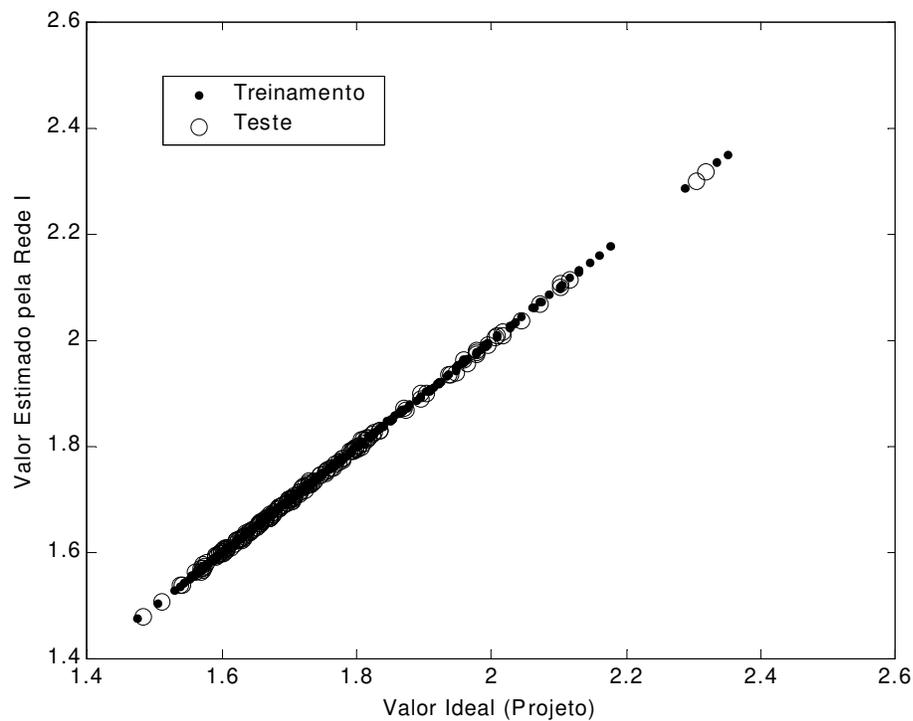


Figura 5.5: Densidade máxima de fluxo magnético (T)

O parâmetro B_N juntamente com o fator α , cujo resultado do treinamento é mostrado no gráfico da figura 5.6, são os parâmetros responsáveis pela escolha do número de espiras de cada enrolamento e também pela definição da seção transversal do núcleo. O gráfico Q-Q da figura 5.7

mostra as comparações entre resultados do parâmetro densidade de corrente no enrolamento externo (aqueles estimados pela RNA I e os efetivamente utilizados nos projetos).

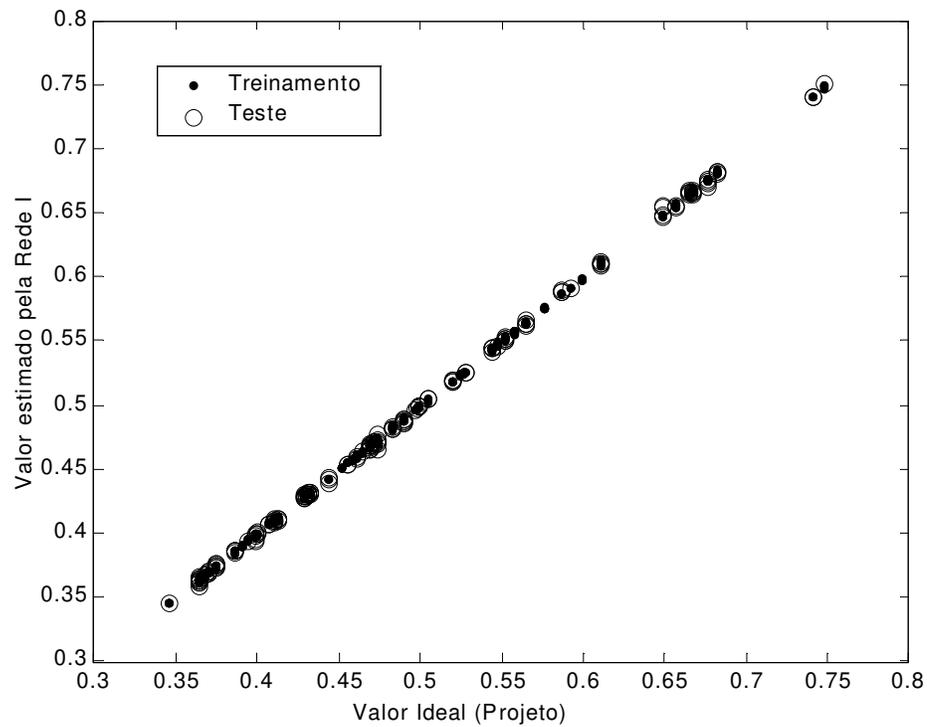


Figura 5.6: Fator α de projeto

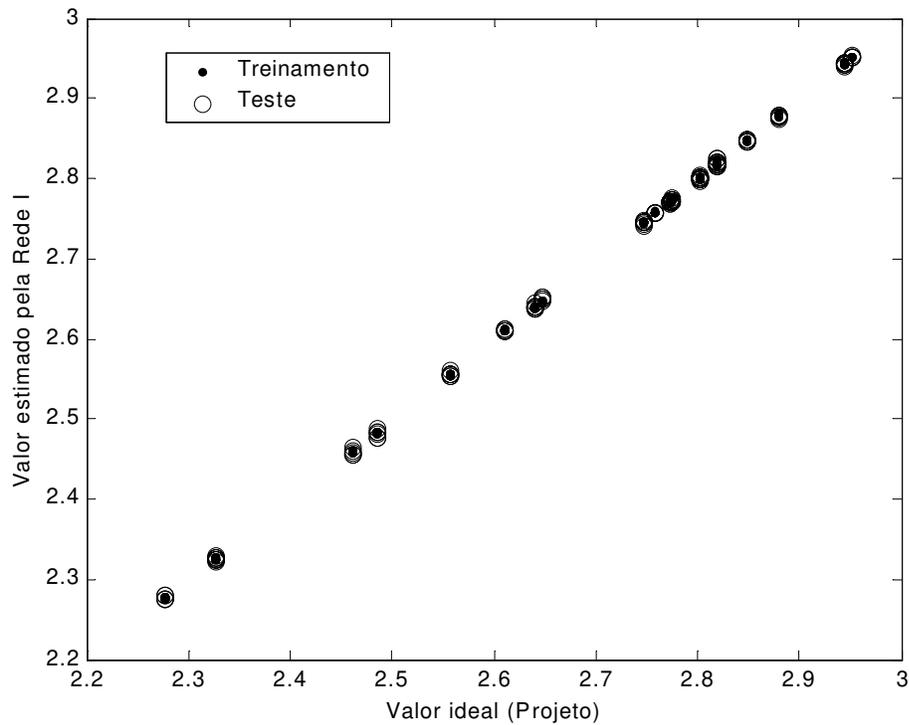


Figura 5.7: Densidade de corrente no enrolamento externo (primário) (A/mm^2)

O parâmetro densidade de corrente no enrolamento externo, dado em A/mm^2 , define a magnitude e forma da seção do condutor utilizado no enrolamento externo. O mesmo acontece com o parâmetro densidade de corrente no enrolamento interno, que é o parâmetro definidor da forma e magnitude da seção do condutor utilizado para esta grandeza. As comparações entre os resultados estimados pela RNA I para a densidade de corrente no enrolamento interno e aqueles que foram realmente utilizados nos projetos são apresentados no gráfico Q-Q da figura 5.8.

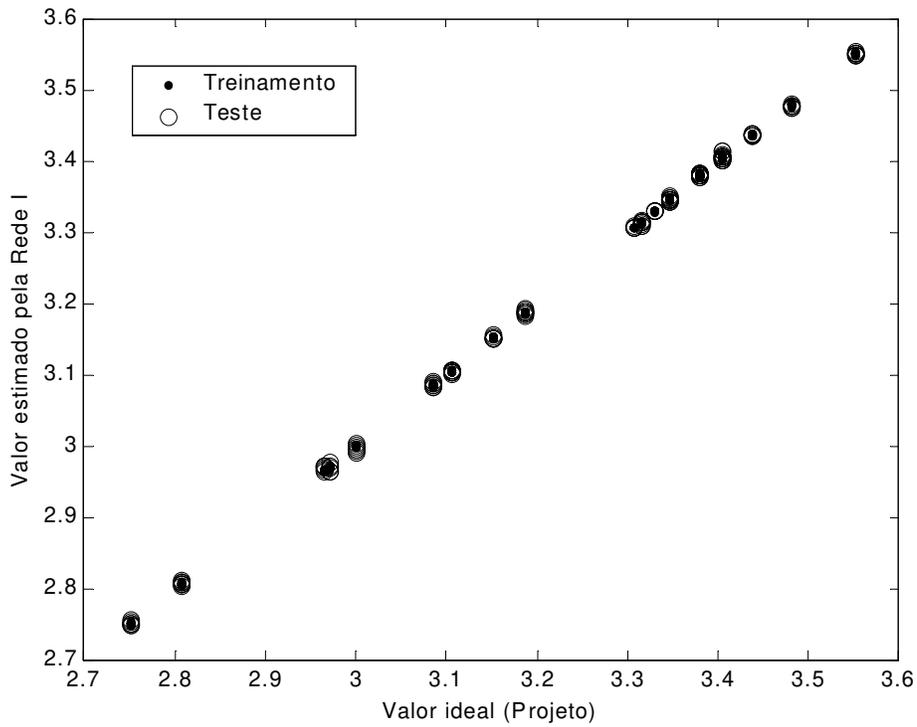


Figura 5.8: Densidade de corrente no enrolamento interno (secundário) (A/mm²)

A última comparação refere-se ao parâmetro altura dos enrolamentos, dado em milímetros, e os resultados são mostrados no gráfico Q-Q da figura 5.9. Esse parâmetro é responsável pelo dimensionamento final do conjunto núcleo-enrolamentos.

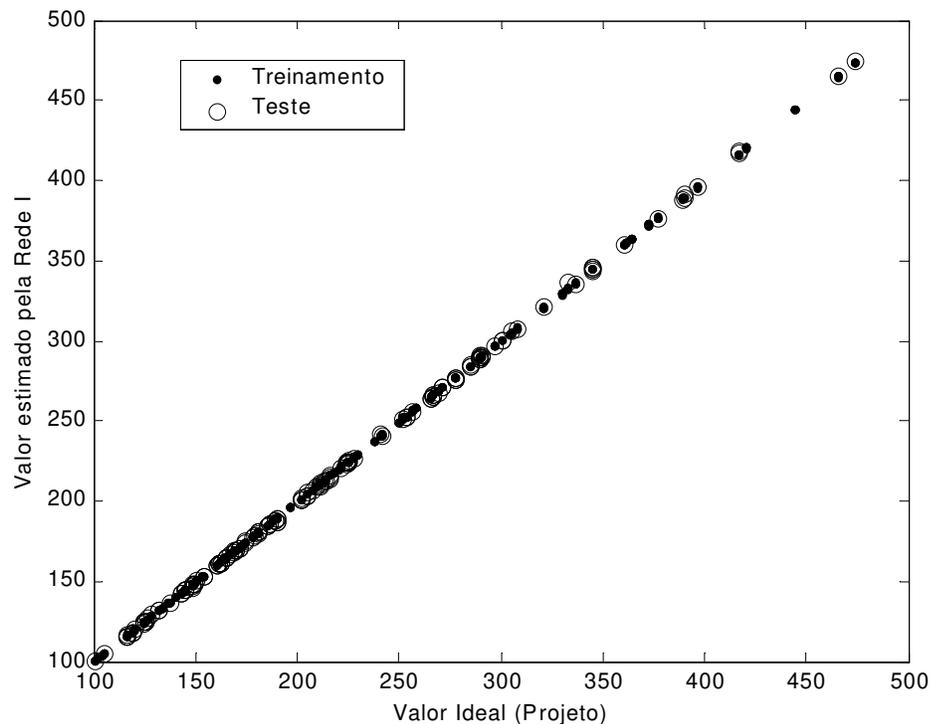


Figura 5.9: Altura média dos enrolamentos (mm)

Os resultados conseguidos no treinamento da RNA I (figuras 5.5 a 5.9) confirmam que a mesma se encontra muito bem ajustada, inclusive quanto ao aspecto de generalização da rede. A taxa de erro ficou restrita a valores muito pequenos em todos os casos. Estes fatos demonstram a habilidade da RNA I na solução desse problema.

