

DETERMINAÇÃO DA TEMPERATURA DE ENROLAMENTOS DE TRANSFORMADORES A SECO E DE SUAS PERDAS TOTAIS BASEADO EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

MARCO ANTONIO FERREIRA FINOCCHIO¹, LUIZ HENRIQUE GEROMEL², MÁRCIO MENDONÇA¹, WAGNER FONTES GODOY¹

1.Universidade Tecnológica Federal do Paraná UTFPR
Av. Alberto Carazzini, 1640, CEP 86300-000 Cornélio Procopio - Paraná.
E-mails: mafinocchio@utfpr.edu.br, mendonca@utfpr.edu.br,
wagnergodoy@utfpr.edu.br

2.Instituto Federal de São Paulo
Rua João Batista, Jardim Italia, CEP 13872-551, São João da Boa Vista.
E-mails: geromel@cefetsp.br

Abstract— This work aims to present a new approach for temperatures determination of encapsulated winding transformers made of dry technology by using intelligent systems. The methodology is applied in a project training where the relationship among the variables is not properly defined and also the parameters were obtained in an empirical way.

Keywords— Transformers, Artificial Neural Networks, winding Internal Temperatures.

Resumo— O objetivo deste trabalho consiste em apresentar uma nova metodologia para a determinação das temperaturas de enrolamentos encapsulados de transformadores de tecnologia seca utilizando sistemas inteligentes. A metodologia é aplicado em um estágio do projeto onde o relacionamento entre as variáveis não é bem definido e onde os parâmetros eram, até então, obtidos de forma empírica.

Palavras-chave— Transformadores, Redes Neurais Artificiais, Temperatura do Enrolamento.

1 Introdução

Os transformadores de potência têm como finalidade principal a transferência de energia em níveis diferentes de tensão e de corrente. Os transformadores de potência de tecnologia seca são muito empregados no setor industrial (WINDERS, 2002). Estes equipamentos devem ser projetados e construídos de modo a manter os limites de temperatura prescritos em normas e atenderem às necessidades específicas de sua utilização (STIGANT, 1973). A aplicação de redes neurais como ferramenta é a proposta da metodologia apresentada nesse trabalho. Esta visa avaliar a temperatura de transformadores isolados em resina epóxi. A expectativa é que a implementação desse trabalho constitua uma ferramenta importante, não só para a otimização dos projetos, mas que também minimize substancialmente o tempo necessário para sua execução.

A escolha das redes neurais artificiais para solucionar este tipo de problema baseia-se na capacidade que possuem de assimilar conhecimento a partir de dados comportamentais representativos de seu ambiente e, posteriormente, interagir com ele (SILVA, 2010). Esta técnica, 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 metodologia de determinação das temperaturas ora apresentada.

As redes neurais artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo computacional apoiado na estrutura neural de organismos inteligentes e que podem adquirir conhecimento através da própria experiência (HAYKIN, 2008). Uma das grandes propriedades das redes neurais é a habilidade de aprender a partir de seu ambiente procurando melhorar sua eficiência. O aprendizado ocorre quando a rede consegue generalizar soluções para um determinado tipo de problema.

Este artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2 é apresentada fundamentos dos transformadores, características construtivas, projeto, perdas. A seção 3 apresenta fundamentos das redes neurais artificiais e o desenvolvimento do projeto em si. A seção 4 analisa os resultados e conclui o trabalho.

2 Transformador - O projeto

Normalmente, o regime de funcionamento dos transformadores oscila entre operação com carga nominal e operação em vazio (BLUME, 1951). Considerando o fato de os transformadores estarem permanentemente energizados e que as perdas magnéticas no núcleo praticamente independem da carga, evidencia-se a importância das perdas magnéticas restringirem-se a valores muito reduzidos (WINDERS, 2002).

