

Sistema para Previsão de Carregamento e Disponibilização de Potências Liberadas em Tempo-real para Transformadores de Força

J. A. Jardini, Luiz Carlos Magrini, Hernan Prieto Schimidt EPUSP; A. Bassetto, J. Mack B&M; J. L. P Brittes, C. T. P. Bastos, A. B. Castro, M. A. Bini CPFL

Resumo - Este artigo relata resultados preliminares do Projeto de P&D-CPFL Programas 99/00, respectivamente, PD06 e PD03, desenvolvido com a Escola Politécnica da USP, visando a implantação de um sistema de controle automático para carregamento de transformadores. O trabalho propõe o uso de potências disponíveis nos transformadores numa inovadora aplicação de controle inteligente em tempo real para o carregamento dos transformadores baseado na confiabilidade do equipamento, que consiste de três módulos: 1) Previsão de carga de Curta Duração, 2) Estimação do comportamento térmico do transformador, e 3) Análise em tempo real de sua confiabilidade, e implementação da função de controle do carregamento. O primeiro módulo encontra-se implementado em tempo real na SE Campinas Centro, e o segundo, em fase de desenvolvimento a partir da implementação de sensoramento ótico de temperatura num transformador de 30/40 MVA. O terceiro encontra-se ainda em estudo.

Palavras-chave - Carregamento de transformador, previsão de carga, aquecimento de transformador.

I. INTRODUÇÃO

Até pouco tempo, o controle de carregamento de transformadores de potência baseava-se na corrente instantânea passante pelo equipamento em relação à nominal, e nas indicações de temperatura obtidas pelos termômetros convencionais. Usava-se sistemas de medição existentes, em geral inerentes ao transformador, pouco exatos, facilmente descalibráveis, e muitas vezes quase sem manutenção. Isto restringia uma melhor utilização do transformador, uma vez que, de forma mais determinante que a corrente, o sistema termo-dielétrico do equipamento são fatores mais limitadores do carregamento.

Mais recentemente, o carregamento passou a ser controlado através de um processo híbrido que envolve a corrente e as temperaturas do óleo e enrolamento. Mesmo assim, os limites tradicionais adotados para as proteções de sobretensão do óleo e enrolamento permanecem conservadores. As grandes margens de

segurança convencionalmente adotadas entre os níveis térmicos de desligamento e os respectivos limites reais de operação decorrem de haver pouco conhecimento das condições operativas do transformador.

Hoje privatizadas, as Concessionárias irão maximizar sua rentabilidade pelo maior ganho na comercialização e pela minimização de custos através da gestão otimizada de seus ativos.

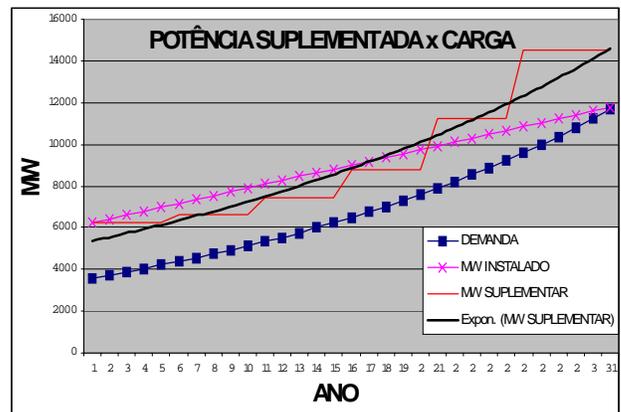


Fig. 1 – Aumento da Demanda x Carregamento

A Figura 1 ilustra uma potencial diminuição na margem de potência instalada em transformação e da demanda de um sistema elétrico. Isso implica a necessidade de se operar o sistema em condições de carregamento muito mais críticas a cada ano. Neste exemplo, se se deseja deslocar a curva de demanda de modo a manter mais ou menos a relação entre demanda e potência instalada como mostra a curva de tendência, linha em negrito, isto representa uma potência suplementar da ordem de 5 MW a mais por ano, ou seja, um carregamento adicional médio nos transformadores do caso desta ilustração. Isso equivale a um aumento de disponibilização de potência no parque instalado da ordem de 5,5 MVA por transformador do sistema. Isto corresponde a um

aumento médio da temperatura do topo do óleo da ordem de 7 °C e do ponto quente da ordem de 11 °C.