5.3.2 Configuração, treinamento e resultados da RNA II

A RNA II tem como finalidade estimar as perdas no núcleo. Nessa rede, as variáveis de entrada são a densidade máxima de fluxo magnético, as dimensões e características do núcleo magnético. A variável de saída estimada pela rede é a predição das perdas específicas no núcleo. Um diagrama de

blocos detalhando a forma de predição das perdas específicas no núcleo é apresentado na figura 5.10.

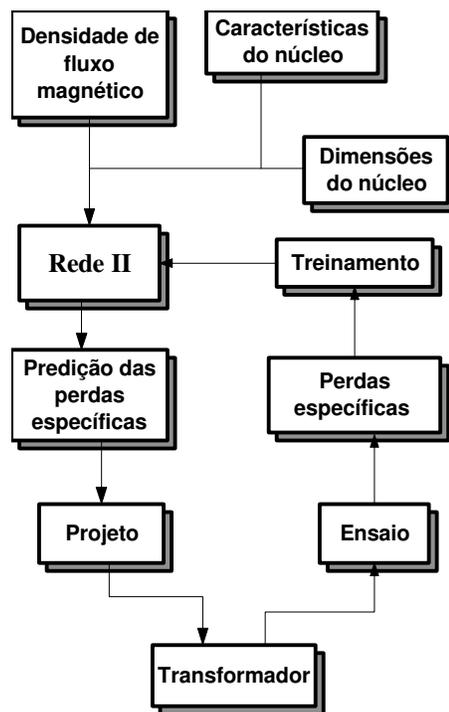


Figura 5.10: Sistema proposto para predição das perdas no núcleo.

Nesta figura estão representados os processos de aplicação (RNA como ferramenta) e de treinamento (realimentação) da rede. É importante salientar que, neste trabalho, ambos os processos (treinamento e aplicação) ocorrem separadamente. Do valor das perdas específicas no núcleo, juntamente com a quantidade de material utilizado, resulta a magnitude das perdas no núcleo. Para a RNA II, chegou-se à topologia mostrada na figura 5.11, onde estão representados os neurônios distribuídos em uma camada oculta, com apenas um neurônio na camada de saída.

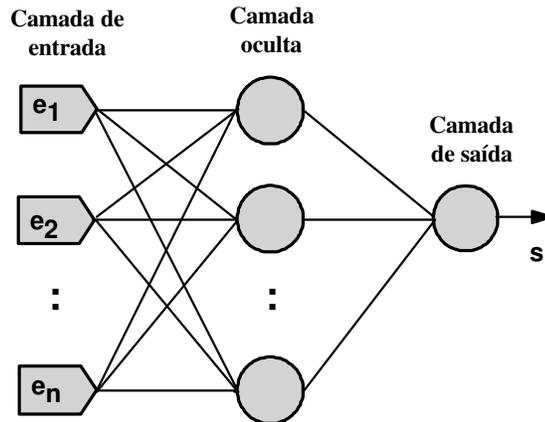


Figura 5.11: Rede neural artificial, com uma camada oculta e uma saída

A RNA II, que é do tipo MLP, embora composta apenas por uma camada oculta, tem suficiente estrutura para que possa aproximar funções contínuas, porém não lineares. O treinamento da rede II é realizado com informações do banco de dados de transformadores ensaiados, utilizando como regra de aprendizado o método LM. Chegou-se a 8 neurônios compondo a única camada oculta existente, cada um utilizando a função de ativação tangente hiperbólica.

Na camada de saída, a função de ativação é linear. Pesos aleatórios de pequeno valor foram utilizados para iniciar o treinamento. Também para essa rede, 75% das amostras são utilizadas no treinamento da rede e as restantes são destinadas ao teste para averiguar o grau de generalização conseguido. A figura 5.12 mostra a evolução do erro no processo de treinamento da RNA II em função do número de épocas (ciclos). Nesse treinamento, a parada ocorreu pelo limite máximo de ciclos.

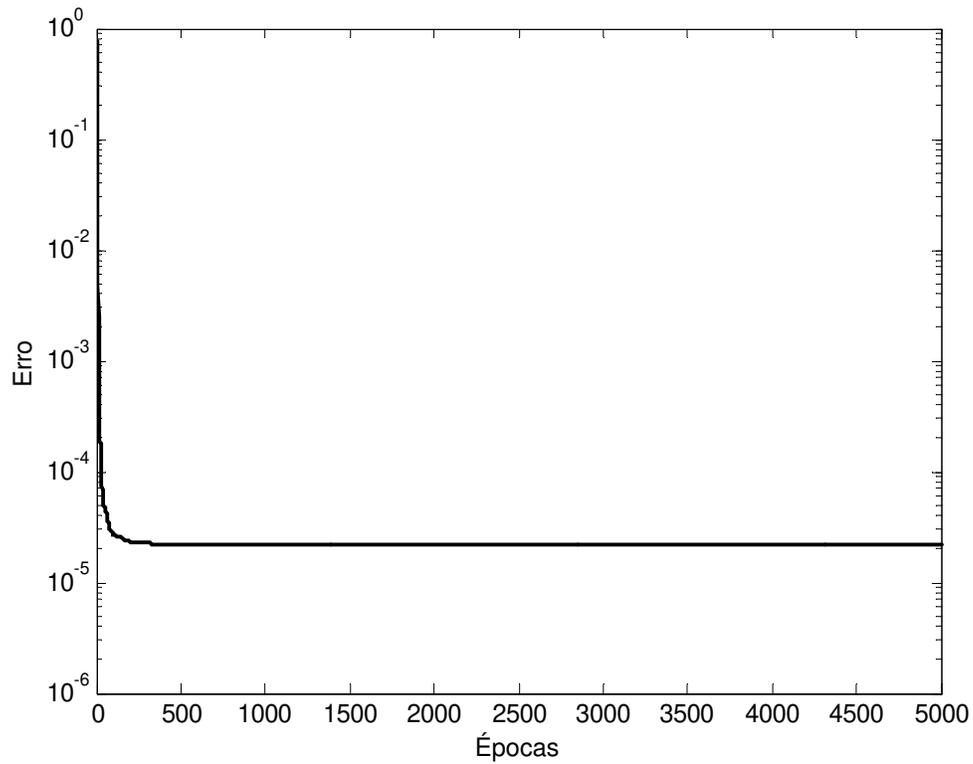


Figura 5.12: Evolução do erro no processo de treinamento da RNA II

A comparação dos resultados estimados pela RNA II e os valores reais obtidos através dos ensaios dos transformadores são mostrados no gráfico Q-Q da figura 5.13.

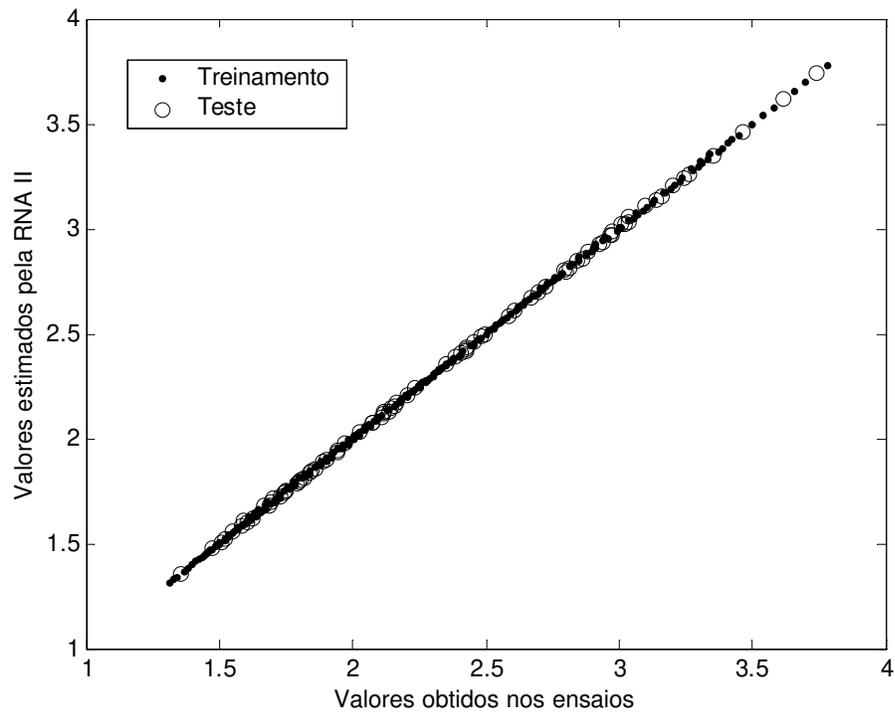


Figura 5.13: Predição das perdas específicas no núcleo (W/kg)

Os resultados conseguidos no treinamento da RNA II (figura 5.13) confirmam que a mesma se encontra muito bem configurada, inclusive quanto ao aspecto de generalização. A taxa de erro calculada ficou restrita a valores muito reduzidos. Estes fatos demonstram que a RNA II é apropriada para a solução desse problema.

Com a RNA II treinada, são feitas algumas simulações, utilizando a rede como ferramenta e tendo como finalidade ilustrar o comportamento da mesma. Na figura 5.14 são apresentados os valores obtidos no cálculo de perdas específicas em função da densidade de fluxo magnético. Trata-se de resultados de quatro simulações, considerando dois tipos construtivos de núcleo (Core e Ogival) e também dois tipos de chapas de aço-silício (M4 e M5).

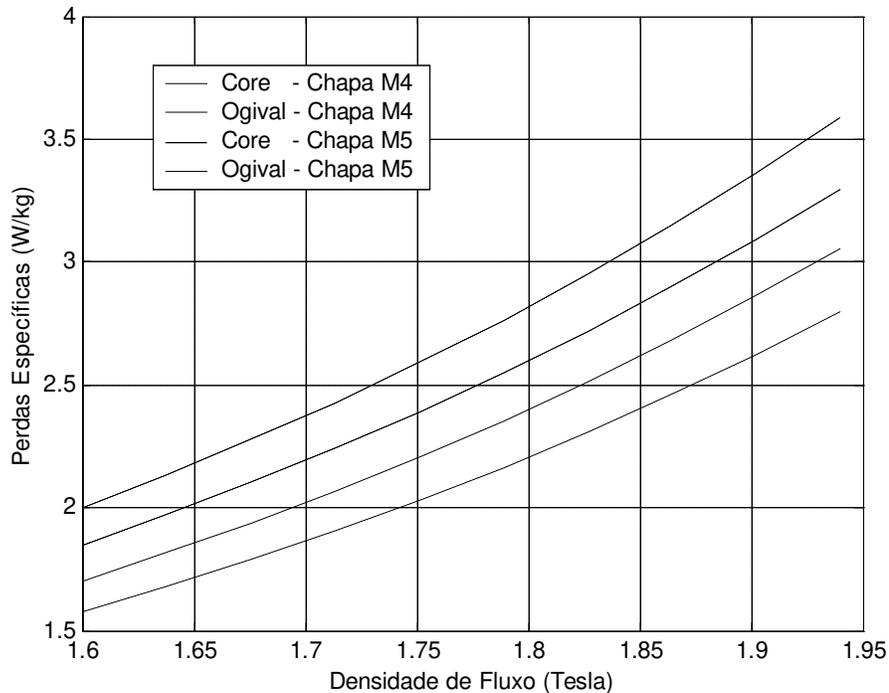


Figura 5.14: Cálculo das perdas específicas para diferentes tipos de núcleo e chapa utilizando a RNA II

Uma comparação de resultados do cálculo das perdas específicas, em função da densidade de fluxo magnético, é apresentada na figura 5.15. Nesta figura, as perdas, que foram calculadas utilizando-se a RNA II, são comparadas com aquelas obtidas por dois outros métodos (descritos no capítulo 3):

- Método 1: refere-se à aplicação das equações 3.9 e 3.10;
- Método 2: refere-se à aplicação da equação 3.8 em conjunto com a curva do gráfico apresentado na figura 2.3.

Para essa comparação (figura 5.15) considera-se, para todos os casos (curvas), um mesmo tipo de núcleo e de chapa (Core e M4).

O gráfico da figura 5.15 revela que os métodos 1 e 2 apresentam resultados com alguma divergência, quando comparados entre si. Por outro lado, os resultados obtidos com a RNA II também divergem daqueles dados pelos métodos 1 e 2. Considerando-se que o erro no treinamento da RNA II é notadamente muito reduzido (figura 5.12) e que esta rede apresenta uma capacidade de generalização muito boa (figura 5.13), conclui-se que as estimativas que produz são mais precisas.

