



**XXII SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

BR/GMI/08
13 a 16 de Outubro de 2013
Brasília - DF

GRUPO - XII

GRUPO DE ESTUDO DE ASPECTOS TÉCNICOS E GERENCIAIS DE MANUTENÇÃO - GMI

**UM SISTEMA DISTRIBUÍDO PARA A AQUISIÇÃO DE CONHECIMENTO
COMO SUPORTE À TOMADA DE DECISÕES NA MANUTENÇÃO E OPERAÇÃO DE UHES**

**André Arthur Perleberg Lerm (*)
Luciano Almeida Braatz
Sérgio Luiz Schubert Severo
IFSul**

**Wagner de Freitas Ciarelli

AES Brasil**

RESUMO

Este artigo apresenta uma nova metodologia para o diagnóstico de usinas hidrelétricas. O sistema inteligente de manutenção desenvolvido compreende três subsistemas: uma base de conhecimento para a manutenção, o sistema de predição de alarmes e a análise de sinais de vibração. Todos estes subsistemas baseiam-se no monitoramento e processamento de dados do sistema supervisor de controle e aquisição de dados (SCADA). O sistema desenvolvido foi instalado na usina piloto de Limoeiro (AES Tietê). Testes em campo demonstraram a capacidade do sistema desenvolvido no auxílio à tomada de decisão por parte dos agentes de manutenção e de operação da usina.

PALAVRAS-CHAVE

Aprendizado baseado em conhecimento, Base de conhecimento de manutenção, Manutenção de usinas hidrelétricas, Sistema de suporte à manutenção, Sistemas especialistas

1.0 - INTRODUÇÃO

Este trabalho apresenta os resultados do projeto responsável pelo desenvolvimento de um sistema de diagnóstico de usinas hidrelétricas. O sistema inteligente de manutenção (IMS - *intelligent maintenance system*) desenvolvido compreende três subsistemas: i) o desenvolvimento de uma base de conhecimento para a manutenção; ii) o sistema de predição de alarmes; iii) a análise de sinais de vibração. Todos estes subsistemas baseiam-se no monitoramento e processamento de dados do sistema supervisor de controle e aquisição de dados (SCADA).

A base de conhecimento para a manutenção (MKB - *maintenance knowledge base*) desenvolvida neste trabalho utiliza o raciocínio baseado em casos (CBR - *case-based reasoning*) para a criação, manutenção e atualização de uma base de conhecimento adaptativa com as seguintes características: i) uso de uma arquitetura de rede distribuída; ii) operação em tempo real; iii) interface visual avançada. Esta base de conhecimento é gerenciada pelo módulo ERDS (monitor de Eventos e Registrador de Diagnósticos e Soluções). Apesar de ter sido desenvolvido originalmente para uso em plantas de geração hidrelétrica a metodologia desenvolvida pode ser utilizada em outros processos industriais em missão crítica que possuam elevados custos de interrupção.

O Sistema de Predição de Alarmes compreende três módulos principais: i) Filtragem do Sinal - Extração de Médias: elimina possíveis ruídos, atenuando altas frequências presentes nos sinais; ii) Data-Mining no Universo Amostrado - Fornecimento de Utilidades: método automático que seleciona sensores com maior relevância à ocorrência da sinalização, uma vez que não se dispôs de informações via especialista da planta; iii) Previsão de Alarmes - Análise Multivariada de Padrões Temporais: etapa responsável por fornecer a previsão das possíveis sinalizações.

(*) Curso de Engenharia Elétrica – Praça Vinte de Setembro, n° 455 – CEP 96.015-360 Pelotas, RS – Brasil
Tel: (+55 53) 2123-1048 – Fax: (+55 53) 2123-1006 – Email: alarm@pelotas.ifsul.edu.br

2.0 - O MONITOR DE EVENTOS E REGISTRADOR DE DIAGNÓSTICOS E SOLUÇÕES (ERDS)

O desenvolvimento de uma base de conhecimento de manutenção (MKB) é crucial para um adequado desempenho de um sistema inteligente de manutenção (IMS). Uma base de conhecimento de manutenção é um sistema de informação capaz de oferecer soluções para problemas em um nível comprável ao dos especialistas no seu campo de conhecimento (1). Os paradigmas de raciocínio pertencem aos métodos mais atrativos e poderosos indicados na literatura para gerir uma base de conhecimento específico. Raciocínio é o processo cognitivo de análise para uma conclusão certa.

