



**GRUPO III  
GRUPO DE LINHAS DE TRANSMISSÃO (GLT)**

**PREDIÇÃO DA AMPACIDADE MÁXIMA DE LT's EM CURTO E MÉDIO PRAZOS**

Ronaldo Bosignoli\*

João Ignácio da Silva Filho

Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPEL

**RESUMO**

O Informe Técnico apresenta uma metodologia baseada em Redes Neurais Artificiais, para o cálculo da temperatura superficial de cabos condutores aéreos. A metodologia permite estimar a temperatura do condutor em tempo real e a previsão do seu valor para horizontes de curto e médio prazos. Além das características da linha de transmissão, a modelagem da rede é feita a partir de dados climáticos e, no caso da previsão, da evolução temporal da própria temperatura do condutor. As médias dos erros encontrados, na aplicação do estudo para a estimativa em tempo real e previsão de 24 horas, indicam ser a metodologia promissora para os estudos de temperaturas de condutores, e conseqüentemente da ampacidade de linhas de transmissão.

**PALAVRAS-CHAVE**

Ampacidade, Temperatura de Condutores Aéreos, Redes Neurais, Previsão de Séries Temporais.

**1.0 - INTRODUÇÃO**

A temperatura superficial dos condutores é um parâmetro determinante da capacidade de transporte de uma linha de transmissão aérea de energia elétrica (LT). Ela resulta da interação do condutor e das características elétricas do sistema de transmissão com o meio ambiente, o que lhe confere toda a aleatoriedade das condições climáticas da região atravessada pela LT. Conhecer o seu valor em tempo real e a previsão do seu valor máximo, em horizontes que podem variar de horas até anos, é fundamental

para estabelecer e manter a confiabilidade do sistema sob pontos de vista do projeto e da operação.

Nos últimos anos, a construção de novas LT's não acompanhou o aumento de consumo de energia elétrica. Para suprir de imediato a demanda de energia, uma das alternativas das concessionárias é operar os sistemas de transmissão existentes no limite de sua capacidade de transporte, sem, contudo, colocar em risco a integridade dos seus componentes físicos e, principalmente, da sua confiabilidade operacional. Um dos fatores limitantes da capacidade de transporte é a temperatura do condutor e seus efeitos nas características eletro-mecânicas dos materiais do condutor e na redução das distâncias entre partes vivas e aterradas.

Como a maioria das LT's foi projetada segundo critérios onde o cálculo da temperatura máxima era conservativo, o desenvolvimento de novas tecnologias e em conseqüência a adoção de novos critérios, tem permitido que pequenas modificações no projeto original aumentem, consideravelmente, a sua ampacidade [1,2].

Este assunto tem sido focado por diversas linhas de pesquisas, tais como:

- evolução das metodologias de cálculos e critérios de projetos, passando-os de determinísticos para probabilísticos, onde são considerados dados climáticos reais da região atravessada pela linha e toda a aleatoriedade do clima e da descarga elétrica entre partes vivas e aterradas [1,3];
- monitoração em tempo real do estado térmico do condutor através de um ou mais dos seguintes parâmetros: temperatura do condutor, tensão

mecânica do condutor, flecha e dados meteorológicos, estes últimos associados a modelos de cálculo da temperatura do condutor [3,4,5,6].

Todavia, ao aproximar a operação dos limites teóricos obtidos nos estudos e projetos, é necessário dispor de ferramentas que possibilitem conhecer em tempo real a temperatura do condutor e antever, a curto e médio prazos, se uma determinada corrente pode ser mantida ou aumentada num dado horizonte, sem que a confiabilidade operacional do sistema seja comprometida.

É neste campo que o Informe Técnico mostra a potencialidade de modelos baseados em sistemas inteligentes de Redes Neurais Artificiais para reconhecimento de padrão da temperatura do condutor, com o objetivo de estimar o seu valor em tempo real e prognosticar o seu valor máximo com antecedência de 24 horas.

## 2.0 - REDE NEURAL ARTIFICIAL (RNA)

O ramo de Inteligência Computacional conhecido como RNA tem sido empregado para a solução de problemas de reconhecimento de padrão em vários campos da atividade humana.