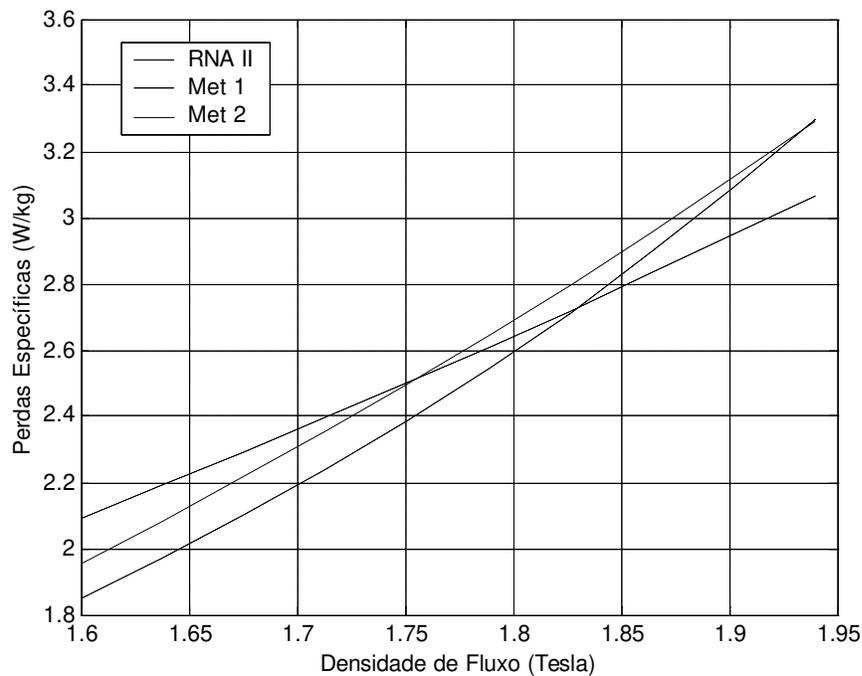


Figura 5.15: Cálculo das perdas específicas (Comparação entre a RNA II e os métodos 1 e 2)

5.3.3 Configuração, treinamento e resultados da RNA III

As perdas suplementares são estimadas na saída da RNA III. Sua magnitude, junto com o valor das perdas ôhmicas, define o valor das perdas no enrolamento e sua estimativa constitui a finalidade dessa rede, quando ela é utilizada como ferramenta. A rede III tem como entradas: a corrente e dimensões dos condutores e as dimensões e características do enrolamento, como mostra o diagrama da figura 5.16, onde estão também descritas as ações de aplicação e treinamento da rede. Utilizando informações contidas no banco de dados dos transformadores ensaiados e aplicando para as amostras a mesma sistemática utilizada nas redes anteriores, é realizado o treinamento da rede MLP, usando o algoritmo de aprendizado LM. Pesos aleatórios de pequeno valor foram adotados para iniciar o treinamento da rede, que resultou numa rede com 10 neurônios em sua única camada oculta.

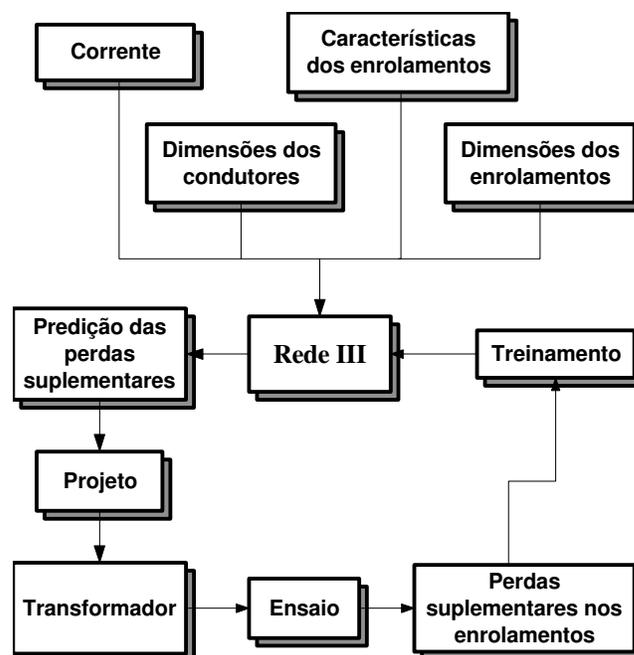


Figura 5.16: Sistema proposto para predição das perdas suplementares

A arquitetura da RNA III é semelhante àquela já apresentada na figura 5.11 e a evolução do erro em seu processo de treinamento, em função do número de iterações (ciclos), é apresentado no gráfico da figura 5.17.

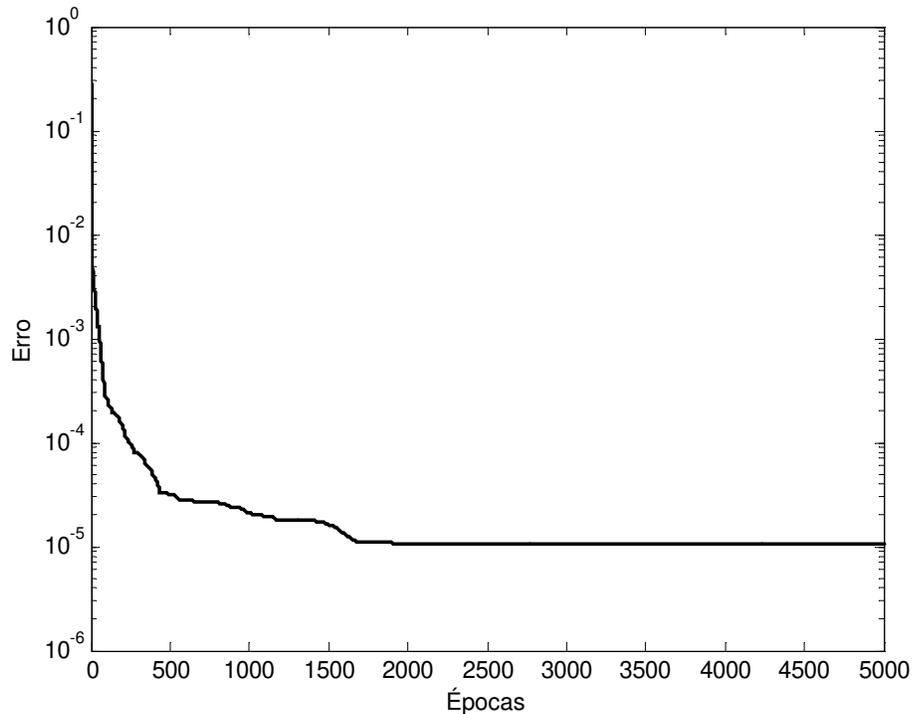


Figura 5.17: Evolução do erro no processo de treinamento da RNA III

Assim como aconteceu com a rede II, a parada do treinamento se deu no limite máximo de épocas. O gráfico Q-Q da figura 5.18 traz uma comparação dos resultados de cálculo de perdas suplementares, compreendendo os valores estimados pela rede III e aqueles reais obtidos nos ensaios dos transformadores.

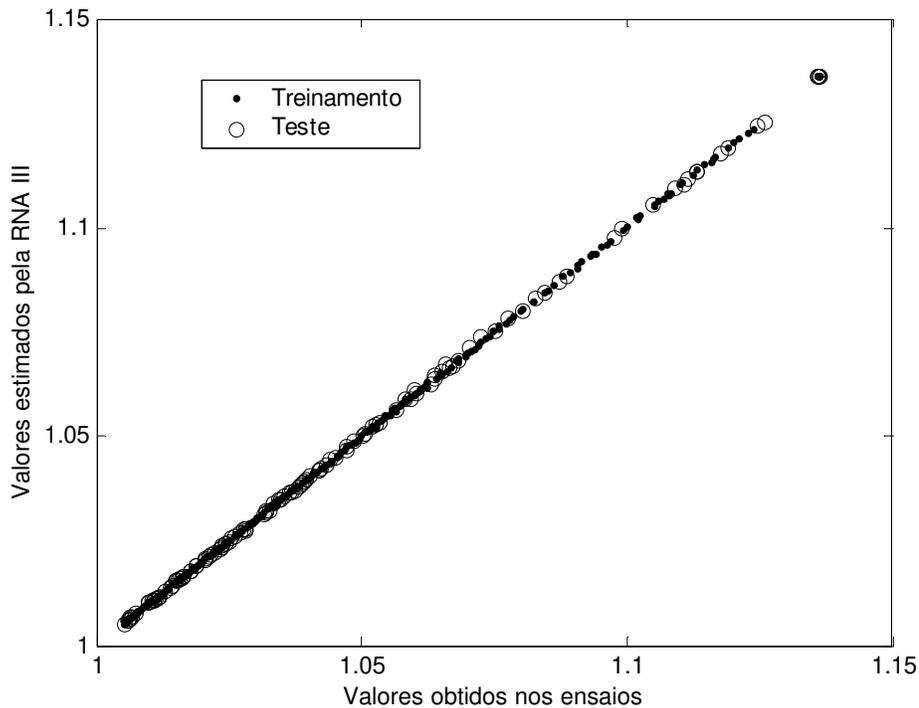


Figura 5.18: Comparação de valores das perdas suplementares

Nota-se, no gráfico Q-Q da figura 5.18, um distanciamento dos pontos, que se deve ao fato de este gráfico conter valores correspondentes tanto do enrolamento primário como do enrolamento secundário e também às diferentes características construtivas de ambos os enrolamentos. Os resultados conseguidos no treinamento da RNA III (figura 5.18) confirmam que a mesma se encontra muito bem ajustada, inclusive quanto ao aspecto de generalização. A taxa de erro ficou restrita a valores muito pequenos. Estes fatos demonstram a habilidade da RNA III na predição das perdas suplementares. A figura 5.19 mostra simulações utilizando a RNA III, devidamente treinada, considerando enrolamentos com diferentes números de camadas, em função da espessura (dimensão radial) do condutor.

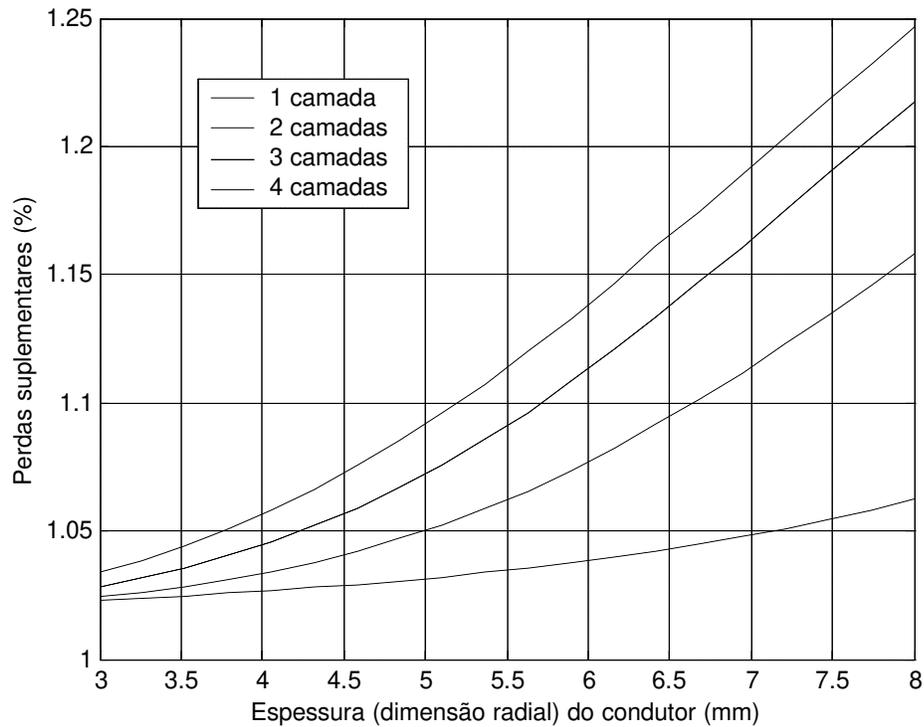


Figura 5.19: Cálculo das perdas suplementares, utilizando a RNA III

A corrente e as demais características foram mantidas constantes nessa simulação. O objetivo desse gráfico é expressar em forma de curvas o comportamento das perdas suplementares, o que, até então, era pouco definido.

5.3.4 Configuração, treinamento e resultados da RNA IV

Com esta rede objetiva-se auxiliar a estimativa da impedância. A corrente e as dimensões dos enrolamentos constituem as variáveis de entrada da RNA IV. A variável de saída se refere à predição do fator k_R de compensação da reatância, como mostrado no diagrama da figura 5.20. Nessa figura, delineiam-se os processos de aplicação e treinamento da rede.

