

Autonomous System for Interpretation of Measurements Based on Adaptive Device

S. Nicoli, J. A. Jardini and R. G. Lins

Abstract— The monitoring and interpretation of electrical signals have been evolving nowadays. In this paper, an autonomous system based on the concepts of adaptivity has been developed with the goal to perform signal interpretation. The method consists in to receive signals acquired in the field through the sensors installed. From the processing carried out by the knowledge base deployed, the method is able to detect anomalies in the measured point and emits alarms or even actions to be accomplished by the engineer team. The experimental results validate the application of the adaptive method for monitoring and interpretation of signals.

Keywords— Adaptive decision table, Adaptive device, Signal Monitoring, Alarms, Signal Interpretation.

I. INTRODUÇÃO

A AUTOMAÇÃO encontrada em grandes empresas nas áreas de petróleo, geração de energia, gás, papel e celulose, entre outras [1] está intrinsecamente relacionada a uma constante busca pela otimização dos processos de controle e monitoramento de seus sistemas. A seleção, distribuição, instalação da instrumentação, monitoramento e interpretação dos sinais provenientes da instrumentação, são consideradas tarefas críticas pelos engenheiros responsáveis por operar e manter essas instalações. Usualmente, esses sinais são lidos através de um dispositivo eletrônico e inseridos em um sistema que pode ser dedicado ou do tipo *SCADA* (*Supervisory Control and Data Acquisition*), que realizam o controle regulatório e supervisão da instalação [2].

Ao longo da operação, o sistema de supervisão recebe um grande volume de dados, assim, o grande desafio é transformar esses dados em informação útil para a tomada de decisão. Nesse cenário, o sistema supervisorio pode ser programado com procedimentos para gerenciamento da informação e para monitoramento dos eventos ocorridos na instalação a ser monitorada. Em muitos casos, os sistemas geram sinalizações quando algum comportamento anormal de funcionamento é detectado, auxiliando os engenheiros a identificar e resolver possíveis problemas. Entretanto, a complexidade das informações envolvidas e a utilização de uma metodologia de gestão de alarmes baseada na intuição e conhecimento prévio dos funcionários envolvidos, têm como consequência a ocorrência de eventos que podem desencadear a geração de falsos alarmes, que por sua vez, podem acarretar

em incidentes que podem impactar de maneira negativa na tomada de decisão [3]. Assim, o desenvolvimento e a implantação de um sistema computacional capaz de receber, processar e interpretar dados sem a supervisão de humanos para a emissão de alarmes pode reduzir o tempo de interpretação dos dados e conseqüentemente o tempo de tomada de decisão.

O objetivo do presente trabalho consiste na proposição e desenvolvimento de um método não supervisionado e adaptativo aplicado à interpretação de medições para processamento de séries históricas, seguindo os conceitos propostos em [4]. O método desenvolvido recebe as medições, as inclui na série histórica e processa os dados com o uso de sua própria base de conhecimentos. Assim, o sistema computacional desenvolvido deve identificar automaticamente o ambiente de operação do instrumento, sua respectiva categoria, ler a quantidade de leituras semelhantes das medições ao longo do tempo, identificar os valores que aparecem pela primeira vez como novidade e finalmente processar as medições e gerar alerta que serão enviadas aos tomadores de decisão.

A principal contribuição e novidade da abordagem proposta consiste em combinar técnicas adaptativas com uma base de conhecimento previamente conhecida do ambiente a ser medido, instrumentos de medição, dentre outros, para desenvolver um sistema computacional capaz de emitir alertas automaticamente com precisão.

Para testar a metodologia proposta neste trabalho, experimentos foram realizados em um sistema de monitoramento de um instrumento de medição instalado em uma barragem hidroelétrica, com a finalidade de verificar a robustez do processamento e precisão dos alarmes emitidos pelo sistema computacional.

O presente trabalho começa pela descrição dos trabalhos relacionados na Seção II. A Seção III discute a formulação do problema, arquitetura proposta e o algoritmo proposto. Os resultados e análise dos experimentos são mostrados na seção IV. Finalmente, a Seção V apresenta a conclusão.

II. TRABALHOS RELACIONADOS

Barragens são estruturas que possuem uma forte relação com o ambiente e fatores geotécnicos (i.e., temperatura do ar e água, nível da água, deformação do solo, entre outros), que influenciam o comportamento da estrutura [5]. Assim, a detecção de mudanças significativas no comportamento da estrutura é sempre uma tarefa importante para manter a operação em um nível de segurança confiável. Embora o monitoramento do comportamento de barragens se baseia na análise e no grande número de instrumentos de medições civis

S. Nicoli, Universidade de São Paulo (USP), São Paulo/SP, Brasil, sidnei.nicoli@gmail.com

J. A. Jardini, Universidade de São Paulo (USP), São Paulo/SP, Brasil, jose.jardini@gmail.com

R. G. Lins, Universidade Federal do ABC (UFABC), Santo André/SP, Brasil, romulo.lins@ufabc.edu.br
(Corresponding author: Sidnei Nicoli).

com uma grande diversidade de informações tornando essa tarefa difícil de ser realizada por operadores humanos.