O valor do gradiente de projeto E é também resultante dos custos individuais dos materiais (principalmente o aço-silício, o cobre e o fluido isolante) utilizados na fabricação do equipamento. Já na escolha da densidade máxima de fluxo magnético, deve-se utilizar curvas características da chapa de aço-silício, mostradas nas figuras 1 e 2, onde são também utilizados fatores empíricos na correção das imprecisões relativas ao processamento (WINDERS, 2002).

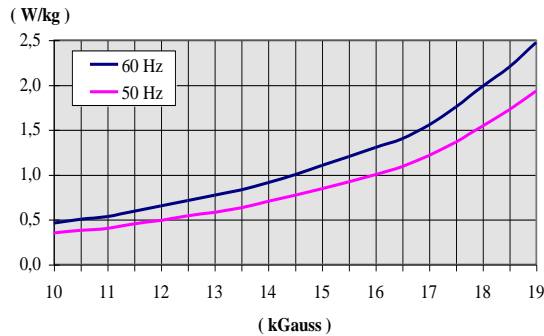


Figura 1: Perdas no núcleo

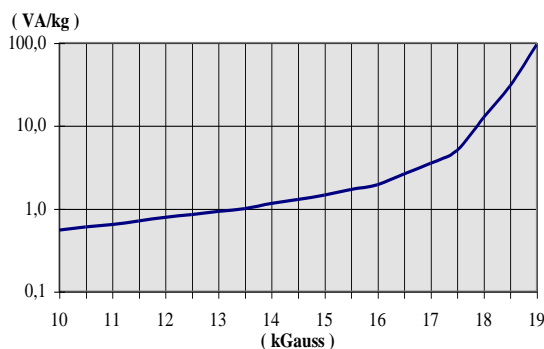


Figura 2: Excitação

Definidos os valores do gradiente E e da densidade máxima de fluxo $B_{\text{máxima}}$, calculam-se:

a) A seção transversal do núcleo $S_{\text{núcleo}}$:

$$S_{\text{núcleo}} = \frac{k_s E}{B_{\text{máxima}} f} \quad (1)$$

b) O número de espiras N , por enrolamento:

$$N = \frac{U_z}{3 E} \quad (2)$$

onde U é a tensão nominal, $B_{\text{máxima}}$ é a densidade máxima de fluxo magnético; E é o gradiente de projeto e f é a frequência nominal do sistema.

Os Transformadores possuem, em geral, núcleos com seções transversais aproximadamente circulares (STIGANT, 1973). A área de uma circunferência é calculada através da expressão:

$$A_{\text{circunferência}} = \frac{\pi \Phi_n^2}{4} \quad (3)$$

onde Φ_n é o diâmetro da circunferência

A relação entre a seção magnética e a área de uma circunferência é o fator de utilização k_U , o qual, depende da quantidade de larguras diferentes que compõem a seção, conforme indicado na figura 3:

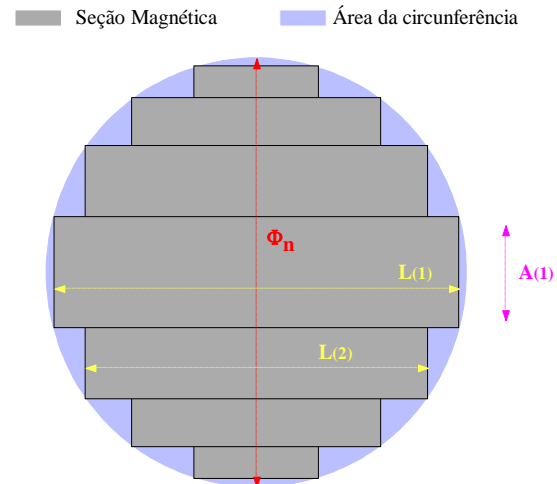


Figura 3: Seção Transversal do Núcleo

Para obtenção das larguras que proporcionam um maior aproveitamento da seção transversal do núcleo, é comum utilizar o seguinte procedimento de cálculo: Define-se o número de estampos (chapas) com larguras diferentes e, utilizando o valor dos ângulos $\delta(n)$, dimensiona-se a largura da chapa $L(n)$ e a altura do degrau $A(n)$, através das equações (4) e (5):

$$L(n) = \Phi_n \cos \delta(n) \quad (4)$$

$$A(n) = \sqrt{\left(\frac{\Phi_n}{2}\right)^2 - \left(\frac{L(n)}{2}\right)^2} - A(n-1) \quad (5)$$