Tanto a topologia como a sistemática de amostragem e treinamento dessa rede são semelhantes às descritas para as redes II e III. Esta rede, por sua vez, acabou por conter 15 neurônios na sua camada intermediária.

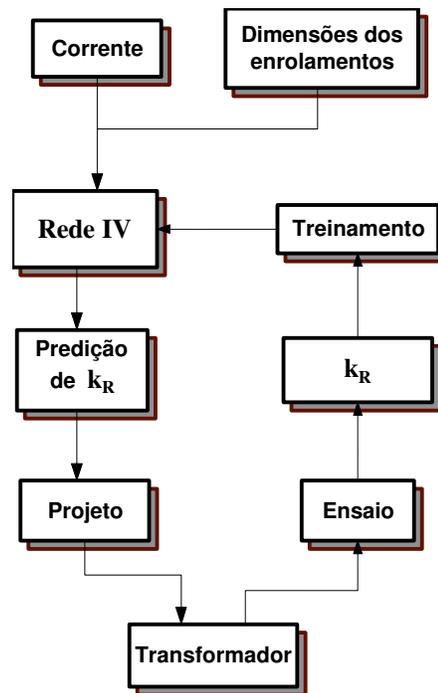


Figura 5.20: Sistema proposto para predição do fator k_R .

A figura 5.21 mostra o desenvolvimento do aprendizado da RNA IV, com base no número de ciclos.

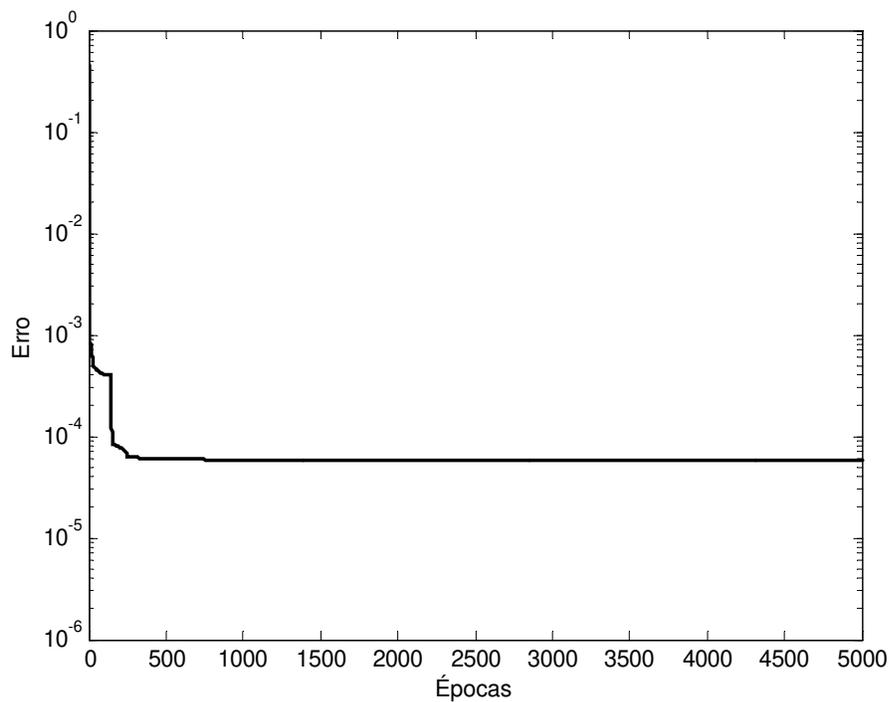


Figura 5.21: Evolução de erro no processo de treinamento da RNA IV

O critério de parada, obedecido nesse treinamento, foi o do limite máximo de épocas. O gráfico Q-Q da figura 5.22 mostra os resultados estimados por essa rede para o fator de compensação da reatância, em comparação com os valores reais obtidos nos ensaios dos transformadores.

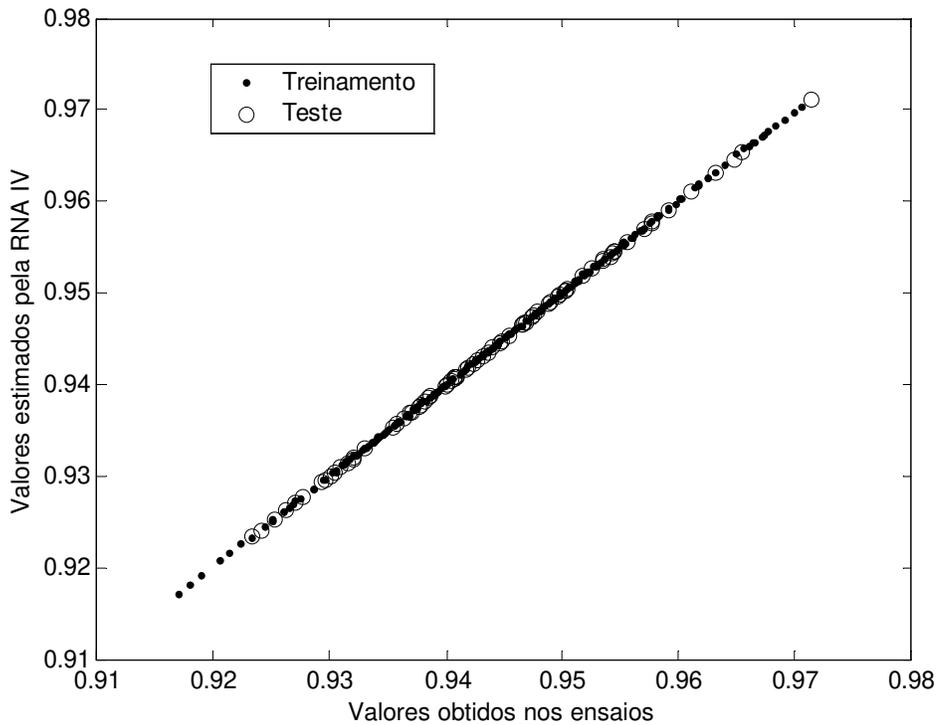


Figura 5.22: Comparação de valores do fator k_R de compensação da reatância

Os resultados conseguidos no treinamento da RNA IV (figura 5.22) mostram uma rede muito bem ajustada, inclusive quanto ao seu aspecto de generalização. O erro evoluiu para uma faixa de valores muito pequenos. A rede mostrou ser, portanto, adequada para seu propósito.

Após, concluído o treinamento da RNA IV, ela é utilizada como ferramenta, onde são feitas várias simulações com a finalidade de validar o desempenho da mesma. O gráfico, apresentado na figura 5.23 contém a comparação de resultados estimados para o fator k_R , usando a RNA IV e um método apresentado no capítulo 3. Conforme já mencionado, o fator k_R compreende também os efeitos da não uniformidade da densidade de fluxo

disperso ao longo da sua trajetória (fator k_{Rog}). Considera-se, nesse gráfico, um transformador de 75 kVA, onde é simulado o comportamento do fator k_R em função da variação da altura do enrolamento.

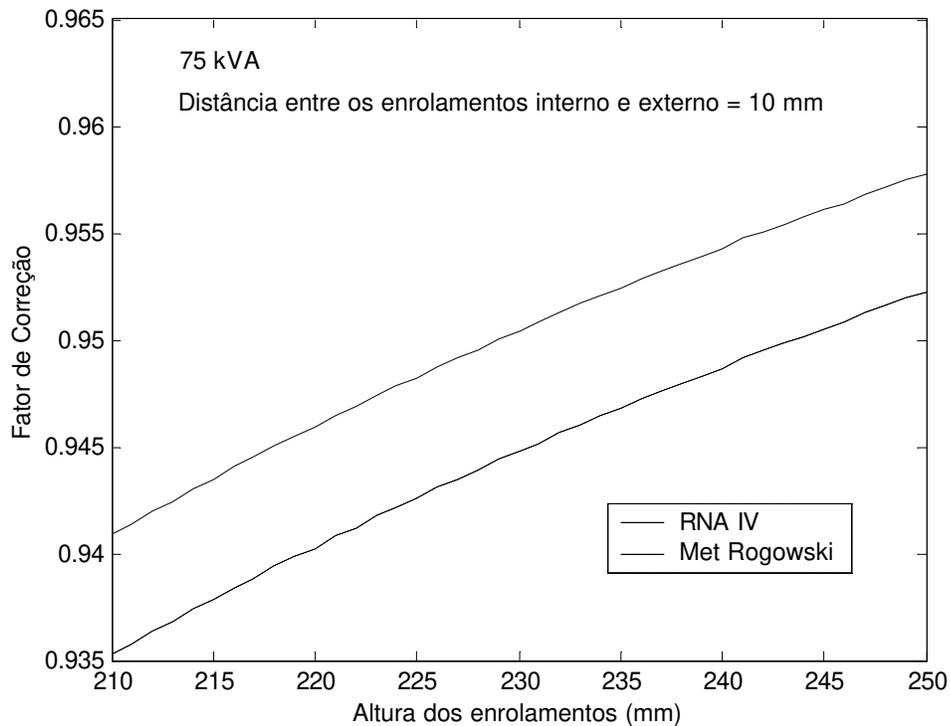


Figura 5.23: Comparação entre os métodos de correção da reatância

A figura 5.23 revela que a RNA IV apresenta o mesmo tipo de comportamento que já se conhece como resultado do método de Rogowski, no que se refere à consideração da altura dos enrolamentos.

Uma outra simulação comparando os dois métodos de cálculo do fator k_R é mostrada na figura 5.24. Nesta, porém, é explorado o comportamento do fator k_R em função da corrente no enrolamento.

Observando ambas as comparações, fica evidente que o método de Rogowski deixa de contemplar algum fenômeno influenciado provavelmente pela magnitude da corrente. Como o nível do erro obtido para os valores estimados pela rede é consideravelmente pequeno (figura 5.22) e a diferença entre os métodos, considerando uma corrente máxima de 100 A, é menor que 0,27 % do valor estimado, pode-se concluir que, para correntes pequenas, ambos os métodos oferecem razoável precisão. Porém, isso não é válido para correntes maiores, onde a RNA apresenta resultados sensivelmente mais precisos.

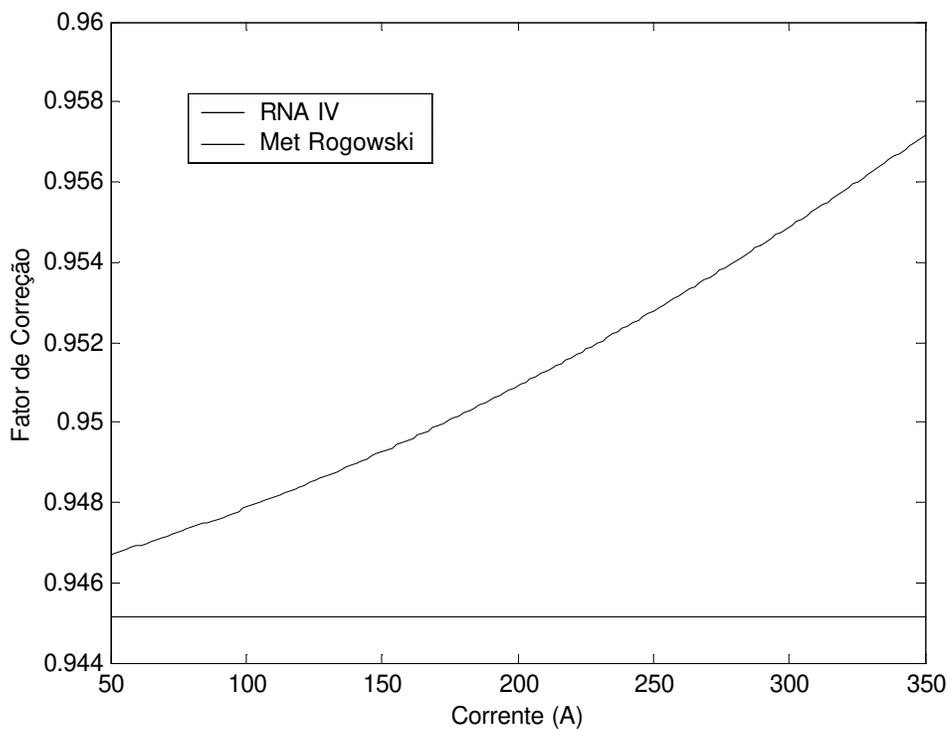


Figura 5.24: Comparação considerando a variação da corrente

5.3.5 Configuração, treinamento e resultados da RNA V

A figura 5.25 mostra um diagrama de blocos com o sistema que contém a RNA V. Essa rede tem por finalidade a determinação das temperaturas internas. Neste caso, as variáveis de entrada são a disposição dos condutores dentro do enrolamento e as dimensões, características e perdas nos mesmos. Na saída da RNA V, a variável estimada é a temperatura interna (elevação de temperatura) dos enrolamentos. Os valores de temperatura são obtidos em Graus Celsius e, quando acrescidos da temperatura ambiente, determinam a temperatura do enrolamento em condições nominais de operação. A RNA V tem apenas uma camada oculta de 17 neurônios, cada um com função de ativação tangente hiperbólica. Já na camada de saída, a função de ativação é linear. A regra de aprendizado para essa rede é o método LM. Os pesos para iniciar o treinamento são aleatórios, de pequeno valor.