O desenvolvimento de um sistema computacional capaz de analisar e raciocinar fatos para obter uma conclusão é uma tarefa difícil. O paradigma do raciocínio abrange uma série de diferentes métodos para organizar, recuperar, indexar e utilizar os conhecimentos retidos em casos anteriores, onde os mais difundidos são os raciocínios baseado em casos (CBR), baseado em regras (RBR) e baseado em modelos (MBR). O paradigma do raciocínio é um subcampo do aprendizado de máquina e é próprio para o aprendizado e a solução de problemas. Em diversos aspectos ele é fundamentalmente diferente de outras técnicas de inteligência artificial (2).

Ao invés de depender exclusivamente de um conhecimento geral do domínio do problema, ou fazer associações generalizadas entre descritores do problema e suas conclusões, CBR, em particular, é capaz de utilizar o conhecimento específico de problemas concretos (casos) verificados no passado. Um novo problema é resolvido encontrando-se um caso semelhante no passado, e reutilizando-o em um processo de aprendizagem incremental e sustentado. Uma nova experiência é mantida cada vez que um problema é resolvido, tornando-a imediatamente disponível para a solução de problemas futuros.

Normalmente um ciclo de CBR pode ser descrito pelos quatro processos (3):

- OBTENHA o(s) caso(s) mais semelhante(s);
- REUTILIZE a informação e o conhecimento daquele(s) caso(s) para a solução do problema;
- REVISE a solução proposta;
- RETENHA as partes desta experiência que poderão ser úteis para a solução de problemas futuros.

2.1 Motivação para o Desenvolvimento do ERDS

Para que processos complexos de geração de energia elétrica, processos contínuos em indústrias petroquímicas e de celulose, entre outros, mantenham-se estáveis e cumprindo a sua função, grandes equipes de manutenção continuada e de operação local são exigidas. Em processos industriais que operam em missão crítica, cujas interrupções possuem elevados custos, uma adequada tomada de decisão por parte dos agentes de operação e de manutenção é vital para a garantia de uma adequada continuidade dos trabalhos envolvidos.

Em geral, os procedimentos de operação são detalhados em manuais específicos. Além disso, os procedimentos adotados são anotados nos livros de ocorrência da operação. Entretanto, os conteúdos registrados em livros de ocorrência raramente alimentam os manuais de operação (1). Mesmo quando se lida com registros eletrônicos, quando estes existem, normalmente não há nenhuma atualização ou criação da base de conhecimento para auxiliar um adequado diagnóstico de problemas da operação/manutenção.

Este trabalho, motivado pelas questões apresentadas, objetivou desenvolver uma estrutura de software com as seguintes características:

- Formar uma base em tempo real para o registro das ações tomadas pelos agentes de manutenção e de operação. Existe uma possibilidade no futuro de que estes registros substituam os atuais livros de ocorrência manuscritos.
- Permitir o acesso remoto e documentação da base de dados (sistema distribuído).
- Fornecer uma interface de suporte à decisão para auxílio rápido à operação/manutenção.
- Armazenar o histórico de ações errôneas ao longo do tempo. A ideia é de que o processo de aprendizagem ocorre tanto pelas ações válidas como pelas equivocadas, por ambos agentes de operação e de manutenção.
- Atualizar a base de conhecimento para auxiliar a tomada de decisão através do uso da base de casos registrados.
- Suportar a predição de eventos futuros com o uso de técnicas de inteligência computacional.

As características mencionadas conduzem a um sistema computacional com os seguintes aspectos:

- Arquitetura de rede distribuída
- Operação em tempo real
- Interface visual avançada

2.2 O Sistema Proposto

Em sistemas em missão crítica, após a ocorrência de alterações na condição de operação, o principal objetivo é fazer com que o sistema retorne à sua condição de trabalho normal ou, pelo menos, a uma condição de contingência enquanto uma solução melhor é investigada. Sistemas de tomada de decisão aplicados a situações de missão crítica devem operar de forma rápida e devem registrar não apenas a qualidade de um diagnóstico mas também a eficácia de uma solução. Esta característica não é exigida em sistemas não críticos, onde o tempo decorrido da tomada de decisão até a solução, ou mesmo a necessidade de reformulação do diagnóstico, estão fora do controle do sistema. Sob este ponto de vista, em sistemas que operem em missão crítica é muito importante não apenas avaliar a qualidade do diagnóstico e a eficácia da solução, mas também apresentar adequadamente essas avaliações ao agente de decisão.