A RNA faz uma analogia com o próprio cérebro, procurando emular a forma humana de pensar. Assim como o cérebro, que é constituído de bilhões de células nervosas, chamadas neurônios, interconectadas formando a rede biológica neuronal, as RNA's utilizam-se destes mesmos princípios. As bases desta tecnologia começaram a ser definidas a partir de 1943, quando McCulloch publicou o seu modelo matemático para o neurônio. Em 1957, Frank Rosenblatt escreveu os Princípios da Neurodinâmica, onde define os 'perceptrons', rede de neurônios e provou que eles iriam aprender após um número finito de treinos em se tratando de modelagem linear. Em 1986, acompanhando o progresso da matemática, Rumelheart, Hinton e Willians desenvolveram a RNA demonstrando que ela pode implementar funções não-lineares [7].

As características que tornam a RNA um ramo de destaque da inteligência computacional são: o aprendizado sem que seja necessário conhecer o algoritmo de solução e a capacidade de generalização.

As RNA's geram suas próprias regras pelo aprendizado a partir de exemplos. Assim, elas podem solucionar problemas para os quais rotinas e regras

não são conhecidas, ou para os quais o desenvolvimento destas seja muito complexo. A aplicação desta técnica permite identificar o modelo e predir o comportamento de sistemas complexos, não-lineares com variação paramétrica, em que seus parâmetros são desconhecidos.

Por causa dessas características resolveu-se aplicar a metodologia das RNA's no reconhecimento de padrão da temperatura superficial do condutor que é oriunda da interação complexa de diversas variáveis, algumas delas aleatórias.

Uma RNA é formada por neurônios ou elementos processadores (EP's) que são interconectados através de pesos, identificados na Figura 1 por  $W_n$ . Cada EP realiza uma operação matemática pré-definida, isto é, a sua função interna, com o somatório dos produtos de cada valor de entrada pelo seu peso. Quando ativado ele produz um único valor de saída  $Y_1$ ; caso contrário a sua saída é zero. Treinar a RNA significa determinar os pesos de interconexão dos elementos processadores.

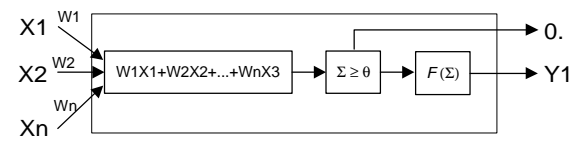


FIGURA 1 - Elemento Processador

As entradas dos modelos aqui apresentados são os dados climáticos e a temperatura do condutor, respectivamente, para os estudos de estimativa em tempo real e de previsão.

As RNA's utilizadas neste estudo foram estruturadas com o tipo de arquitetura de rede neural descrita por Werbos, 1990, [8], com os seus EP's plenamente conectados, e com um único elemento de saída que é a estimativa objetivada (Figura 2).

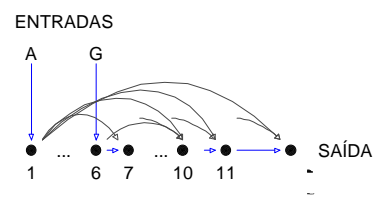


FIGURA 2- Arquitetura da Rede Neural.

O treinamento utilizado foi o supervisionado com correção de pesos pela técnica de retropropagação. Durante o treinamento, com o objetivo de otimizar o tempo do processo de convergência da rede, algumas

das conexões entre os EP's foram zeradas, modificando a sua estrutura inicial.

As séries de dados foram divididas em dois conjuntos, um para determinar os pesos dos EP's e outro para verificar o desempenho da RNA frente a dados desconhecidos. Eles são chamados de conjuntos treino e teste.

### 3.0 - TEMPERATURA DO CONDUTOR

A temperatura superficial do condutor resulta do equilíbrio térmico entre as quantidades de calor recebidas e cedidas pelo condutor, devidas principalmente à corrente e às condições climáticas (vento, temperatura e radiação solar). Diversos modelos teórico-experimentais solucionam a equação de equilíbrio térmico do condutor, sendo um dos mais utilizados atualmente o proposto por Morgan [9].