Lembrando que, para a equação (5), $A(0) = 0$. O fator de empilhamento k_E , também conhecido como fator de empacotamento, é a relação obtida entre a seção magnética e a área resultante da justaposição das chapas de aço-silício devidamente isoladas. Este fator depende da planicidade da chapa e principalmente da espessura e uniformidade de seu revestimento isolante, conforme mostrado na Figura 4.



Figura 4: Fator de Empilhamento

A seção transversal do núcleo (seção magnética) também pode ser representada em função da área da circunferência pela equação:

$$S_{\text{núcleo}} = k_U k_E A_{\text{circunferência}} \quad (6)$$

O diâmetro dos enrolamentos é proporcional ao diâmetro Φ_n dessa circunferência, que pode ser calculado substituindo-se a equação (3) na equação (6), resultando a expressão (7):

$$\Phi_n = \sqrt{\frac{4 S_{\text{núcleo}}}{\pi k_U k_E}} \quad (7)$$

Considerando-se uma dada seção magnética, quanto maiores forem os fatores de utilização e empilhamento menor será o diâmetro da circunferência e, consequentemente, o diâmetro do enrolamento. Enrolamentos com diâmetros menores tem menor peso e, portanto custo mais baixo. É importante lembrar que alterações no diâmetro dos enrolamentos provocam uma variação na quantidade de fluxo disperso (convencionou-se como fluxo disperso todo o conjunto de linhas de fluxo magnético que atuam sobre apenas um dos enrolamentos), que ocasiona importantes mudanças nos parâmetros que compõem o circuito elétrico equivalente do transformador (GILIO, 1998). A limitação de tais fatores está ligada aos processos de confecção dos núcleos magnéticos. Quanto maiores forem os fatores de utilização e empilhamento, mais complexos e trabalhosos serão os processos envolvidos na sua confecção (STIGANT, 1973).

O volume V de aço-silício também varia proporcionalmente com o diâmetro da circunferência, e deve ser calculado descontando-se, obviamente, os fatores de empilhamento e utilização.

As perdas magnéticas do núcleo W_o dependem da indução magnética máxima a que este é submetido, das propriedades magnéticas das ligas de aço-silício, das características construtivas e do volume do núcleo. Equaciona-se o exposto na forma da expressão:

$$W_o = k_o V B_{\text{máximo}}^n \quad (\text{Watts}) \quad (8)$$

onde k_o e n representam tanto as propriedades magnéticas das ligas de aço-silício após seu processamento, quanto as características construtivas do núcleo. Sabe-se também que as dimensões dos enrolamentos influenciam o valor do volume do material magnético e, consequentemente, o valor das perdas magnéticas no núcleo. Portanto, o projeto do enrolamento deve ser adequado às características do núcleo.

2.1 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 tempe-

ratura (o envelhecimento acelera com o aumento da temperatura (WINDERS, 2002)). 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.

Os transformadores 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 (SOUTO, 2001).

A temperatura ambiente é um fator essencial na avaliação da vida do transformador, uma vez que as elevações de temperatura para qualquer condição de serviço devem ser somadas à temperatura ambiente, para determinar as temperaturas dos transformadores. Sempre que houver acompanhamento da temperatura ambiente, deve-se obter a média no período de 24 horas para, então, avaliar a temperatura de serviço do transformador (PACHECO, 2002). (DA SILVA, Rossi, 2001).