O tempo compreendido entre um evento de alarme que indique uma alteração na condição de operação e sua efetiva solução deve ser o menor o possível. Caso contrário, podem-se esperar enormes perdas, se a solução necessária de continuidade na operação crítica não for adotada. O sistema proposto utiliza este requisito considerando um caso como o caminho de tempo entre o advento de alarme e a solução. Para tanto, o mesmo armazena as corretas e as errôneas soluções adotadas, até que o caso seja encerrado (quando a operação do sistema retorna à sua condição normal). As decisões tomadas sem sucesso ao longo da análise do problema reduzem o espaço de amostragem e assim, em tempo real, as probabilidades associadas a cada diagnóstico/solução na base de conhecimento são modificadas.

A arquitetura CBR proposta atua em duas bases de dados distintas, conforme indicado na Figura 1. A primeira é a base de conhecimento (KB - knowledge base) que contém os diagnósticos e as soluções associadas a cada evento (problema) e o seu percentual de ocorrência, estruturada de acordo com os manuais de operação e de manutenção. A segunda é uma base de dados formada pelos casos que conectam cada evento de alarme (sintoma) a um registro formado pelos processos **obtenha – reutilize – revise – retenha**. Deve-se enfatizar que este trabalho desenvolve estes quatro processos de um modo diferente ao usualmente encontrado em outros trabalhos (1), como indicado no que segue. No ciclo de CBR proposto existem dois agentes distintos com importantes tarefas: o agente de operação e o agente de manutenção.

- **Obtenha.** Quando um alarme ocorre o sistema disponibiliza ao agente de operação um conjunto de eventos que podem estar associados àquele alarme. Esta lista de eventos é baseada primariamente no manual de operação, podendo ser estendido a partir dos casos analisados. Para alguns casos específicos a associação alarme-evento pode ser realizada de forma automática. Após esta associação, o módulo de interface com o operador apresenta um resumo do estado da planta no momento do evento de alarme (por exemplo, outros alarmes ativos, algumas variáveis monitoradas que sejam representativas da planta, espectro de vibração e *overall*, e uma lista de possíveis diagnósticos para o evento).
- **Reutilize.** A opção do agente de operação por um dos possíveis diagnósticos inicializa o processo de construção do caso. Neste sentido, este agente reutiliza um diagnóstico confirmado da base de conhecimento. Através deste procedimento, a opção é informada em tempo real ao agente de manutenção. Esta informação é inserida através de uma interface gráfica de rápido acesso com o uso de botões em uma interface de múltiplos documentos em uma rede distribuída. Caso não exista um diagnóstico adequado na lista de eventos disponíveis o agente de operação poderá adicionar um novo, o qual poderá fazer parte da base de conhecimento se a sua associada solução for satisfatória. Para cada diagnóstico na base de conhecimento existirá uma ou mais possíveis soluções para o evento. A opção mais apropriada pode ser feita ou pelo agente de operação ou pelo de manutenção. Entretanto, esta deverá ser realizada anteriormente à tomada de decisão, o que destaca a sua característica de inferência.
- **Revise.** Após a tomada de decisão ser realizada, a sua característica condicional é destacada pelo fato de que o seu resultado poderá ser positivo ou negativo. Mesmo que esta seja uma indicação fundamental para o cálculo da probabilidade de sucesso da operação, há uma possibilidade de que a escolha mais adequada não seja seguida pelos agentes. Neste sentido, o sistema é configurado para considerar que o agente de operação realiza sempre uma escolha na total ausência de qualquer informação sobre o seu sucesso (que cria uma probabilidade incondicional) e que o agente de manutenção trabalha sempre com alguma evidência do sucesso (solução que cria uma probabilidade condicional). Em outras palavras, a revisão do caso é consolidada pela ação do agente de manutenção.
- **Retenha.** Após a tomada de decisão, ambos agentes de operação e de manutenção avaliam o resultado obtido. Esta avaliação finaliza o caso e este passa a integrar a base de casos. A base de conhecimento é atualizada uma vez que o resultado é adequado e o sistema retorna a uma condição operativa normal. Deve-se observar que durante o processo de montagem dos casos, o qual é composto por uma sequência de diagnósticos e soluções, corretos ou não, os valores das probabilidades de sucesso são modificados dinamicamente com as intervenções dos agentes. Este procedimento permite experimentações com eliminação temporária de diagnósticos e soluções que conduziram à fracasso. O armazenamento de todas as ações em um caso base permite que a base de conhecimento não seja afetada por estes experimentos através do uso de um processo de decisão de reversão.