#### 3.1 - Temperatura do condutor em tempo real

Para o encarregado pelo despacho de cargas, torna-se cada vez mais imprescindível o conhecimento da temperatura do condutor em tempo real, o que tem ensejado as solicitações pelo seu monitoramento e das condições climáticas.

A RNA entra neste assunto como uma alternativa aos modelos de cálculo da equação de equilíbrio térmico. Os resultados apresentados a seguir, obtidos da aplicação de RNA's a dados medidos, demonstram que ela fornece estimativas precisas da temperatura do condutor a partir dos dados climáticos.

Nesta parte do estudo foram utilizadas duas séries de dados:

- Uma composta pelos dados meteorológicos horários medidos em Porto Alegre, por um período de 10 anos, e pelos dados calculados de temperatura do condutor Linnet submetido a uma corrente constante. A série é composta de dados medidos de vento, temperatura do ar, condições do tempo e transparência atmosférica. Como a série não tem a medição direta da temperatura do condutor, ela foi estimada pelo modelo de Morgan.
- Outra formada pela medição direta dos dados meteorológicos e da temperatura do condutor Linnet carregado com 420 A, numa linha experimental, num período de 31 dias, com medição horária. Os dados meteorológicos medidos foram: vento,

temperatura do ar, umidade relativa do ar e radiação solar global.

A primeira série é formada por mais de 80.000 vetores, e foi utilizada para simular a resposta da RNA ao modelo de Morgan, o que de certa forma é um indicador da resposta da RNA às variações do clima no comportamento térmico do condutor. Neste caso, a rede projetada tem 3 EP's internos e os conjuntos de treino e teste têm 32.000 e 50.000 vetores, respectivamente. As entradas são os dados do clima: vento, temperatura do ar e radiação solar calculada a partir das condições de tempo e transparência atmosférica. A saída é a temperatura superficial do condutor.

A Figura 3 apresenta um trecho do conjunto teste, mostrando a resposta da rede, comparada com o modelo de Morgan, ambos fazendo uso de dados meteorológicos. A parte superior da figura é o gráfico do comportamento temporal da temperatura e a inferior a comparação entre os valores "medidos" e os calculados pela RNA.

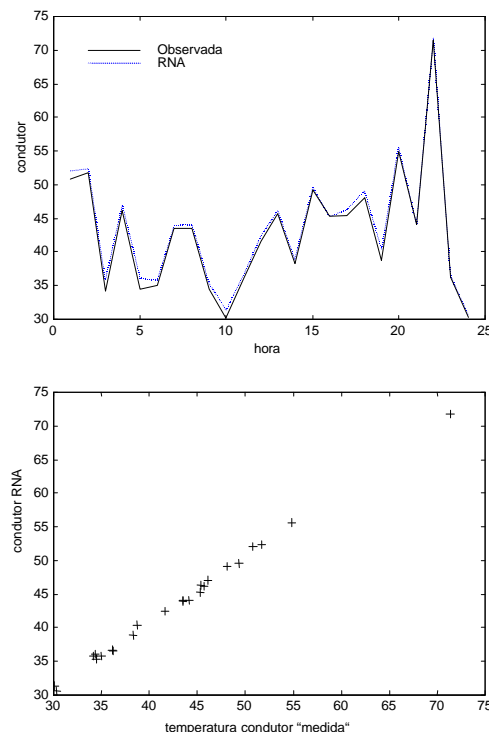


FIGURA 3 – Comparação entre os valores estimados pelo modelo de equilíbrio térmico e pela RNA.

O resultado encontrado indica a capacidade de a rede reconhecer as variações climáticas e ambientais implícitas nos valores da temperatura do condutor, em séries com longos períodos de observações. Isto motivou a exploração da técnica de RNA para estimar a temperatura do condutor na segunda série que têm

apenas 744 vetores, número consideravelmente menor que a série anterior. Os conjuntos de treino e de teste têm 600 e 144 vetores, respectivamente. Os dados de entrada são os valores horários da velocidade e direção do vento, temperatura do ar e radiação solar global. A saída é a temperatura superficial do condutor.

A rede projetada tem 7 EP's internos e uma saída. A Figura 4 apresenta em forma de histograma de freqüências a distribuição dos erros relativos. O erro relativo é dado por:  $\text{erro} = 100(T_{\text{obs}} - T_{\text{cal}}) / T_{\text{obs}}$ , onde  $T_{\text{obs}}$  é o valor observado ou medido e  $T_{\text{cal}}$  é o valor calculado pela rede.