Se, por um lado, é necessário fazer convergir interesses empresariais, necessidades de um atendimento o quanto possível ininterrupto à carga, requisitos regulatórios, e problemas operativos da rede elétrica requer o tratamento de um enorme número de variáveis, por outro lado, não se pode também relaxar critérios de operação sem nenhum controle adicional, pois operar um transformador com temperatura do enrolamento (da isolamento sólida) acima 95°C implica em perda de vida adicional, além da nominal, e se deixar que o ponto mais quente do enrolamento chegue a 140°C poderá favorecer a formação de bolhas, que irão provocar o desligamento do transformador pela atuação do relê de gás.

Faz-se, então, necessária a aplicação de um sistema de controle de carregamento concatenado a um sistema de monitoramento em tempo real e a um sistema de previsão de carga de curta duração (de alguns minutos a algumas horas à frente). Esta ferramenta deve ser capaz de tratar a natureza aleatória da carga na subestação ou no alimentador. Neste sentido, as RNAs podem tratar: (i) a alta variabilidade das formas das curvas de demanda; (ii) algumas variáveis independentes que exibem comportamentos aleatórios; (iii) a identificação de variáveis que mostrem claramente variações de carga relevantes, como as variáveis climáticas. Nestas áreas identifica-se também aplicações de bastante sucesso [1],[2] com resultados melhores que os decorrentes do uso dos correspondentes modelos analíticos tradicionais

II. METODOLOGIA

II.1 Geral

O trabalho prevê a obtenção de registros simultâneos das correntes de curta duração passando pelo transformador e, com base nisto, o cálculo dos parâmetros térmicos, com a maior exatidão possível, para permitir o controle de carregamento baseado na confiabilidade. Descreve-se a seguir a conceituação geral da ferramenta, o desenvolvimento da previsão de carga e a implantação do sistema de sensoramento ótico para implementação do algoritmo de aquecimento.

Como conceituado, a ferramenta para disponibilização de potências de transformadores estrutura-se como mostra a Figura 2.

Essa implementação consiste de três módulos principais interconectados para prover um automatismo de controle de carregamento para o transformador.

Módulo 1 – processa a previsão de carga de curta duração baseada em RNA, como descrito no item 2. A previsão divide-se em três partes: 1) Previsão de 24 horas, que é realizada diariamente para o dia seguinte,

com 24 pontos horários; 2) Pelo fato de a previsão anterior ser fixa, faz-se necessário prover um procedimento que acompanhe variações ocasionais da carga, e acomode variações moderadas para cinco intervalos futuros, a saber: ¼ h, ½ h, 1 h, 2 h e 4h.; 3) correção da previsão para situações de contingências.

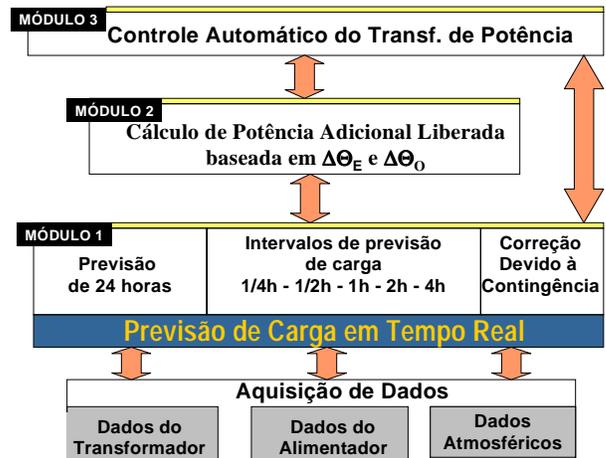


Fig. 2 – Estrutura do Sistema

Módulo 2 – processa sobre a base da previsão de carregamento do Módulo 1 uma análise térmica do transformador de potência, a fim de determinar valores futuros de temperatura de topo do óleo e do ponto mais quente do transformador. Os valores de Potência Firme Disponível de curto prazo (PFD) são calculados para fornecer uma potência adicional do transformador em condições seguras. Este procedimento também leva em consideração o risco de falha do transformador, como uma função de carregamento e prevê a de perda de vida do transformador.

Módulo 3 – controla automaticamente os valores da Potência Firme Disponível (PFD) de curto prazo, que fornece a quantidade de potência (MVA) que realmente pode ser extraída do transformador durante as condições de carregamento futuro, sem implicar numa condição de operação perigosa do transformador. Como a PFD é calculada numa janela de tempo de 0.25 até 4 horas à frente, o operador dispõe de uma importante informação a respeito da situação individual de cada transformador. O cálculo do valor da PFD proporciona o controle automático do carregamento, incluindo acionamento de ventiladores e transferência de carga e/ou até mesmo sua rejeição, a fim de preservar o transformador em funcionamento até nas condições de operação em sobrecarga mais críticas, permitindo uma estratégia de gerenciamento otimizado.