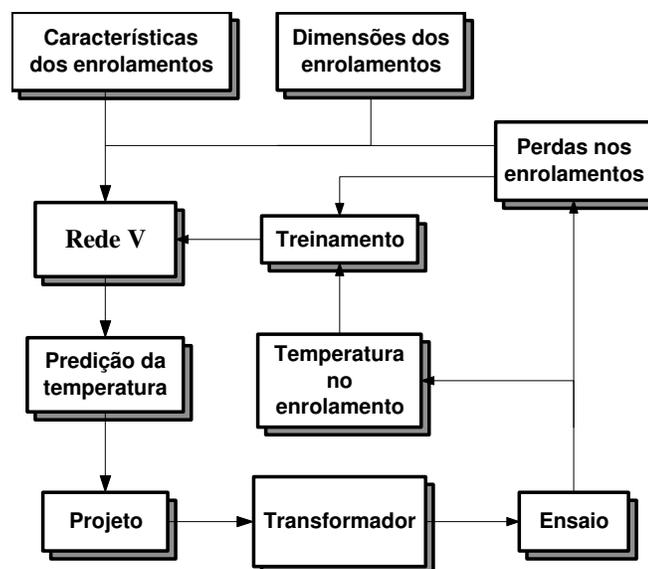


Figura 5.25: Sistema proposto para a RNA V

A evolução do erro no processo de treinamento da RNA V em função do número de iterações é mostrada na figura 5.26. A parada desse treinamento aconteceu no limite máximo de ciclos.

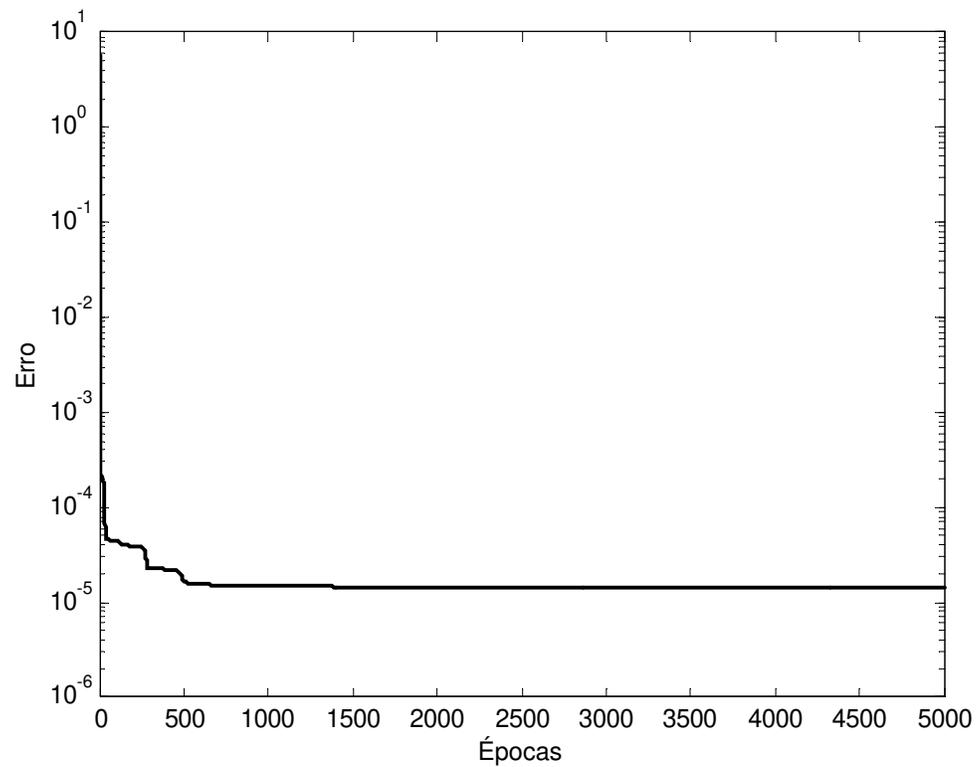


Figura 5.26: Evolução do erro no processo de treinamento da RNA V

A comparação entre os resultados estimados pela RNA V e os valores reais obtidos nos ensaios dos transformadores é mostrada no gráfico Q-Q da figura 5.27.

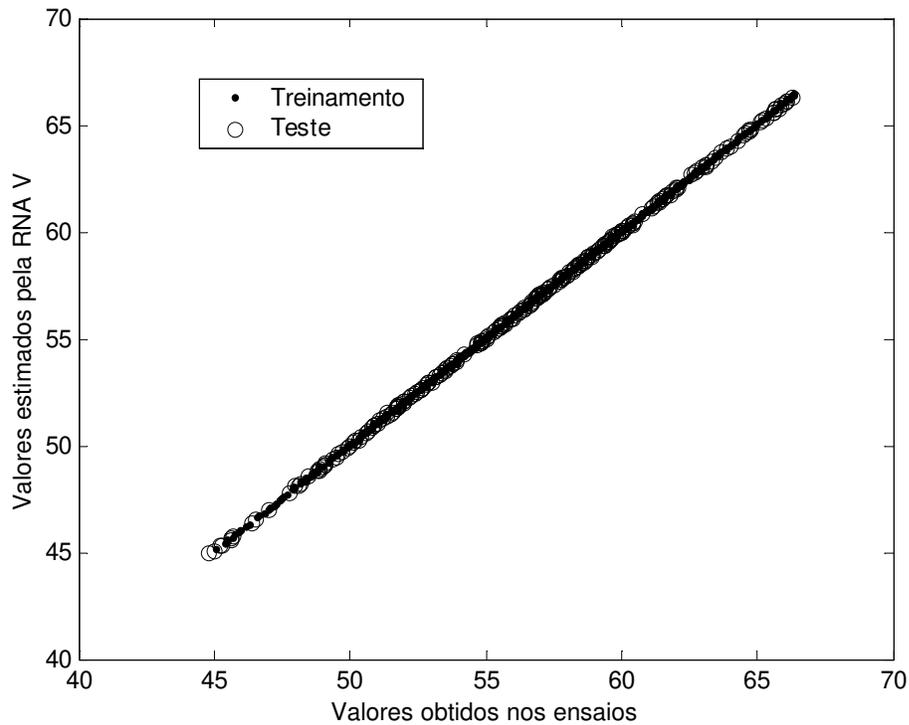


Figura 5.27: Comparação de valores das temperaturas internas

Os resultados conseguidos no treinamento da RNA V (figuras 5.27) confirmam que a mesma se encontra muito bem ajustada, inclusive quanto ao aspecto de generalização. A taxa de erro ficou restrita a valores muito pequenos. Estes fatos demonstram a habilidade da RNA V para a solução do problema em questão.

A figura 5.28 mostra, através de simulações, uma comparação entre o método proposto neste trabalho (RNA V) e o método (Met.1, na figura) apresentado através da equação (3.17) na predição da elevação de temperatura em função da potência dissipada nos enrolamentos. Analisando este gráfico e considerando que a taxa de erro obtida para os valores estimados é muito pequena (figura 5.27) e as curvas se distinguem em seus respectivos

comportamentos, principalmente em temperaturas diferentes de 54 ou 55°C, pode-se concluir que o método que aplica RNA mostra-se mais preciso do que aquele usualmente aplicado na indústria (Met.1).

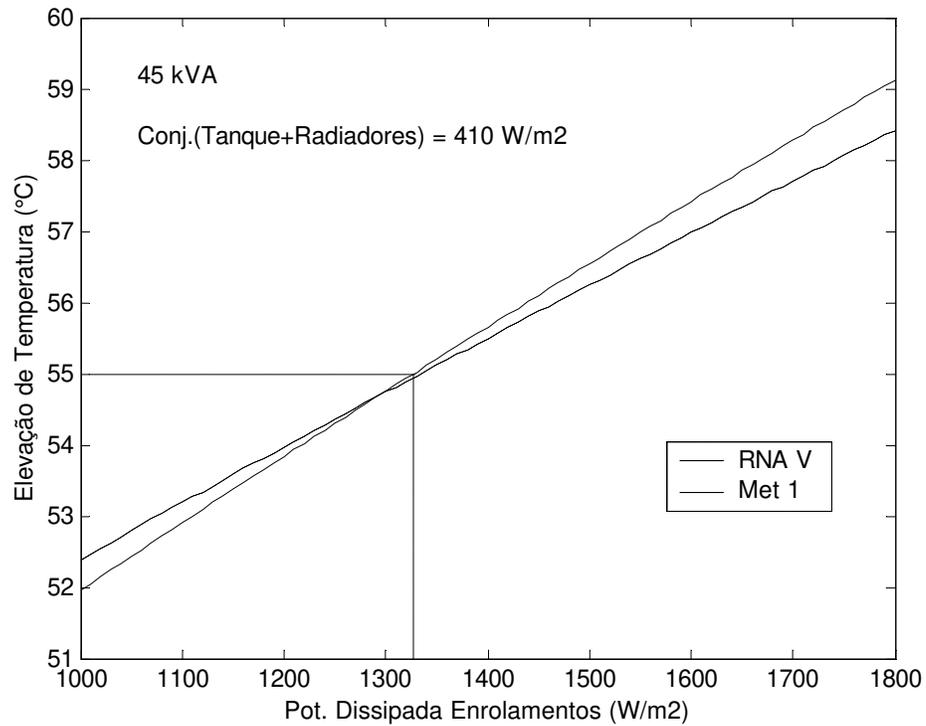


Figura 5.28: Comparação entre os métodos de determinação da temperatura

***Capítulo 6:* APLICAÇÃO DA METODOLOGIA**

Este capítulo apresenta, de modo resumido, um exemplo da aplicação das RNAs desenvolvidas neste trabalho, devidamente treinadas, em um procedimento formal de projeto. O exemplo consiste em demonstrar a possibilidade de aplicação da metodologia proposta em um sistema computacional destinado ao projeto de transformadores de distribuição. A metodologia aplicada no sistema é a mesma desenvolvida no capítulo 5. As cinco redes, que integram o procedimento de projeto, trazem incorporados os pesos finais obtidos nos treinamentos, cujos resultados foram anteriormente apresentados. Além disso, o capítulo traz uma breve comparação entre a metodologia convencionalmente utilizada na indústria e a metodologia proposta neste trabalho.

6.1 APLICAÇÃO COMPUTACIONAL

O sistema computacional, por sua vez, é constituído de uma série de rotinas, que em conjunto são responsáveis pelos dimensionamentos e cálculos dos principais parâmetros do transformador. Cinco destas rotinas são associadas diretamente com a aplicação das RNAs nos respectivos estágios do projeto, descritos no capítulo 5. Estas rotinas utilizam os pesos finais obtidos nos treinamentos das redes, para através deles, estimar os parâmetros de saída relacionados a cada valor de entrada, para cada rede. Além destas, algumas rotinas também estão relacionadas com a utilização de RNAs, porém, com finalidades secundárias, tais como: interface com o projetista, padronização de normalização dos dados, depuração de erros, etc. Outras rotinas são destinadas

aos dimensionamentos e cálculos dos demais parâmetros, que, neste caso, são obtidos por métodos convencionais.

A figura 6.1 mostra um fluxograma resumido com as principais funções do sistema computacional de projetos.

Pode-se observar no fluxograma que a RNA I é a mais proeminente, visto que ela é responsável pela execução de tarefas que possuem um maior grau de complexidade e relevância na nova metodologia de projeto. Outra característica que faz essa rede importante é o fato de ela agilizar notavelmente o tempo de execução do projeto.

A RNA I é também a mais elaborada do sistema, considerando a sua razoável quantidade de entradas e saídas, além da grande quantidade de neurônios distribuídos em suas duas camadas intermediárias. Contudo, as outras redes conferem ao projeto maior qualidade, proporcionada pela excelente precisão nos seus cálculos e estimativas.

Como plataforma para o desenvolvimento do sistema computacional foi escolhido o Matlab, em virtude das características apresentadas pelo conjunto:

- Desempenho no referente ao processamento;
- Intercâmbio dos dados, principalmente entre os métodos de otimização e normalização das entradas;
- Interface gráfica de qualidade razoável, considerando a finalidade experimental e demonstrativa do sistema;
- Funções e bibliotecas incorporadas;
- Requisitos de sistema razoavelmente pequenos.