Todos os processos do ciclo CBR são indicados na Figura 1.

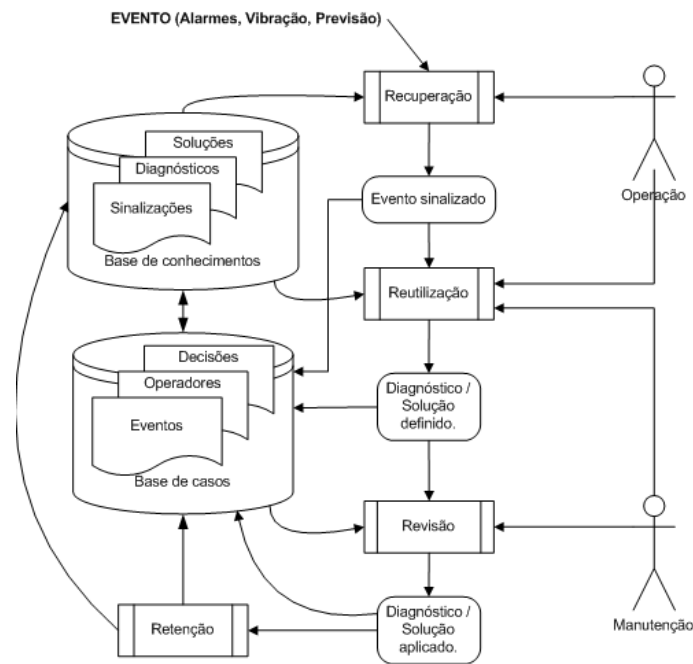


FIGURA 1 – O ciclo CBR proposto.

O diagrama de sequência, como indicado na Figura 2, apresenta as ações do operador e as respostas do ERDS a essas ações. Todo o sequenciamento é executado em uma interface visual de acesso rápido e mantido em banco de dados com o histórico dessas ações.

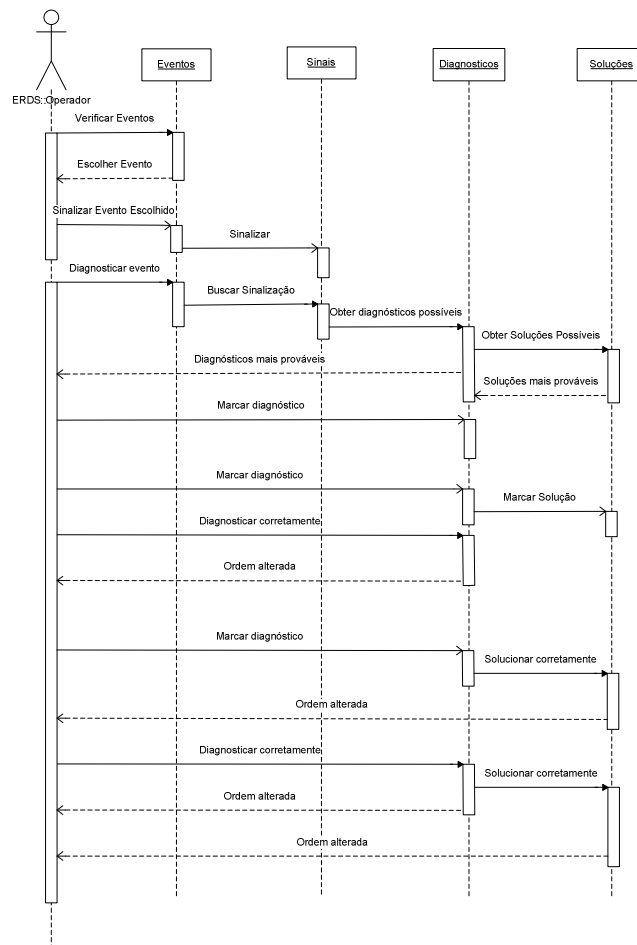


FIGURA 2 – Diagrama de sequência.