II.2 O modelo MLP.

O modelo MLP (Multi-Layer Perceptron) é um dos modelos de RNA mais utilizados em Sistemas de Potência [3]. Este sucesso está associado à sua facilidade de implementação e teste. Uma rede MLP pode ser vista como um interpolador muito versátil que produz um conjunto de valores de saída (vetor de saída) para um dado conjunto de valores de entrada (vetor de entrada).

A metodologia proposta considera as seguintes variáveis para definir o vetor de entrada da rede MLP:

- horário da previsão;
 - valor da demanda medida no instante da previsão;
 - valores de demanda passada;
 - valor da temperatura ambiente medida no instante da previsão;
- valores de temperatura passada.

O horário da previsão é o horário no qual o valor de demanda será prevista. É representado por um número inteiro variando entre 1 e 96, onde o valor 1 corresponde ao intervalo entre 0h00min e 0h15min e o valor 96 corresponde ao intervalo entre 23h45min e 0h00min (em intervalos de 15 min). A demanda registrada num instante t qualquer ($1 \leq t \leq 96$) representa a demanda média em kW correspondente ao intervalo t associado. A curva de temperatura ambiente é tratada da mesma maneira. As primeiras 3 variáveis de entrada listadas anteriormente (horário da previsão, valores de demanda medida no instante e passados) são obrigatórias, enquanto as últimas duas (valores de temperatura ambiente) são opcionais. Isto permite estimar a influência da temperatura ambiente na precisão da previsão de carga. O vetor de saída é definido utilizando-se um ou mais valores de demanda futura, isto é, valores de demanda em um instante t maior do que o horário atual. A tabela 1 mostra um exemplo de um vetor de entrada e seu correspondente vetor de saída:

horário da previsão $t = 36$;
 1 valor de corrente no instante $t = 35$ (instante atual);
 3 valores de demanda passada;
 2 valores de demanda futura (prevista);
 sem consideração da temperatura ambiente.

Durante a operação normal, o MLP lê os vetores de entrada disponibilizados pelo sistema de aquisição de dados, e produz na sua saída valores estimados da demanda futura baseados no aprendizado adquirido durante o treinamento (armazenados nos pesos). As previsões de demanda podem ser realizadas dentro de dois tipos de intervalo, um intervalo de 24 horas ou um ou mais intervalos de 15 minutos.

No primeiro caso, conhecido como previsão de 24 horas, cada dia é representado por 24 valores de demanda (1 a cada hora). A previsão de 24 horas visa levar em consideração informações relevantes que podem afetar a curva de demanda de um dia específico, baseando-se na(s) curva(s) de 1, 2 ou 3 dias anteriores. No segundo caso, conhecido como previsão de curta duração, os vetores de entrada são compostos por valores de demanda atual e passados (normalmente de 3 a 5), e os vetores de saída contêm 1, 2, 4, 8 ou 16 valores de demanda futura (1 para previsão de 15 minutos à frente, 2 para 30 minutos, e assim por diante).

III – APLICAÇÃO EM CAMPO

Sistema de Previsão de Carga

A seguir são apresentados casos reais de previsões de curta duração e de 24 horas realizadas em transformador/alimentador, sem levar em consideração a influência da temperatura ambiente.