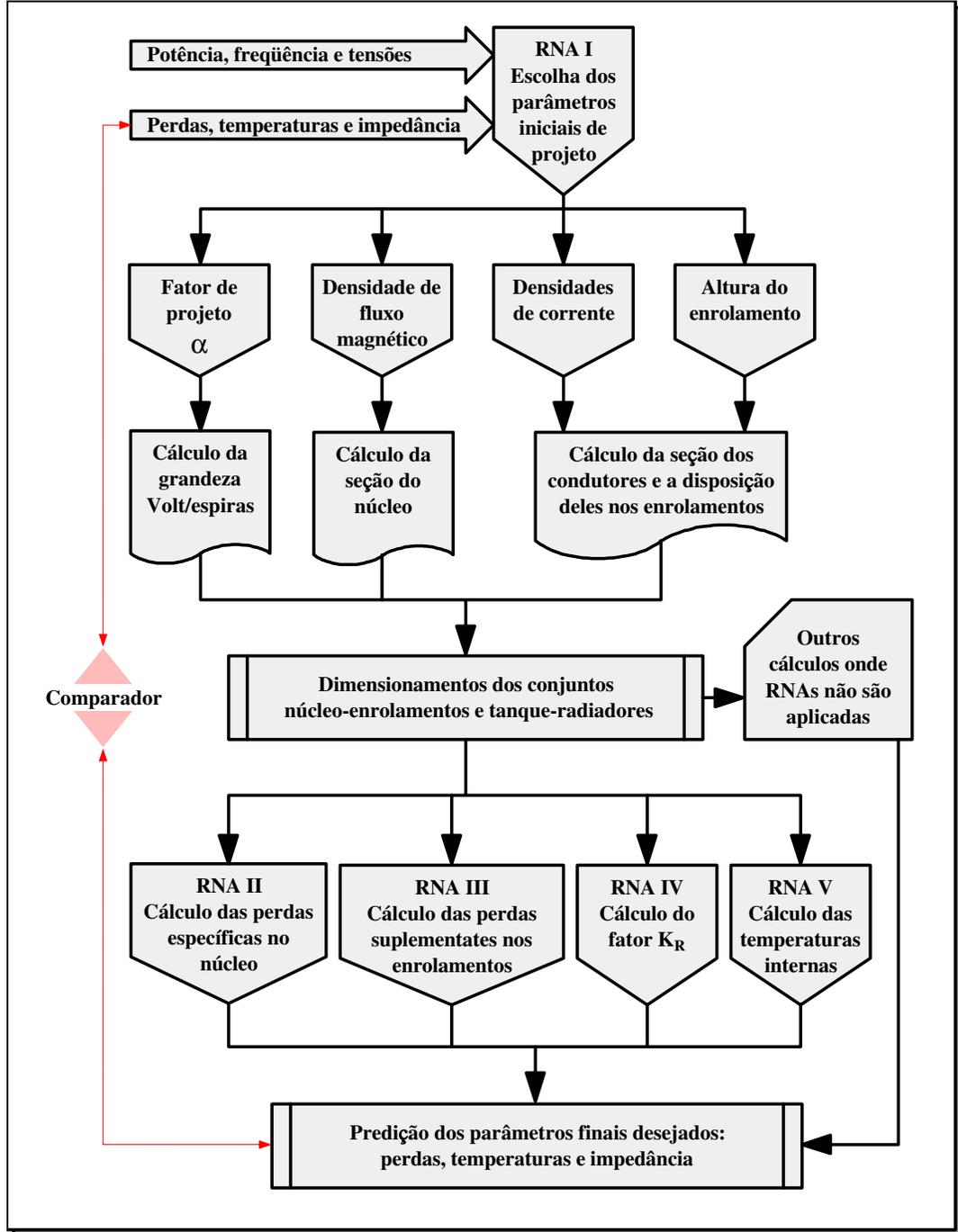


Figura 6.1: Fluxograma resumido com as principais funções do software

6.2 INTERFACE COM O PROJETISTA

Nesse exemplo, a interface entre o sistema computacional e o projetista se dá através de três telas gráficas, sendo que duas delas são destinadas suprir o sistema com os parâmetros de entrada e a outra é responsável pela apresentação final dos principais parâmetros do projeto, incluindo aqueles provenientes das estimativas por ele geradas. A tela gráfica mostrada na figura 6.2 é utilizada para especificação inicial do transformador e nela o projetista informa a potência e as tensões do equipamento.

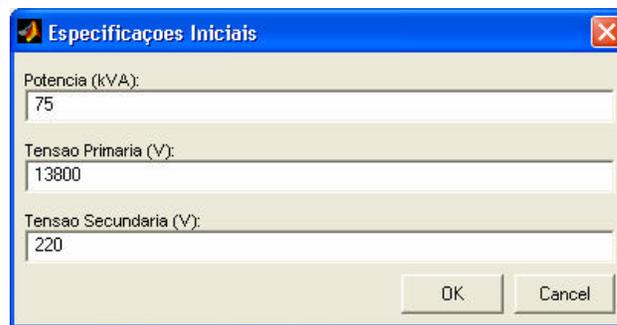
A imagem mostra uma janela de diálogo com o título "Especificações Iniciais". Ela contém três campos de entrada de texto. O primeiro campo, rotulado "Potencia (kVA):", contém o valor "75". O segundo campo, rotulado "Tensao Primaria (V):", contém o valor "13800". O terceiro campo, rotulado "Tensao Secundaria (V):", contém o valor "220". Na parte inferior direita da janela, há dois botões: "OK" e "Cancel".

Figura 6.2: Tela gráfica utilizada para especificação inicial do transformador

A tela seguinte, mostrada na figura 6.3, traz informações *default* sobre os parâmetros finais pretendidos para a conclusão do projeto. Os valores *default* são definidos tendo como base os valores estabelecidos pela norma [2]. Porém, é facultada ao projetista a opção de confirmar ou alterar esses valores. A capacidade de permitir a escolha de outros valores que não os *default* é muito relevante, considerando-se a grande diversidade de aplicações possíveis para

este tipo de equipamento e, também, a crescente utilização da capitalização das perdas e do tempo vida do equipamento.



A imagem mostra uma janela de diálogo intitulada "Valores Ideais". Ela contém quatro campos de entrada de texto, cada um com um rótulo à esquerda: "W0(Watts):" com o valor "300", "Wt(Watts):" com o valor "1550", "Ez(%):" com o valor "3.5", e "Te(°C):" com o valor "55". Na parte inferior direita da janela, há dois botões: "OK" e "Cancel".

Figura 6.3: Tela gráfica para a entrada dos parâmetros finais desejados

Após a liberação da segunda tela gráfica (figura 6.3) pelo projetista, o programa de projeto é completamente executado, produzindo todos os resultados desejados para o dimensionamento do transformador e também aqueles referentes às estimativas.

Na seqüência, uma visão geral dos resultados do projeto é apresentada através da tela gráfica da figura 6.4.

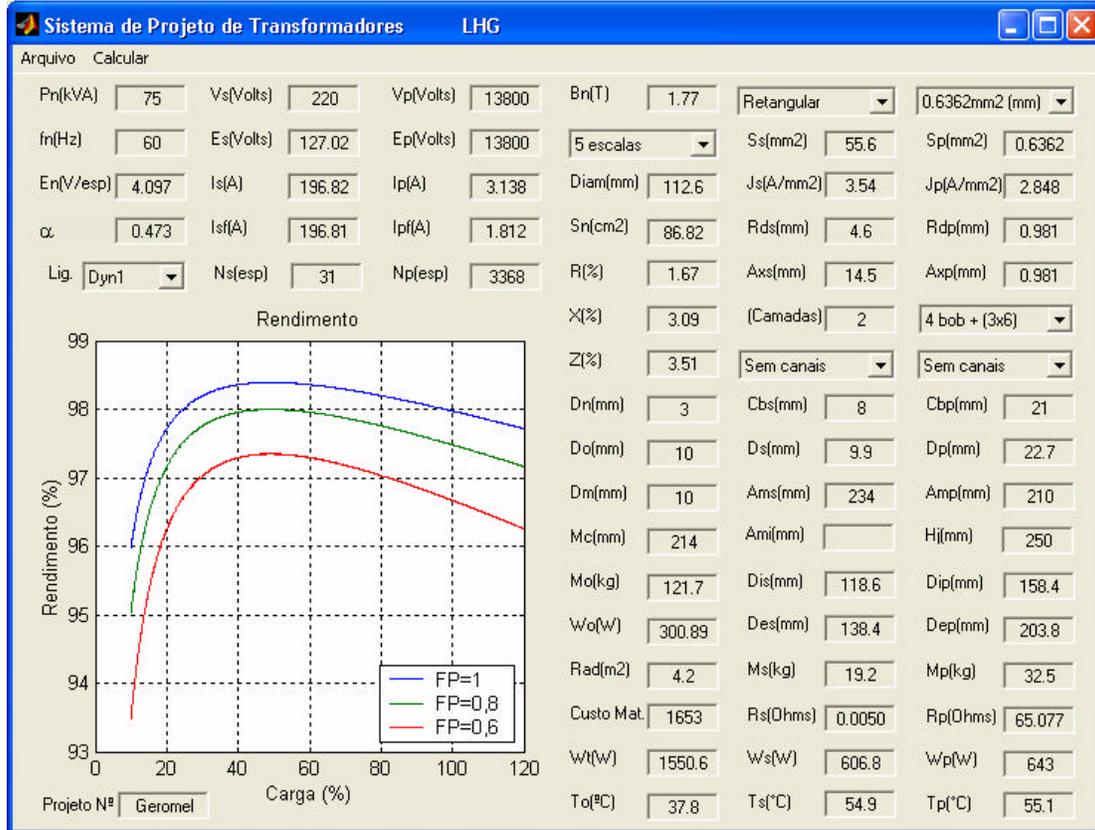


Figura 6.4: Tela gráfica com uma visão geral dos resultados do projeto

Apesar de pouco provável ou necessário, o projetista pode fazer alterações em alguns dos parâmetros mostrados nesta tela e, conseqüentemente, modificar os resultados do projeto no referente aos valores ideais obtidos. Essa capacidade de promover alterações confere ao sistema de projetos uma importante flexibilidade no que se refere a adaptações conjunturais ou circunstanciais, como por exemplo na execução de projetos de reforma ou repotenciamento de transformadores ou até mesmo na carência de algum de seus materiais componentes. A simbologia estampada na tela gráfica de figura 6.4 está disponibilizada no apêndice A deste trabalho.

6.3 COMPARAÇÃO ENTRE AS METODOLOGIAS

Uma breve comparação entre a metodologia convencional e a proposta neste trabalho, contendo os principais parâmetros de entrada (iniciais de projeto) e de saída (finais desejados) do sistema, é apresentada nesta seção.

A tabela 6.1 mostra uma comparação entre os parâmetros iniciais de projeto obtidos pelo meio da metodologia convencional e da metodologia proposta neste trabalho. Nesta tabela, a simbologia mostrada na última coluna é a mesma que aparece na figura 6.4. No caso do procedimento convencional o projetista ajusta, através de tentativas, os valores iniciais de forma que eles conduzam à obtenção dos parâmetros finais desejados.

Tabela 6.1: Comparação: Parâmetros iniciais de projeto

Parâmetros	Convencional	Proposta	
Fator α de projeto	0,465	0,473	α
Densidade de fluxo B_N (Tesla)	1,75	1,77	B_n
Densidade de corrente no primário (A/mm^2)	2,774	2,848	J_p
Dens. de corrente no secundário (A/mm^2)	3,515	3,54	J_s
Altura do enrolamento primário (mm)	210	210	Amp
Altura do enrolamento secundário (mm)	236	234	Ams

Na metodologia proposta os parâmetros iniciais são definidos diretamente pelo sistema, com base nos parâmetros finais desejados. No sistema

computacional, o relacionamento entre os parâmetros finais desejados e os iniciais de projeto está armazenado na RNA I através de seus pesos sinápticos.

Outra comparação entre as metodologias e, entre estas e os valores finais desejados ideais para o projeto, é apresentada na tabela 6.2.

Tabela 6.2: Comparação: Parâmetros finais de projeto

Parâmetros	Desejados	Convencional	Proposta	
Perdas em vazio (W)	300	295	300,9	Wo
Perdas Totais (W)	1550	1530	1550,6	Wt
Impedância (%)	3,5	3,52	3,51	Z
Temperatura no secundário (°C)	55	53	54,9	Ts
Temperatura no primário (°C)	55	52,5	55,1	Tp

Observa-se nesta tabela que os valores provenientes de metodologia proposta são bem próximos dos ideais. Nota-se também uma pequena divergência entre os valores obtidos em cada metodologia. Conclui-se, no entanto, que a metodologia proposta produz resultados sensivelmente mais precisos.