Redes de confiança, também conhecidas como redes Bayesianas, são modelos utilizados para representar incertezas no conhecimento (4). Este trabalho considera uma rede de Bayes com a estrutura apresentada na Figura 3. A mesma é utilizada para reduzir a atualização do grau de confiança em cada diagnóstico e solução sugerida pelos agentes. Em redes Bayesianas cada nó representa uma variável aleatória enquanto os arcos significam a existência de influências diretas entre as variáveis conectadas.

Como o agente de operação atua remotamente, o seu diagnóstico sempre assume uma natureza inferencial, isto é, forma variáveis de estado não observáveis. Os eventos, por sua vez, são considerados como consequências dos diagnósticos. A ocorrência de tais eventos modifica imediatamente as probabilidades dos diagnósticos. A opção por um diagnóstico em particular não significa que este seja verdadeiro (ou 100% confiável), mas que um conjunto de possíveis soluções é apresentado para escolha do agente. Entretanto, a escolha de uma solução correta irá modificar o grau de confiança do diagnóstico escolhido para o evento específico.

A estrutura básica apresentada na Figura 3, utilizando os nós “Evento *i*”, “Diagnóstico *i*” e “Solução *i*”, não é estática. A mesma pode ser adequadamente aumentada através do uso de outras variáveis de estado, internas à rede, conectadas aos diagnósticos (por exemplo: uma alteração no sinal *overall* de vibração pode ser uma causa de diversos diagnósticos e isto aumento as suas probabilidades).

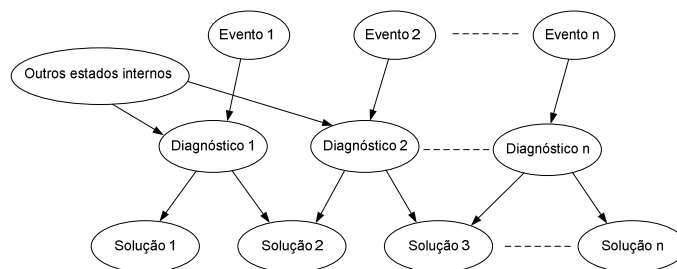


FIGURA 3 – A rede de Bayes adotada.

Quanto às relações causais, os eventos são, na verdade, causados por diagnósticos. Por exemplo, um diagnóstico como “Falta no Regulador Automático de Tensão” ocasiona a atuação da parada de emergência do grupo gerador, a qual é um dos possíveis eventos. Em adição, este diagnóstico também ocasiona uma ação do agente de manutenção. As outras variáveis de estado internas (Figura 3) como a potência ativa gerada, nível de reservatório, *overall* de vibração, entre outros, podem ser CAUSAS se estas ocorrerem anteriormente ao diagnóstico do problema. Caso estas ocorram após, são consideradas como CONSEQUÊNCIAS.

3.0 - O MÓDULO DE PREDIÇÃO DE ALARMES

A partir das documentações fornecidas pela empresa (Manuais, Livros de Ocorrências, Relatório de Análise de Ocorrência - RAO e Relatórios de Análise de Perturbação - RAP) foi possível realizar o levantamento das ocorrências e sinalizações da Usina de Limoeiro (utilizada como planta piloto neste projeto) no período entre 12/08/1999 e 09/04/2008. Na identificação das sinalizações através dos Livros de Ocorrência considerou-se somente aquelas sinalizações que foram registradas pelo operador com a mesma terminologia utilizada nos manuais com o objetivo de não se incorrer em equívocos de interpretação. Desta forma, o levantamento resultou em 75 sinalizações.

3.1 O Sistema de Predição

O problema exigiu conhecer como se comportam e se inter-relacionam as variáveis sensoreadas, além de analisar as alterações nos níveis dos seus sinais antes da ocorrência dos *n* disparos de uma sinalização, a fim de tentar extrair algum comportamento padrão destas variáveis antes da sinalização ocorrer e sua relação com a mesma.

Assim, o Sistema de Predição de Alarmes foi decomposto em três módulos principais:

- Filtragem do Sinal - Extração de Médias: elimina possíveis ruídos, atenuando altas frequências presentes nos sinais;
- Data-Mining no Universo Amostrado - Fornecimento de Utilidades: método automático que seleciona sensores com maior relevância à ocorrência da sinalização, uma vez que não se dispôs de informações via especialista da planta;
- Previsão de Alarmes – Análise Multivariada de Padrões Temporais: etapa responsável por fornecer a previsão das possíveis sinalizações.