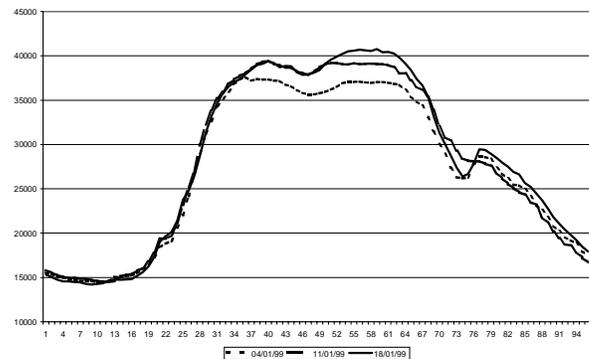


Figura 3a – Conjunto teste para previsão de 24 horas

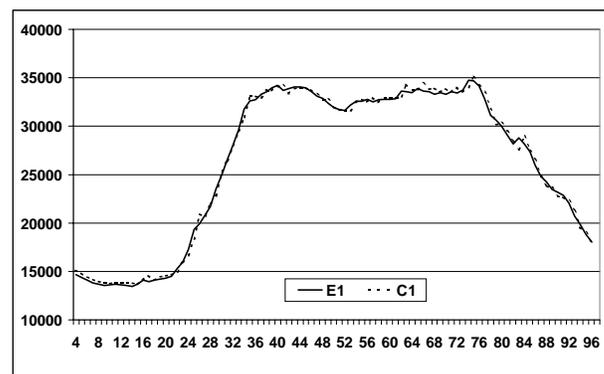


Figura 3b – Conjunto teste para previsão de 15 minutos

A Figura 2a mostra um conjunto particular de teste, que é composto pelos dias 4 e 11 de Janeiro de 1999 (vetores de entrada) e pelo dia 18 de Janeiro de 1999 (vetor de saída de referência). Todos os 3 dias são segundas-feiras.

O erro médio, erro máximo, e desvio padrão do erro são, respectivamente 5.7%, 9.4% e 2.1%. Na previsão de curta duração para transformador de distribuição, os dias utilizados para o treinamento foram as segundas-feiras entre os dias 21/06/1998 e 20/09/1998, com um conjunto de treinamento para previsão de 15 minutos à frente (1 intervalo). Para o teste, foi utilizado o dia 21/09/1998 (Segunda-feira). O erro médio, erro máximo e desvio padrão do erro obtidos no treinamento foram 1.4%, 5.2% e 0.9%, respectivamente. A Figura 3b mostra as curvas esperada (E1) e calculada (C1).

As Figuras 4 a 6 mostram a implementação na subestação Campinas Centro, com três transformadores de 30/40/50 MVA, 138/15 kV, com vinte alimetadores.



Fig. 4 - Cubículos de MT Monitorados – Porta



Fig. 5- Vista da Implementação na Subestação – Estação Servidora e Estação de Processamento da PCCD

Como mostra a Figura 9 e 10, o processo de implementação das fibra é bastante artesanal.



Fig 9 –Sensoreamento Ótico de Temperatura

A figura 10 mostra os MVA adicionais e perda de vida em % para sobrecargas relativas à temperatura limite de 120 °C, 130 °C e 140 °C, para pontas 0,5 hora.



Figura 9 – Sensor Ótico de Temperatura - NORTEC

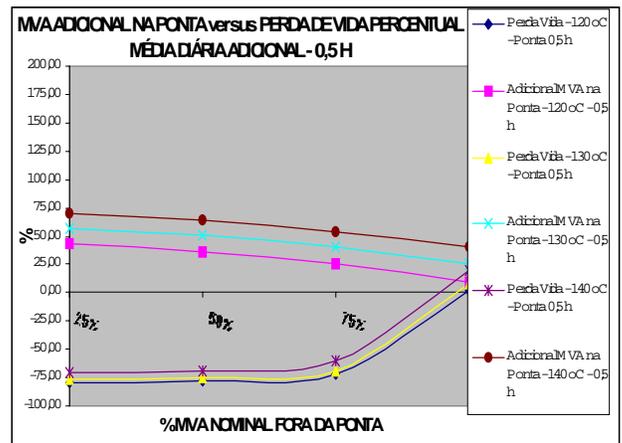


Figura 10 – Vantagens do carregamento baseado em Temperatura e Confiabilidade

IV. CONCLUSÕES

Foram apresentadas a implementação de sistema que permite maximizar a potência instalada em transformação. O modelo MLP para redes neurais demonstra extrema aplicabilidade, permitindo a previsão de cargas com bastante exatidão, como é necessários

para se determinar a confiabilidade do transformador em regime de carregamento crítico. Junto a isso, a aplicação de sensoramento ótico de temperatura em transformadores permite monitorar o ponto quente, se devidamente mapeado, com extrema exatidão.

VI. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1]. Park D C, El-Sharkawi M A, Marks II R J, Atlas L E and Damborg M J, 1991, “Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network IEEE Tr. on Power Sys., 6, 442-449
- [2] Khotanzad A, Afkhami-Rohani R and Maratukulam D, 1998, “ANNSTLF – Artificial Neural Network Short-Term Load Forecaster – Generation Three”, IEEE Tr. on Power Sys., 13, 1413-1422
- [3] Dillon, T. S., and Niebur, D., 1996, “Neural Networks Applications in Power Systems”, CRL Publishing, London, UK
- [4] Wasserman, P. D., 1989, “Neural Computing – Theory and Practice”, Van Nostrand Reinhold, New York
- [5] IEEE PC57.119 Draft 13.2 “Recommended practice for performing temperature rise tests on oil immersed power transformers at loads beyond nameplate ratings”IEEE .