Menos que comparar números nas tabelas 6.1 e 6.2, que são essencialmente os mesmos, o que importa é a agilidade, precisão e flexibilidade do procedimento de projeto, conferidas pelas presenças das RNAs no sistema. Estas características podem ser ilustradas através do fluxograma da figura 6.5. Esta figura compara ambas as metodologias, quanto à sistemática de execução.

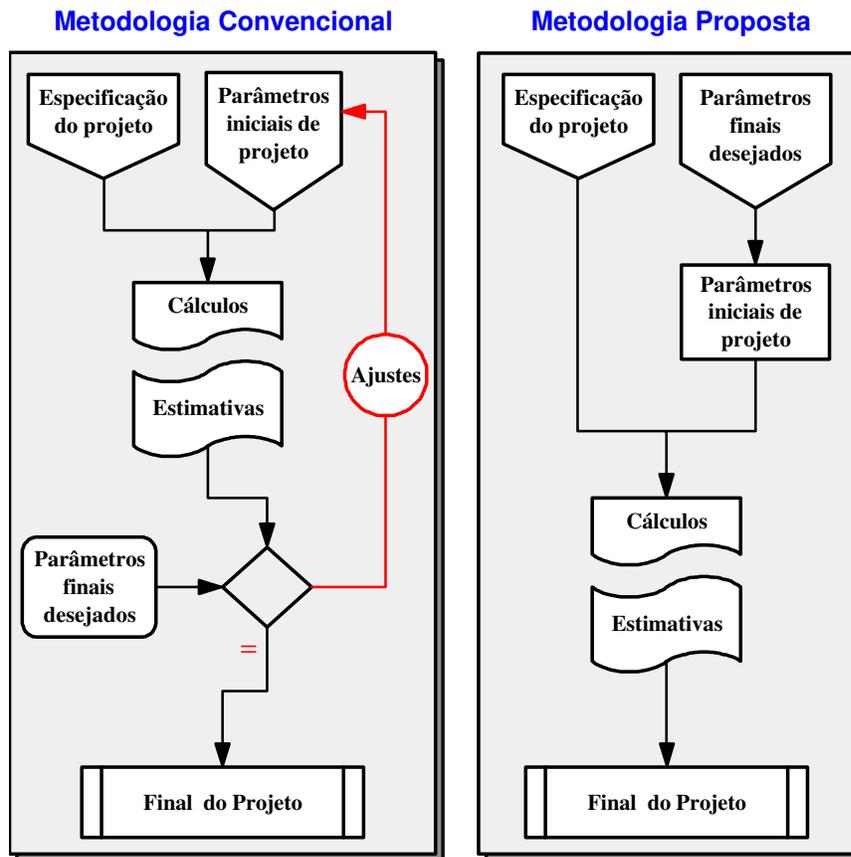


Figura 6.5: Comparação entre a metodologia convencional e a nova metodologia

6.4 APLICAÇÃO *ON-LINE* DA METODOLOGIA PROPOSTA

O exemplo apresentado neste capítulo refere-se a uma aplicação *off-line* das RNAs. Porém, nada impede uma utilização *on-line* para a nova metodologia, contanto que, esta satisfaça alguns requisitos adicionais, tais como:

- evolução do banco de dados com a inclusão de resultados de ensaios de transformadores baseados em novos projetos;

- sistematização, possivelmente com a aplicação de algoritmos genéticos, do processo de amostragem para a atualização do banco de dados;
- dinâmica de treinamento das RNAs para atualização dos pesos sinápticos.

Capítulo 7: CONCLUSÕES

As habilidades de aprender a partir de sua própria experiência e generalizar soluções mostraram-se de grande valia, quando aplicadas em sistemas que apresentam comportamento não linear ou descontínuo e envolvendo uma grande quantidade de variáveis. São os casos dos estágios do projeto de transformadores discutidos neste trabalho, onde os resultados conseguidos no treinamento das RNAs e apresentados através dos gráficos Q-Q do capítulo 5 comprovam a eficácia da aplicação de RNAs como solução para este tipo de problema. Os referidos gráficos comparam os valores estimados nas saídas das RNAs com aqueles reais obtidos como resultado dos ensaios em que os transformadores foram submetidos após a sua fabricação.

Os resultados destas comparações confirmam que as redes encontram-se bem ajustadas, inclusive quanto ao aspecto de generalização. As taxas de erro, obtidas ao final dos treinamentos, ficaram restritas a valores muito pequenos em todos os casos desenvolvidos neste trabalho. Já nos gráficos contendo comparações entre os valores estimados pelas RNAs e os obtidos por intermédio dos métodos convencionais, servem, além de indicar as diferenças entre eles e confirmar a relevância dessa nova metodologia no referente à precisão dos parâmetros estimados no projeto, como subsídio no aprofundamento do estudo dos fenômenos que definem e relacionam o comportamento de cada parâmetro do sistema de projetos. Estes fatos demonstram que as habilidades das RNAs não se limitam às soluções de problemas, mas também, no aprimoramento do estudo comportamental dos relacionamentos entre as variáveis. A partir da noção do comportamento extraída por intermédio de simulações usando as referidas RNAs é possível

obter funções mais realísticas para representar os parâmetros de projeto e suas inter-relações. Esta foi outra importante motivação deste trabalho e ela aponta para uma das principais propostas de sua continuidade.

***Capítulo 8:* COMENTÁRIOS FINAIS**

O projeto de transformadores de potência situa-se hoje como um processo trabalhoso, demandando uma grande quantidade de tentativas para se atingir resultados satisfatórios. Parte dessa complexidade deve-se à grande quantidade de variáveis envolvidas nos cálculos e ao fato de o relacionamento entre algumas das variáveis não se encontrar bem definido. É também notória a dificuldade para estabelecer funções ou padrões que relacionem os parâmetros finais desejados aos parâmetros iniciais de projeto. Esse fato condiciona o projetista a rever experiências de projetos anteriores com características semelhantes ao atual. A implementação de uma ferramenta computacional baseada em redes neurais artificiais, para a solução deste problema, minimizando, substancialmente, o tempo necessário para a plena execução do projeto e que também propicie um aumento na precisão das estimativas dos seus parâmetros finais, constitui uma das principais contribuições desse trabalho.

Mais especificamente, a utilização de sistemas inteligentes no projeto de transformadores veio da capacidade que as redes neurais têm para tratar sistemas onde o relacionamento entre as variáveis do processo é não linear ou não se encontra bem definido. Contudo, essa nova metodologia de projeto torna-se impraticável, sem a existência de um histórico detalhado dos projetos e do comportamento real dos equipamentos construídos com base nestes. A opção pela utilização *off-line*, deve-se as restrições impostas pela quantidade limitada e fixa de dados disponíveis. Entretanto, para uma opção *on-line*, à medida que mais e mais projetos forem sendo executados e os respectivos transformadores ensaiados, o banco de dados vai sendo modificado pela

inclusão de novos resultados. A dinâmica do processo continua com as RNAs do sistema de projeto passando por novos processos de treinamento, de forma que, elas reflitam com mais proximidade o estágio real de desenvolvimento de projetos da indústria em questão.

O termo “Sistemas Inteligentes” utilizado no título deste trabalho sinaliza para a possibilidade da aplicação, no projeto de transformadores, das RNAs em conjunto com outros tipos de sistemas inteligentes. Uma clara possibilidade, que fica como proposta para futuros trabalhos, é a aplicação de outros sistemas no procedimento de amostragem para a composição do banco de dados. Estes sistemas teriam como finalidade obter de forma sistematizada um banco de dados representativo das condições específicas de uma determinada indústria e da contínua evolução dos materiais e processos de fabricação, por ela utilizados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] - NBR 5356; “Transformadores de Potência”;1993.
- [2] - NBR 5440; “Transformadores de distribuição”;1990.
- [3] - E. Ras Oliva; “Transformadores de potencia, de medida, y de protecci3n”;
3ª ediç3o; Marcombo; Barcelona; 1975.
- [4] - S. A. Stigant e A. C. Franklin; “The J&P Transformer Book – a practical
technology of the power transformer”; JohnWiley & Sons; N. York;
1973.
- [5] - L. F. Blume, A. Boyajian, G. Camili, T. C. Lennox e S. Minneci, V. M.
Montsinger; “Transformer Engineering”; 2ª ediç3o; Gec - John Wiley &
Sons Inc; N. York; 1951.
- [6] - W. Schimdt; “Materiais El3tricos Vol. 2”; 2ª ediç3o; Edgard Bl3cher
Ltda.; S3o Paulo; 1979.
- [7] - Lawrene H. Van Vlack; “Princ3pio de Ci3ncias dos Materiais”; Edgard
Bl3cher Ltda.; S3o Paulo; 1970.
- [8] - John J Winders, Jr; “Power Transformers Principles and Applications”;
Marcel Dekker, Inc; N. York; 2002.
- [9] - Nelson Jhoe Batistela; “Caracterizaç3o e Estimac3o das Perdas
Eletromagn3ticas em l3minas de aço-sil3cio...”; Tese de Doutorado;
UFSC; 2000.
- [10] -Luiz H. Geromel; “Avaliaç3o de Processos e Materiais Magn3ticos”; Tese
de Mestrado; Unicamp; 1998.

- [11] -NBR 9119; “Produtos laminados planos de aço para fins elétricos de grânulos orientados”; 1985.
- [12] -NBR 5161; “Método de ensaio para laminados planos de aço para fins elétricos”; 1984.
- [13] -NBR 6805; “Fio de cobre de seção retangular – Dimensões”; 1982.
- [14] -NBR 10576; “Guia para acompanhamento de óleo mineral isolante”; 1988.
- [15] -C. P. McShane; “The health, environmental, safety, performance and economic analysis of R-Temp Fluid”; *EPRI substitute workshop*; 1986.
- [16] -NBR 5915; “Chapas finas a frio de aço-carbono”; 1984.
- [17] -NBR 11388; “Sistema de pintura para equipamentos de subestações elétricas”; 1990.
- [18] -N. Kent Haggerty, Timothy P. Malone e John Crouse; “Applying High Efficiency Transformers”; *IEEE Industry Applications Magazine*; 50-56; Dezembro; 1998
- [19] -Richard L. Bean, Nicolas Chackan, Harold R. Moore e Edward C. Wentz; “Transformers for the Electric Power Industry”; McGraw-Hill Book Company Inc.; N. York; 1959.
- [20] -Gilio A. Simone; “Transformadores – Teoria e Exercícios”; Erica; São Paulo; 1998.
- [21] -Paul Georgilakis, Nikos Hatziargyriou e Dimitrios Pappas; “Artificial Intelligence Helps Reduce Transformer Iron Losses”; *IEEE Computer application in power*; 41-46; Outubro; 1999.

- [22] -Simon Haykin; “Redes Neurais Princípios e Prática”; 2ª edição; Editora Bookman; Porto Alegre; 2001.
- [23] -A. P Braga, A. P. L. F. de Carvalho e T. B. Ludemir; “Redes Neurais Artificiais Teoria e Aplicações”; LTC Editora S.A.; Rio de Janeiro; 2000.
- [24] -Fernando José Von Zuben; “RNAs - Notas de aula”; Unicamp; 2001.
- [25] -I. N. da Silva, M. M. Imamura e A. N. de Souza; “The Application of Neural Networks to the analysis of Dissolved Gases in Insulating Oil Used in Transformers”; *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems Man Cybernetics*; 2000.
- [26] -Cassia Yuri Tatibana e Deisi Yuki Kaetsu; “Curso de Redes Neurais Artificiais”; UEM; 2001.
- [27] -M. Hagan e M. Menhaj; “Training feedforward networks with the Marquardt algorithm”; *IEEE Transaction on neural networks*; 989-993; Novembro; 1994.
- [28] -William J. Stevenson; “Estatística Aplicada à Administração”; Harbra Ltda.; São Paulo; 1986.
- [29] -NBR 5380; “Método de ensaio - Transformadores de Potência”;1993.

PUBLICAÇÕES RESULTANTES

- [1] - L. H. Geromel e C. R. de Souza; “The Application of Intelligent Systems in Power Transformer Design”;

WCCI’02 – The IEEE World Congress on Computational Intelligence Proceedings; Honolulu, USA; Maio; 2002.

ICEM’02 - The 15th International Conference on Electrical Machines Proceedings; Bruges, Bélgica; Agosto; 2002.