Os módulos recebem como entrada séries temporais associadas a uma janela de histórico, sendo capaz de fornecer um comportamento padrão que relaciona o sensor em questão com a sinalização analisada. Tal janela congrega o conjunto de amostras sensoriais e corresponde ao menor intervalo de tempo entre a saída de uma

senalização (correção da causa geradora) e o novo disparo desta (Figura 4).

Para todas as etapas foram desenvolvidos métodos para sua implementação automática. Entretanto, informações advindas de especialistas na planta (operadores do sistema) podem ser incluídas no Sistema de Predição de Alarmes, aperfeiçoando em muito o potencial de previsão do sistema. Tal procedimento manual, denominado calibração, é de suma importância para o sucesso de sistemas de previsão inteligente.

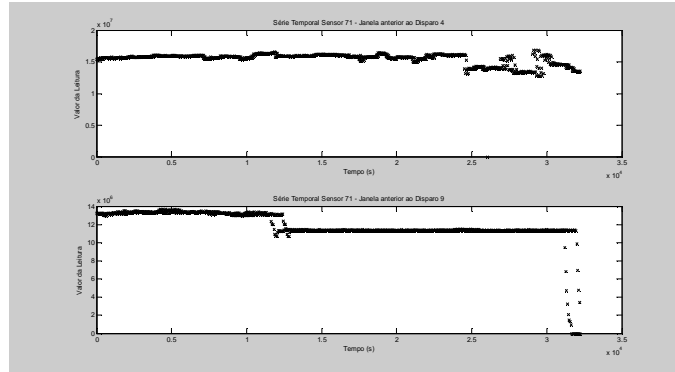


FIGURA 4 – Séries temporais do sensor 71 para dois disparos distintos da sinalização Grupo Parada de Emergência Atuação.

3.1.1. Filtragem do Sinal - Extração de Médias

O módulo Extração de Médias tem como objetivo identificar os subconjuntos presentes nas séries temporais dos sinais monitorados pelo sistema supervisor da usina, sendo, portanto, responsável pelas quebras estruturais nas séries temporais.

Este módulo utiliza o algoritmo de árvores de regressão de mínimos quadrados denominado *Atheoretical Regression Trees* (ART). Neste, um nó t é dividido em esquerda e direita descendentes, $(t_e \text{ e } t_d)$, para reduzir o desvio da variável resposta. Assim, o algoritmo seleciona a divisão s para a qual a função

$$SS(t) - [SS(t_e) + SS(t_d)] \quad (1)$$

possui um valor máximo, onde

$$SS(t) = \sum_{y_i \in t} (y_i - \bar{y}(t))^2, (i = 1, \dots, n) \quad (2)$$

é a soma dos quadrados para o nó t , $SS(t_e)$, e $SS(t_d)$ são a soma dos quadrados da esquerda e direita descendentes, respectivamente. Tendo em vista que t_e e t_d são sucessivas partições de t e $SS(t)$ eles podem ser considerados como sendo a soma dos quadrados do nó t . Assim, o critério de divisão consiste em minimizar, em todas as partições binárias de t , a soma dos quadrados do grupo. Então,

$$MSS_{y|s}(t) = [SS(t_e) + SS(t_d)] \quad (3)$$

Uma vez que a partição binária de um nó é encontrada, o processo de divisão é aplicado separadamente e recursivamente para cada subconjunto até que estes cheguem a uma dimensão mínima ou nenhuma melhora do critério possa ser alcançada (5).

3.1.2. Data-Mining no Universo Amostrado - Fornecimento de Utilidades

O módulo Fornecimento de Utilidades filtra de forma automática (sem a presença de um especialista da planta) os sinais monitorados (variáveis/sensores) que são pertinentes ao disparo de uma sinalização, tendo como base a análise dos subconjuntos obtidos no módulo Extração de Médias.

A obtenção dos pontos de corte e, conseqüentemente, das médias dos regimes de operação das variáveis antes da ocorrência do alarme proporcionam o cálculo do fator de utilidade de cada variável. Este tem como finalidade identificar o grau de importância da variável para o disparo de um alarme e possibilitar a redução de dimensionalidade dos dados para o módulo de previsão.