3 Desenvolvimento

Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais inspiradas na estrutura neural de organismos inteligentes, de modo específico são inspiradas em neurônio biológico. Esses neurônios são somatórias ponderadas das entradas, e que adquirem conhecimento através da experiência. Uma rede neural é uma estrutura de processamento de informação distribuída paralelamente na forma de um grafo direcionado, com algumas restrições e definições próprias. Os nós deste grafo são chamados elementos de processamento, e suas arestas são conexões, que funcionam como caminhos de condução instantânea de sinais em uma única direção, de forma que seus elementos de processamento podem receber qualquer número de conexões de entrada. Estas estruturas podem possuir memória local, e também possuir qualquer número de conexões de saída desde que os sinais nestas conexões sejam os mesmos. Portanto, estes elementos têm na verdade uma única conexão de saída, que pode dividir-se em cópias para formar múltiplas conexões, sendo que todos carregam o mesmo sinal.

De forma geral, a operação de uma rede se resume em:

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

A rede neural passa por um processo de treinamento a partir dos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a generalização necessária para executar adequadamente o processo desejado a partir de outro conjunto de dados. Sendo assim, a rede neural é capaz de extrair regras básicas a partir de dados reais. A figura 5 mostra a arquitetura clássica de uma rede multicamada, formada pelos neurônios das camadas de entrada, intermediária e de saída interconectados. Outra importante característica, também inspirada no cérebro, é a capacidade de auto-organização, ou plasticidade, ou seja, através de um processo de aprendizado, é possível alterar-se os padrões de interconexão entre seus elementos.

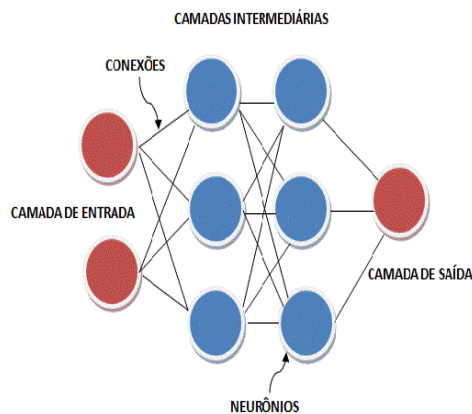


Figura 5 – Arquitetura de uma Rede Neural

As redes neurais do tipo perceptron multicamadas são aproximadores universais e assim são frequentemente empregadas em modelagem de sistemas não lineares (HAYKIN, 1998). Na área de controle de processos, arquiteturas baseadas em redes neurais artificiais têm sido usadas em controle adaptativo por modelo inverso, controle preditivo, controle por modelo de referência neural ou controle adaptativo neural, entre outros (TAI; RYACIOTAKI-BOUSSALIS; HOLLAWAY, 1991).

A metodologia para determinação das temperaturas de enrolamentos encapsulados de transformadores de potência de tecnologia seca apresentado neste trabalho aplica redes neurais artificiais em etapas do projeto onde:

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

A utilização de redes neurais artificiais proporciona ao projeto uma forte relação com os processos, métodos e materiais utilizados na fabricação dos equipamentos. Fica claro, neste trabalho, a característica de inspiração em projetos anteriores com resultados previamente testados (GEROMEL, 2002). Este fato permite a obtenção de parâmetros próximos aos

ideais para as condições de fabricação e ao equilíbrio “custo x rendimento”. Neste contexto pode-se citar os trabalhos de (LUPI FILHO, 2009), (FINOCHIO, 2010) e (GEORGILAKIS, 1999) em aplicações utilizando RNA em diagnósticos e perdas em transformadores.

Neste trabalho serão utilizadas redes neurais do tipo MLP de característica acíclica. O propósito desse procedimento é identificar o relacionamento existente entre as diversas variáveis envolvidas nesse estágio do projeto de transformadores, mesmo que não estejam explicitados todos os fenômenos que as relacionam entre si.

Alguns critérios foram avaliados para determinação do número de neurônios na camada intermediária. Em especial, o trabalho de Barreto (BARRETO, 2007) o qual destaca fatores como: Quantidade e qualidade dos dados disponíveis para treinar e testar a rede, número de parâmetros ajustáveis (pesos e limiares) e complexidade do problema (não linear descontínuo entre outros). Entretanto testes empíricos em função da capacidade de generalização da rede foram utilizados.