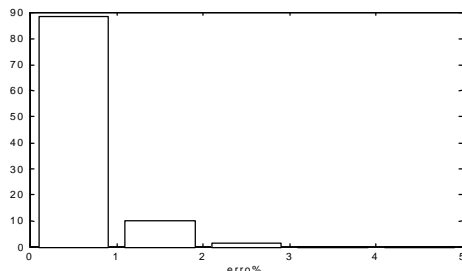


FIGURA 4 – Distribuição do erro relativo entre os valores medidos e simulados pela RNA.

A Figura 5 compara os valores de temperatura do condutor estimados pela RNA com os dados medidos diretamente, num trecho da série de dados. Como pode ser visto na figura, praticamente as duas curvas comparativas se sobrepõem.

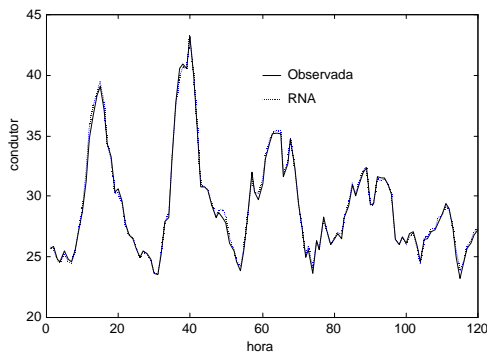


FIGURA 5 - Comparação entre os dados medidos e estimados pela RNA.

Para se ter um ponto de comparação dos valores encontrados pela RNA, a média do módulo dos erros relativos do modelo de Morgan foi de 8%. Como o dado de sol medido é a radiação solar global, a parcela devida ao ganho solar do modelo de Morgan foi simulada segundo o método proposto pela ALCOA [10]. A Figura 6 apresenta os valores obtidos pela medição direta e pelos modelos de Morgan e RNA, para o trecho da Figura 5.

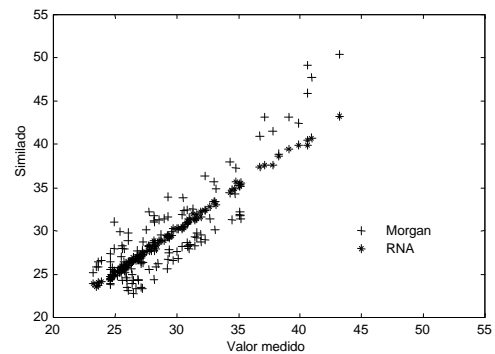


FIGURA 6 - Valores medidos diretamente e simulados pelo modelo de Morgan e RNA

Os resultados encontrados, na modelagem das duas séries acima, demonstram a capacidade das RNA's em reconhecer padrões da temperatura superficial do condutor, em função do clima. Todavia, chama-se a atenção para alguns pontos que também devem ser considerados nos estudos de previsão que serão feitos no próximo item.

- Cada RNA está treinada para a série de dados a ela apresentada e a princípio a sua validade está a ela restrita. Como cada série se refere a uma única corrente e estação meteorológica, a generalização dos resultados encontrados deve ser motivo de futuras e exaustivas investigações, variando-se a corrente e o clima.
- O treinamento da série com 744 dados horários corre o risco de ter sido "super treinada", o que pode ter influenciado na excelente precisão encontrada. Estão sendo coletados dados em um circuito experimental para posterior análise deste problema.

### 3.2 - Previsão da temperatura do condutor

Para uma dada corrente elétrica, que pode ser obtida com antecedência pelos modelos de previsão de carga, o prognóstico da temperatura do condutor pode ser feito por um dos seguintes métodos:

- prevendo-se individualmente as variáveis climáticas envolvidas e em seguida aplicá-las na equação de equilíbrio térmico ou numa RNA, ou
- através de modelos de previsão de séries temporais aplicadas diretamente à série de temperaturas do condutor.

O método descrito a seguir tem esta última abordagem, uma vez que a aplicação da primeira usando RNA é a mesma da temperatura em tempo real, discutida no item anterior, com os dados climáticos fornecidos, por exemplo, pelos centros de previsão meteorológica.