3.1.3. Previsão de Alarmes – Análise Multivariada de Padrões Temporais

O módulo Previsão de Alarmes tem por objetivo levantar as assinaturas das condições normais e anormais de operação da planta e apresentar diagnóstico e prognóstico a partir da condição vigente de operação.

Neste módulo trabalha-se apenas com os sensores selecionados pelo módulo anterior. Uma técnica para reconhecimento de padrões baseada em Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen (6) é utilizada a fim de permitir a formação de grupos distintos. Em analogia a um semáforo, foram adotados os rótulos verde, amarelo e vermelho para serem os descritores dos grupos, sendo:

- grupo verde: condição normal de operação;
- grupo amarelo: condição de instabilidade, uma sinalização pode vir a ocorrer a médio prazo;
- grupo vermelho: condição de falha, risco iminente de ocorrência de alarme.

Os dados são particionados em grupos, cujos integrantes são o mais semelhantes entre si e os dados que pertencem a grupos diferentes apresentam a menor semelhança possível. Uma vez que os grupos estejam formados, as leituras instantâneas dos sensores envolvidos diretamente com o disparo de uma sinalização são classificadas em um destes grupos. Isto possibilita fornecer o diagnóstico/prognóstico das condições de operação através de sinais visuais de acordo com a convenção acima adotada.

3.1.4. Testes e Resultados

Neste trabalho foi analisada uma janela de histórico de 1460 dias, pois devido à dinâmica de atualização tecnológica da planta, sinalizações ocorridas anteriormente ao período analisado possuem chance de não serem mais reproduzidas ou de terem seu comportamento mapeado de forma satisfatória na janela escolhida. A Figura 5 apresenta os resultados para três alarmes analisados, conforme: “gerador mancral de guia superior água refrigeração falha”, “grupo parada emergência atuação” e “limitador regulação de tensão”.

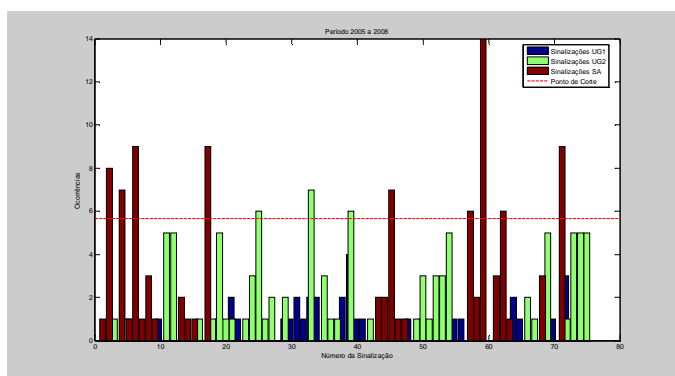


FIGURA 5 – Ocorrência de sinalizações de três alarmes no período de 2005 a 2008.

A amostra dos dados utilizada se refere às medições feitas pelos setenta e três sensores da UG-2 em um período de quinze meses e a sinalização para previsão foi Grupo Parada Emergência Atuação (GPE).

No módulo *Extração de Médias* foi considerada uma janela temporal constante para todos os disparos do alarme e correspondente a um intervalo de tempo de 9 horas. Esta janela, escolhida em função da dinâmica da planta, se refere ao menor intervalo de tempo superior a 6,5 horas entre duas sinalizações consecutivas do GPE. Para a formação dos disparos a analisar foi considerada a saída da sinalização GPE (correção da causa geradora e conseqüente retorno da operação) e o novo disparo desta, de maneira que em cada disparo não existem outras sinalizações deste alarme. O objetivo deste critério é apurar causas da ocorrência de uma sinalização sem a possibilidade de sua própria interferência.

Para o período de quinze meses disponibilizado pela empresa foram levantados 13 disparos desta sinalização. O comportamento de uma das variáveis antes da ocorrência de alguns dos disparos do alarme e as quebras estruturais nas suas séries temporais estão apresentados na Figura 6. O momento de alarme encontra-se sempre próximo ao limite da direita de cada gráfico.