A figura 6 apresenta a simulação no Matlab do comportamento da vida útil do transformador devido aos acréscimos de temperatura do equipamento baseada na teoria de “Arrhenius-Darkin” (FINOCHIO, 2010).

Essa figura é obtida a partir de dados reais de transformadores pertencentes à classe 15kV– 75kVA.

As variáveis que compõem os vetores de entrada da rede neural são definidas por grandezas que fazem parte do processo da temperatura nos enrolamentos de baixa e alta tensão, definidas como:

- *Seção* é a área dos condutores [mm²]
- *Espessura* é a espessura das chapas da bobina [mm]
- *Canais* é o número de canais do enrolamento
- *Perdas* são as perdas elétricas [W].

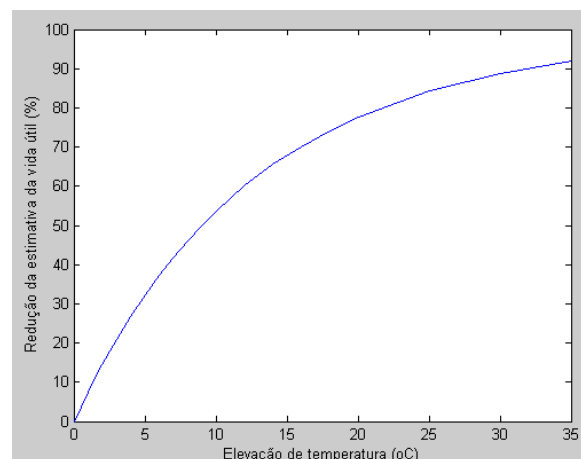


Figura 6 - Redução de vida útil com adicional de temperatura (%).

O vetor de saída da rede neural foi composto por uma variável a qual representa a temperatura (T). A arquitetura da rede neural utilizada para identificação do processo é mostrada na figura 7.

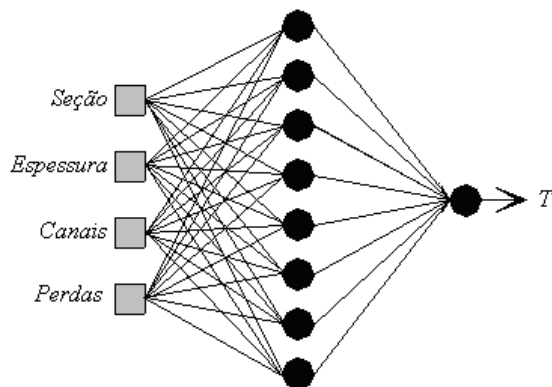


Figura 7- Arquitetura da rede Perceptron.

2.2 Perdas Totais

A rede neural artificial do tipo Perceptron Multi-camadas foi empregada para identificar processos relacionados às perdas totais dos transformadores.

As variáveis que compõem os vetores de entrada da rede são definidas por grandezas que fazem parte do processo de perdas elétricas. Essas variáveis foram definidas como:

- R_{AT} é a resistência da bobina de alta tensão [Ω]
- R_{BT} é a resistência da bobina de baixa tensão [Ω]
- T é a temperatura ambiente [$^{\circ}\text{C}$]
- I_{ex} é a corrente de excitação [A]
- P_{cu} é a perda no cobre [W]
- P_{vazio} é a perda a vazio [W].