Nos estudos de previsão de séries temporais, quanto mais longas forem as séries disponíveis para análise, melhores serão os resultados das previsões. É lógico que as sazonalidades temporais só serão retratadas nos modelos caso os dados as contenham. Como não se dispõe de séries longas com a medição direta de temperaturas de condutor, as séries horárias de temperatura do condutor, utilizadas na aplicação da metodologia proposta, foram obtidas aplicando-se o modelo de equilíbrio térmico [9] aos dados climáticos medidos hora a hora no aeroporto de Porto Alegre (RS), por um período de 10 anos, num condutor Lapwing envelhecido, para as correntes de 665 e 1600 ampères.

No modelo proposto, a previsão da temperatura máxima do condutor é feita em duas etapas. Inicialmente a série utiliza uma RNA para classificar as temperaturas por faixas de valores. A seguir são utilizadas RNA's com pesos diferentes para cada uma das faixas, obtendo-se o prognóstico da temperatura máxima. As RNA's utilizadas nas duas etapas têm a mesma arquitetura descrita no item 2.

A primeira etapa (classificação por faixas), já é uma importante modelagem de prognóstico de temperatura do condutor para a operação. Ela responde, por exemplo, a pergunta do tipo: Para uma dada corrente, a temperatura esperada é maior ou menor que um determinado valor? Se for estabelecido como valor de referência a temperatura limite de operação em regime normal ou de emergência [1], tem-se associado à resposta da classificação, se a corrente pode ser mantida ou até mesmo aumentada.

A RNA para classificação por faixas foi apresentada em [11], onde a classificação foi feita com um erro de aproximadamente 3%, o que mostra a capacidade da rede em separar a série por classes de temperaturas previstas. Neste caso foi utilizada uma RNA com 6 EP's de entrada e uma saída binária. A saída indica se o vetor pertence ou não a uma dada faixa de valores.

A proposta de prever o valor exato da temperatura em cada uma das faixas é bem mais arrojada. Para explorar a capacidade da RNA como método de previsão de séries temporais, será estudado o prognóstico da máxima temperatura do condutor num horizonte de 24 horas, com base nos dados das 60 horas anteriores (2,5 dias). A arquitetura da RNA proposta tem 60 EP's de entrada e 15 EP's internos. Os conjuntos de treino e de teste têm 7 e 3 anos de dados, respectivamente.

A Figura 7 apresenta os resultados da RNA desenvolvida para prognosticar a temperatura máxima do condutor com antecedência de 24 horas, na faixa maior que 50 °C, para a corrente de 665 A. Da mesma forma, a Figura 8 apresenta os resultados para a faixa maior que 90 °C e corrente de 1600 A.

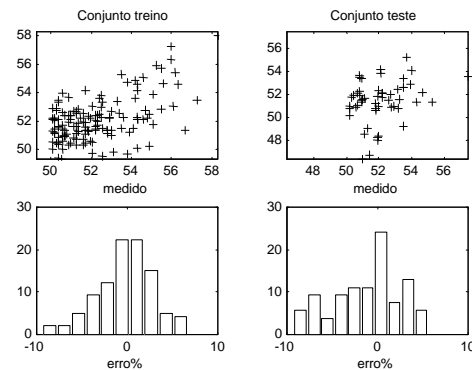


FIGURA 7 – Desempenho da RNA para valores acima de 50 °C (corrente de 665 A)

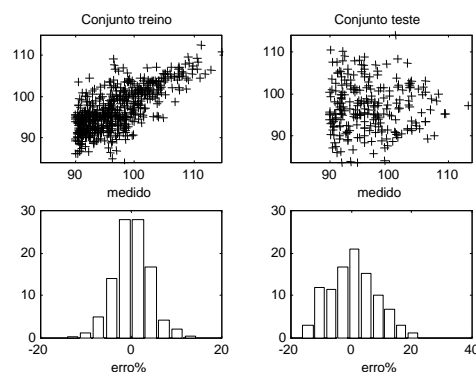


FIGURA 8 – Desempenho da RNA para valores acima de 90 °C (corrente de 1600 A)

Nota-se, nestas figuras, que no conjunto de treino as RNA's tem um desempenho onde erros menores que  $\pm 5\%$  somam mais que 90% dos pontos. Entretanto, no conjunto de teste o percentual de 90% dos pontos atinge erros na ordem de  $\pm 7$  a  $\pm 12\%$ . Objetivando melhorar o desempenho da rede, está se estudando a viabilidade da aplicação de sistemas híbridos, com a inclusão de mais uma técnica de inteligência artificial.