É possível perceber que o módulo *Extração de Médias* é capaz de identificar e separar os grupos a cada mudança de comportamento do sinal. As maiores variações no nível do sinal, considerando todos os disparos desta sinalização (13 disparos), foram apresentadas ao módulo Fornecimento de Utilidades para o cálculo do fator de utilidade.

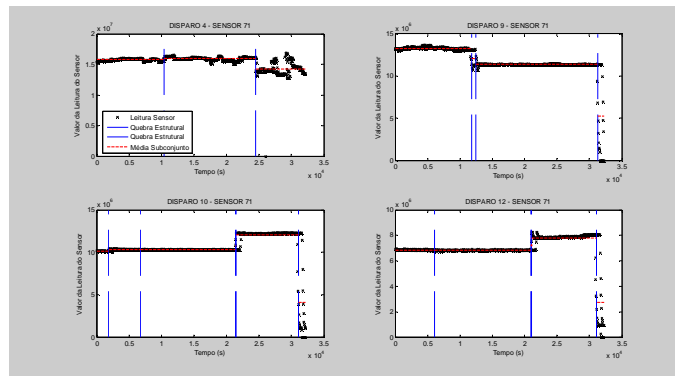


FIGURA 6 – Aplicação dos dados de uma das Variáveis Monitoradas no Módulo Extração de Médias.

4.0 - CONCLUSÃO

Este artigo apresentou uma metodologia própria para o diagnóstico de usinas hidrelétricas. O sistema inteligente de manutenção desenvolvido compreende três subsistemas: *i)* o desenvolvimento de uma base de conhecimento para a manutenção (MKB); *ii)* o Sistema de Predição de Alarmes; *iii)* a análise de sinais de vibração. Todos estes subsistemas baseiam-se no monitoramento e processamento de dados do sistema supervisório de controle e aquisição de dados (SCADA). Os testes desenvolvidos na usina piloto de Liomeiro (AES Tietê) demonstraram a capacidade do sistema desenvolvido no auxílio à tomada de decisão por parte dos agentes de manutenção e de operação da usina.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) Luo J., Ghoshal, S., Mathur, A., and Pattipati, K.R., "Adaptive Maintenance Knowledge Bases for Field Service," Proc. of the IEEE Aerospace Conference, March 3-10, 1-11, 2007.
- (2) Aamodt, A., Plaza, E., "Case-Based Reasoning: Foundation Issues, Methodological Variations, and System Approaches," AICom – Artificial Intelligence Communications, IOS Press, 7(1), 39-59, 1994.
- (3) Althoff, K.D., "Knowledge Acquisition in the Domain of CNC Machine Centers; the MOLTKE Approach." Proc. of the Third European Workshop on Knowledge-Based Systems, July, Paris, 180-195, 1989.
- (4) Russell, S., and Norvig, P., Artificial Intelligence: A Modern Approach, 2nd Edition, Prentice Hall, 2002.
- (5) C. Cappelli, R. N. Penny, and M. Reale, "Detecting Multiple Mean Breaks At Unknown Points With Atheoretical Regression Trees", em International Congress on Modelling and Simulation - Advances and Applications for Management and Decision Making, 2005, pp. 974-978.
- (6) S. Haykin, Neural Networks, 2ª ed., Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1999.
- (7) D.R. Brillinger, Time Series: Data Analysis and Theory Holden-Day, San Francisco, 1975.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



André Arthur Perleberg Lerm é engenheiro eletricista (UCPel, 1987) e possui doutorado em sistemas de energia (UFSC, 2000). Atualmente é professor do curso de Engenharia Elétrica do IFSul, campus Pelotas, e coordenador do GPSE (Grupo de Pesquisas em Sistemas de Energia) do IFSul.

Luciano Almeida Braatz é acadêmico do curso de Engenharia Elétrica do IFSul, campus Pelotas, e pesquisador do GPSE (Grupo de Pesquisas em Sistemas de Energia) do IFSul.

Sérgio Luiz Schubert Severo é engenheiro eletricista (UFRGS, 1992) e possui mestrado em engenharia elétrica (UFRGS, 2003). Atualmente é professor do curso de Engenharia Elétrica do IFSul, campus Pelotas, e pesquisador do GPSE (Grupo de Pesquisas em Sistemas de Energia) do IFSul.

Wagner de Freitas Ciarelli é engenheiro eletricista (USP, 2009). Atualmente é coordenador de operações em tempo real da AES Brasil (AES Tietê).