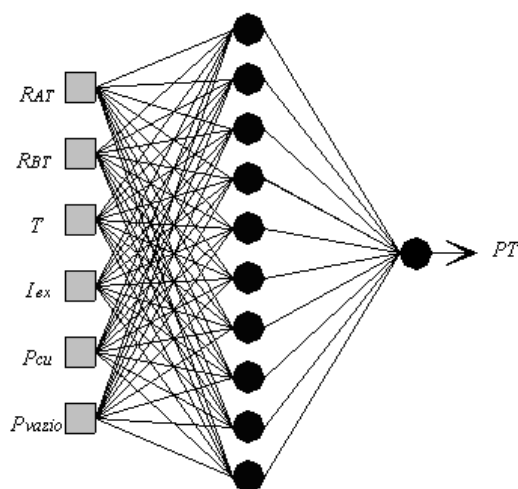


Figura 8 - Arquitetura da rede Perceptron para perdas totais.

O vetor de saída da rede neural foi composto por uma variável que representa a perda total (PT). A arquitetura da rede neural utilizada para identificação do processo é mostrada na figura 8.

4 Resultados e Análises

A Figura 9 mostra a metodologia proposta, indicando o estágio onde é aplicada a rede neural e sua finalidade. Nessa figura, a RNA está representada apenas como ferramenta para a aplicação e, portanto, o respectivo processo de treinamento da rede não está incluído nela.

Essa rede tem por finalidade a determinação das temperaturas de enrolamentos encapsulados de transformadores de potência de tecnologia seca. Neste caso, as variáveis de entrada são à disposição dos condutores dentro do enrolamento e as dimensões, características e perdas nos mesmos. Na saída da RNA, 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.

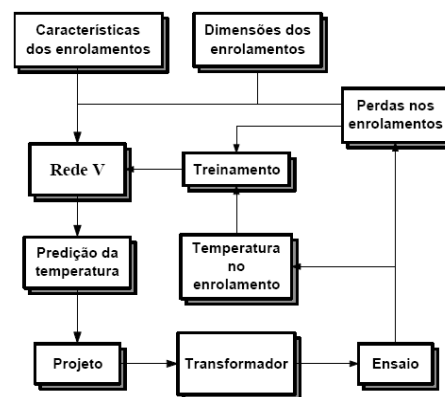


Figura 9: Sistema proposto para a RNA

A RNA tem apenas uma camada oculta de 8 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.

A evolução do erro no processo de treinamento da RNA V em função do número de iterações é mostrada na Figura 10. A parada do treinamento aconteceu no limite máximo de 584 épocas quando estabilizou o erro quadrático médio.

Uma comparação entre os resultados estimados pela RNA V e os valores reais obtidos nos ensaios dos 300 transformadores é mostrada no gráfico Q-Q da figura 11, com a finalidade de validação e teste do poder de generalização da rede. Em que a temperatu-

ra da rede encontra-se bem ajustada com as respectivas temperaturas internas do equipamento.