CCECE’02 – IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering Proceedings; Winnipeg, Canadá; Maio; 2002.

- [2] - L. H. Geromel e C. R. de Souza; “Designing The Power Transformer via the Application of Intelligent Systems”; *MED’02 - The 10th IEEE Mediterranean Conference on Control and Automation Proceedings*; Lisboa, Portugal; Julho; 2002.

- [3] - L. H. Geromel e C. R. de Souza; “The Application of Artificial Neural Networks in Power Transformer Design”;

V INDUSCON - Conferência de Aplicações Industriais; Salvador; Bahia; Julho; 2002.

MEDPOWER’02 - The 3rd Mediterranean Conference and Exhibition on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion Proceedings; Atenas, Grécia; Novembro; 2002.

Apêndice A: Simbologia da Interface Gráfica

Símbolo	Parâmetro do Projeto
Pn	Potência nominal
fn	Frequência
En	Volts/espiras
α	Fator α
Bn	Dens. de fluxo magnético
Sn	Seção transv. do núcleo
Diam.	Diâmetro do núcleo
Dn	Dist. núcleo - enr. interno
Do	Dist. enr. interno - externo
Dm	Dist. enrolamentos externos
Mc	Dist. entre colunas
Mo	Peso do núcleo
Wo	Perdas no núcleo
Lig.	Tipo de ligação
Vs	Tensão nos terminais do sec.
Vp	Tensão nos terminais do pri.
Es	Tensão nos enr. do secun.
Ep	Tensão nos enr. do prim.
Is	Corrente no secundário
Ip	Corrente no primário
Isf	Corrente no enr. secundário
l_{pf}	Corrente no enr. primário
Ns	Nº de espiras do secundário
Np	Nº de espiras do primário
Ts	Temperatura no secundário
Tp	Temperatura no primário
To	Temperatura no óleo

Símbolo	Parâmetro do Projeto
Ss	Seção do condutor secund.
Sp	Seção do condutor prim.
Js	Densidade de corrente sec.
Jp	Densidade de corrente prim.
Rds	Largura do condutor sec.
Rdp	Largura do condutor prim.
Axs	Altura do condutor sec.
Axp	Altura do condutor prim.
Cbs	Cabeceiras do secundário
Cbp	Cabeceiras do primário
Ams	Altura do secundário
Amp	Altura do primário
Ds	Espessura do secundário
Dp	Espessura do primário
Dis	Diam. interno do secundário
Dip	Diam. interno do primário
Des	Diam. externo do secundário
Dep	Diam. externo do primário
Ms	Peso do enrol. secundário
Mp	Peso do enrol. primário
Rs	Resistência do secundário
Rp	Resistência do primário
Ws	Perdas no enrol. secundário
Wp	Perdas no enrol. primário
Wo	Perdas no núcleo
Wt	Perdas totais
Rad.	Superfície de troca de calor

Apêndice B: Ensaio

Os ensaios, descritos nessa seção, são responsáveis pela determinação dos valores reais utilizados na formação do banco de dados dos projetos. A idéia é apresentar uma noção básica da execução de cada um dos ensaios [29].

Perdas no núcleo e corrente de excitação

Esse ensaio define os valores das perdas e da corrente do transformador, quando ele opera livre de carga. Para execução deste ensaio, aplica-se tensão nominal entre os terminais de um dos enrolamentos do transformador. Normalmente o enrolamento de menor tensão (maior corrente) é o escolhido, tendo como finalidade, facilitar a leitura da corrente de excitação. Os terminais do outro enrolamento são mantidos em aberto (sem carga). Feito isso, executam-se as medições da corrente I_0 e potência W_N , respectivamente corrente de excitação e perdas no núcleo. Através da equação (B.1), onde I_N representa a corrente nominal, é obtido o valor resultante percentual da corrente de excitação $I_{\%}$.

$$I_{\%} = \frac{I_0}{I_N} 100 \quad (\text{B.1})$$

Perdas nos enrolamentos e impedância

A determinação das perdas nos enrolamentos e da impedância de curto-circuito de um transformador operando com carga plena (100 % de carga) é escopo deste ensaio. Ele é executado aplicando-se uma corrente nominal nos terminais de um dos enrolamentos do transformador. Para esse ensaio geralmente é escolhido o enrolamento de maior tensão, com o intuito do

facilitar a leitura da tensão. Ao mesmo tempo em que os terminais do outro enrolamento são fortemente ligados entre si, fazem-se as medições de tensão V_{cc} e potência W_E , respectivamente tensão de curto-circuito e perdas nos enrolamentos. Essas medições devem consumir intervalos de tempo suficientemente pequenos para que a elevação de temperatura não seja capaz de causar erros significativos. A impedância de curto-circuito ($Z_{\%}$) é obtida através da equação (2.7).

O valor da resistência pode ser obtido através da injeção de corrente contínua e leitura da tensão nos terminais do transformador. Porém, esse procedimento é efetuado diretamente por intermédio de alguns tipos de pontes, como, por exemplo, as pontes de Kelvin e Wheatstone.

Através da equação (B.2), os valores de resistência obtidos devem ser convertidos para a temperatura de referência, que geralmente é definida em 75°C para transformadores imersos em fluido isolante. Nessa equação θ_{Ensaio} é a temperatura no momento do ensaio, R_{Ensaio} representa a resistência medida, $R_{75^{\circ}\text{C}}$ é a resistência na temperatura de referência e k é constante e depende do material condutor (para o cobre vale 234,5).

$$R_{75^{\circ}\text{C}} = R_{\text{Ensaio}} \frac{75^{\circ}\text{C} + k}{\theta_{\text{Ensaio}} + k} \quad (\text{B.2})$$

Conforme mostra a equação (B.3), as perdas nos enrolamentos de um transformador são compostas pelas perdas ôhmicas W_{Ω} e perdas suplementares W_S .

$$W_E = W_{\Omega} + W_S \quad (\text{B.3})$$

As perdas ôhmicas variam em função temperatura e são determinadas pela soma das perdas por efeito Joule nos dois enrolamentos, como mostra a equação (B.4).

$$W_{\Omega} = \sum R_{75^{\circ}\text{C}} I_N^2 \quad (\text{B.4})$$

Já as perdas suplementares diminuem com a elevação da temperatura e são corrigidas pela equação (B.5).

$$W_{S_{75^{\circ}\text{C}}} = W_S \frac{k + \theta_{\text{Ensaio}}}{k + 75^{\circ}\text{C}} \quad (\text{B.5})$$

A magnitude das perdas nos enrolamentos corrigidas para a temperatura de referência $W_{E_{75^{\circ}\text{C}}}$, é obtida pela expressão (B.6).

$$W_{E_{75^{\circ}\text{C}}} = W_{S_{75^{\circ}\text{C}}} + W_{\Omega} \quad (\text{B.6})$$

Elevação de temperatura

Este ensaio tem por finalidade determinar a elevação de temperatura dos enrolamentos sobre a temperatura do ambiente externo, considerando as condições nominais de operação. A determinação das temperaturas dos enrolamentos deve ser feita preferencialmente utilizando o método de variação da resistência [29], salvo quando ele não for aplicável. Nesse caso, o método termométrico [29] é o indicado.

Para transformadores resfriados a ar e projetados para funcionamento em altitudes superiores a 1000 m, os limites de elevação de temperatura ou da potência nominal, devem ser corrigidos em função da altitude de acordo com os gráficos das figuras B.1 e B.2, respectivamente [1].

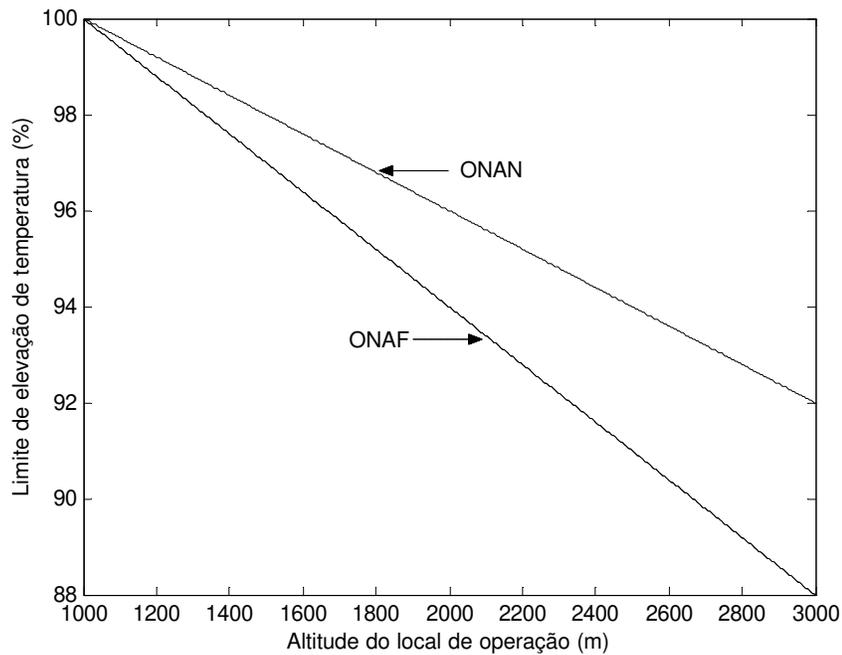


Figura B.1: Limite de elevação de temperatura corrigido com a altitude

No gráfico de figura B.1 o limite corrigido de elevação de temperatura é dado em porcentagem do limite de elevação não corrigido (correspondente à altitude de 1000 m). O mesmo acontece com a potência nominal no gráfico de figura B.2. Nestas figuras (B.1 e B.2), a sigla ONAN indica que o transformador possui resfriamento natural a ar e ONAF indica o resfriamento através de ventilação forçada.

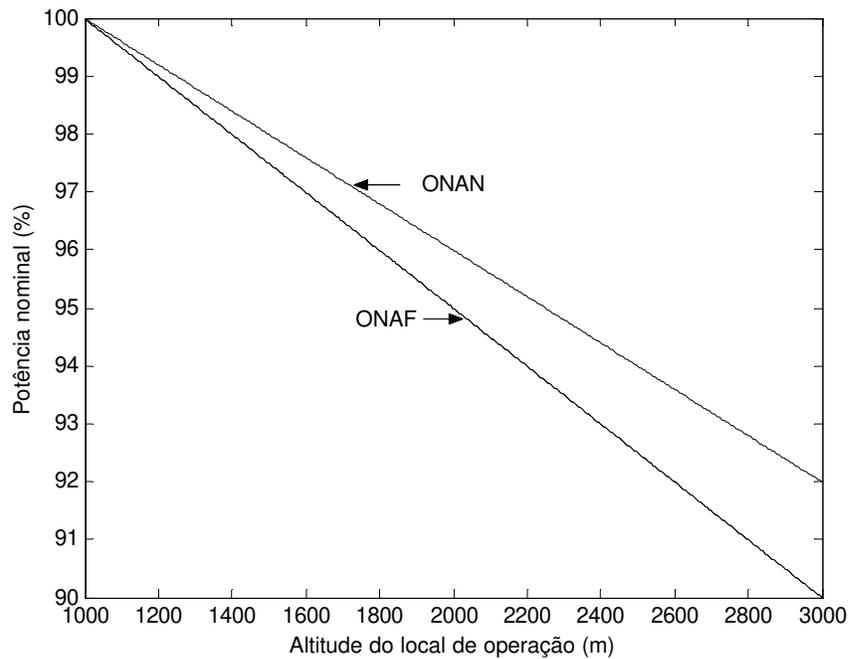


Figura B.2: Potência nominal corrigida para altitudes superiores a 1000 m

Tolerâncias

Os resultados obtidos nos ensaios têm que atender os limites estabelecidos nas normas [1; 2]. Porém, as normas também estabelecem valores de tolerância. Eles são apresentados na tabela B.1, juntamente com as regras destinadas a sua aplicação.

Tabela B.1: Tolerâncias

Características Específicas	Tolerância
Impedância de curto-circuito	
- Transformadores de dois enrolamentos;	$\pm 7,5 \%$
Perdas em Vazio	
- Em cada unidade, considerada individualmente	+ 10 %
- Na média aritmética obtida de mais de uma unidade	+ 0 %
Perdas Totais	
- Em cada unidade, considerada individualmente	+ 6 %
- Na média aritmética obtida de mais de uma unidade	+ 0 %
Relação de tensões	
- Em qualquer derivação	$\pm 0,5 \%$
- Quando a Tensão por espira for $> 0,5 \%$ da tensão de derivação	Valor de tensão da espira completa
Corrente de Excitação	
- Em cada unidade, considerada individualmente	+ 20 %
- Na média aritmética obtida de mais de uma unidade	+ 0 %