#### 4.0 – CONCLUSÕES

A aplicação de RNA como um sistema de reconhecimento de padrão em temperatura superficial de condutor se mostrou bastante eficiente e com um potencial muito grande para ser explorado.

Para as séries estudadas, as RNA's desenvolvidas são capazes de reconhecer as variações do clima e suas

influências na temperatura superficial de condutores. As RNA's estimaram os valores com maior precisão quando comparadas com modelos da equação de equilíbrio térmico. Essas RNA's tem uso tanto na determinação em tempo real como na previsão da temperatura superficial de condutores a partir de dados climáticos.

A previsão da temperatura máxima do condutor pode ser feita classificando as temperaturas acima de um dado valor, que pode ser, por exemplo, a temperatura limite de operação normal ou de emergência. Os erros encontrados na série estudada são da ordem de 3% [11].

Uma vez que os valores podem ser previstos por faixas, é factível o desenvolvimento de uma RNA para determinar o valor da temperatura prevista de ocorrer num determinado horizonte de tempo. A rede aqui desenvolvida para prever a temperatura máxima do condutor com antecedência de 24 horas apresentou um bom desempenho no conjunto de treino, mas não manteve o mesmo desempenho no conjunto de teste. No momento, estuda-se a viabilidade da aplicação de sistemas híbridos, com a inclusão de mais uma técnica de inteligência artificial, para melhorar o desempenho da rede.

As RNA's desenvolvidas foram aplicadas a um pequeno número de séries, portanto, a generalização destes resultados para outros climas e correntes só será possível com a aplicação exaustiva da metodologia em outras séries.

## 5.0 - BIBLIOGRAFIA

(01) Força Tarefa Conjunta de Ampacidade Estatística GCPS/GCOI. Critérios e procedimentos para o cálculo da ampacidade estatística de linhas aéreas de transmissão com cabos alumínio-aço (Etapa 2). Agosto de 1993.

(02) KOSMANN, C. Avaliação de ampacidade estatística da LT de 138 kV Joinville/Eletrosul - Joinville IV. XIV SNPTEE, Belém (PA), 1997

(03) NASCIMENTO, C.A.M., Avaliação dos modelos determinísticos e estatísticos para carregamento da LT Arco-Divinópolis 2, 138kV, utilizando sistema de monitoramento em tempo real. XIV SNPTEE, Belém (PA), 1997

(04) SERPA, T.O., ADAMS JR., H.W., DOUGLAS, D.A., COAD, N. Use of on-line tension monitoring for

real-time thermal ratings, ice loads, and other environmental effects. CIGRÉ Session 1998.

(05) CABETAS, J. et ali. Advances in the estimation of dynamic line ratings. CIGRÉ, Session 1996.

(06) HAZAN, E. Re-evaluating system operating limits. Transmission & Distribution World, August 1996.

(07) SÁCHEZ-SINENCIO, E., LAU, C. Artificial Neural Networks, Paradigms, Application and Hardware Implementations. IEEE Press, ISBN 0-87942-289-0, 1992.

(08) WERBOS, P.J. Backpropagation Through Time: What it does and How to do it. Proceedings of The IEEE, Vol 78, Nº 10, October, 1990.

(09) MORGAN, V.T. Thermal behaviour of electrical conductors: steady, dynamic and fault-current ratings. John Wiley & Sons Inc. - New York - USA - 1991.

(10) ALCOA. Current-Temperature Characteristics of aluminum Conductors. Alcoa Conductor Engineering Handbook – Section 6.

(11) BOSIGNOLI, R., MESQUITA, E N., SILVA FILHO, J.I., SOUZA, H.M. Artificial neural network as a tool for transmission line ampacity analysis. Nineth International Symposium on High Voltage Engineering, 1995.