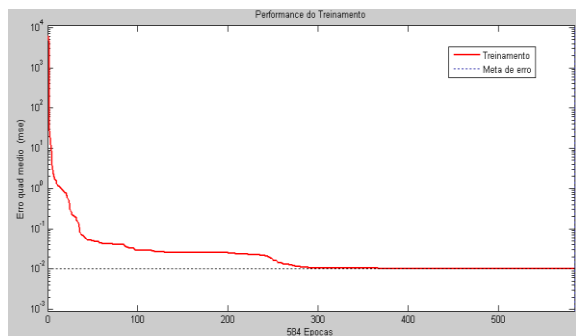


Figura 10: Evolução do erro no processo de treinamento da RNA

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

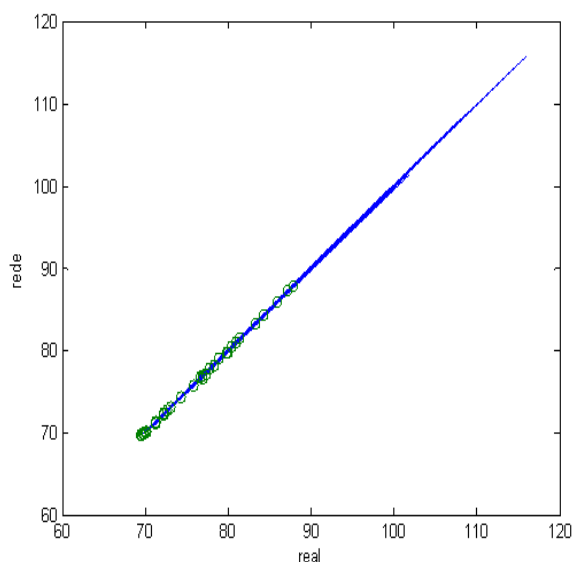


Figura 11: Comparação de valores das temperaturas

5 Conclusão

Os resultados conseguidos no treinamento da RNA confirmam que a mesma se encontra 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 para a solução do problema em questão. 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 determinação das temperaturas ora apresentada.

Futuros trabalhos endereçam a metodologia apresentada para transformadores de potências diferentes e comparação com outras técnicas de sistemas computacionais inteligentes, como por exemplo, sistemas ANFIS.

Referências Bibliográficas

- Barreto, G. A. (2007), Perceptron multicamadas e o algoritmo de retropropagação do erro. Publicação interna: Programa de pós-graduação em engenharia de teleinformática. Fortaleza: UFC.
- Blume, L. F., A. Boyajian, G. Camili, T. C. Lennox e S. Minneci, V. M. Montsinger; "Transformer Engineering"; 2ª edição; Gec - John Wiley & Sons Inc; N. York; 1951.
- da Silva D. G. T. e Rossi J. C. (2001). "Um Estudo sobre a perda de vida útil em transformadores de distribuição quando alimentam cargas não lineares". VI SBQEE
- Finocchio M.A.F. (2010) Determinação Da Temperatura De Enrolamentos De Transformadores A Seco E De Suas Perdas Totais Baseado Em Redes Neurais Artificiais. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual de Londrina.
- Georgilakis, P., Hatziargyriou N., Paparigas, D.; "Artificial Intelligence Helps Reduce Transformer Iron Losses"; *IEEE Computer application in power*; 41-46; Outubro; 1999.
- Geromel, L. H. and C. R. Souza, "The application of intelligent systems in power transformer design," in Can. Conf. Electrical and Computer Engineering, vol. 1, May 12-15, 2002, pp. 285-290.
- Gilio A. S.; "Transformadores – Teoria e Exercícios"; Erica; São Paulo; 1998.
- Haykin, S.; Neural Networks and Learning Machines. 3ª ed.. New York: Prentice Hall, 2008.
- Lupi Filho G., R. A. S. Fernandes, A. A. Vallada, I. N. da Silva e R. A. C. Altafim. "Um Estudo Comparativo entre Abordagens Convencionais e Redes Neurais Artificiais para Diagnóstico de Transformadores de Potência". VIII CBQEE Conferência Brasileira de Qualidade de Energia Elétrica. Blumenau, 2009.
- Pacheco, Cláudio R. (2002). Modelagem e Análise do Desempenho Térmico de Cabos Elétricos Isolados no Contexto da Qualidade da Energia Elétrica. Tese de Doutorado. Uberlândia: UFU.
- Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica. Belém, 2005.
- Silva, Ivan Nunes da; Spatti, Danilo Hernane; Flauzino, Rogério Andrade. Redes neurais artificiais: para engenharia e ciências aplicadas. São Paulo: Artliber, 2010.

- Souto O. C. N.; Modelagem e Análise do Desempenho Térmico de Motores de Indução sob Condições Não Ideais de Alimentação. Tese de Doutorado. Uberlândia: UFU, Dezembro/2001.
- Stigant, S. A., Franklin, A. C.; “The J&P Transformer Book – a practical technology of the power transformer”; JohnWiley & Sons; N. York; 1973.
- Tai, P.; Ryaciotaki-Boussalis, H. A.; Hollaway, D. Neural network implementation to control systems: a survey of algorithms and techniques. IEEE 1991.
- Winders, J. J. (2002); “Power Transformers Principles and Applications”; Marcel Dekker, Inc; N. York.