Assim, usualmente os sistemas de monitoramento de barragens consideram o controle dos limites (inferior e superior) das variáveis medidas (temperatura, chuva, nível de água, etc) e parâmetros medidos na estrutura (i.e., deslocamentos, torções, etc). A partir da leitura dos sinais, duas técnicas de processamento são largamente aplicadas: ferramentas estatísticas são usadas para comparar o estado atual de medição com um conjunto de dados históricos gravados em um banco de dados, a fim de detectar problemas durante a operação de barragens [6]; e uma segunda opção consiste em utilizar uma técnica de identificação estrutural, com base em modelos de elementos finitos da estrutura, que pode ser adotada para obter uma estimativa de parâmetros físicos reais [7].

A abordagem estatística mais comum para a avaliação do comportamento de barragens é chamado de *hydrostatic-seasonal-time (HST)* e este método é caracterizado por um modelo linear de regressão que é influenciado pela ação de três diferentes parâmetros [8]: o efeito reversível da carga hidrostática; a influência térmica sazonal; um termo irreversível devido à evolução da resposta da barragem ao longo do tempo [9]. Embora esse método seja confiável, algumas desvantagens são atribuídas: as funções devem ser previamente definidas e, portanto, algumas vezes essa função pode não representar o comportamento da estrutura; as variáveis do modelo devem ser independentes; além das duas já citadas, o modelo não processa modelos não lineares, o que pode comprometer a detecção de algum comportamento indesejável.

Assim, os exemplos de aplicação de novas propostas para a melhoria da técnica *HST* estão sendo propostas. No trabalho apresentado em [10] uma função impulso-resposta é utilizada para prever a pressão em pontos da barragem, reduzindo os efeitos da histerese na leitura das variáveis. Em [11], os autores propõem um método para testar a estacionaridade da série de dados de monitoramento, a fim de inserir modelos não lineares à técnica *HST*. Assim, esse problema da inserção de modelos não lineares pode ser resolvido, por exemplo, através de redes neurais (*Neural Network*), que por sua flexibilidade e capacidade de se adaptar às interações altamente complexas, fizeram-na popular em vários campos da engenharia, incluindo monitoramento de barragens [12]-[14].

No entanto, deve ser notado que as redes neurais também possuem desvantagens, tais como: o resultado final depende da inicialização dos pesos; a melhor arquitetura de rede (número de camadas ocultas e neurônios em cada camada) não é conhecida previamente; além do custo computacional do processamento. Portanto, o uso de outras ferramentas computacionais para interpretação de medições pode ser proposto para implementação. Dentre as ferramentas disponíveis, estão os dispositivos baseados em técnicas adaptativas que surgem como opção para o desenvolvimento de um sistema autônomo para a interpretação de medições.

Muitos trabalhos encontrados na literatura embasam a viabilidade técnica do uso de conceitos adaptativos segundo a

linha de pesquisa estabelecida em [4] para interpretação de medições. Em [15], os autores propõem um sistema adaptativo aplicado a uma rede de sensores sem fio com o objetivo de alterar dinamicamente o intervalo de amostragem dos sinais. Outro trabalho é mostrado em [16], onde os autores propõem um sistema adaptativo aplicado à busca e resgate de veículos aéreos não tripulados (*VANTS*). Além dos trabalhos já citados, ainda há aplicações na área de mineração de dados em [17], aplicação na navegação de robôs autônomos como mostrado em [18], aplicação em aprendizado de máquina como mostrado em [19], dentre outras aplicações. As referências envolvendo adaptatividade são apresentadas em [20], [21] e [22]. A tabela I mostra resumidamente os principais termos relacionados às tabelas de decisão normal (TDN) e os termos relacionados a tabelas de decisão adaptativas (TDA).

TABELA I
TERMOS DE UMA TDN E UMA TDA (adaptado de [21])

TDN = (CT, NRT, CV, t0, AT, CRA), onde:
<ul style="list-style-type: none"> • CT é o conjunto de todas as configurações possíveis da tabela de decisão; • CV é o conjunto finito de valores válidos das condições do problema inserido na tabela, incluindo (vazio); • CRA é o conjunto finito dos possíveis resultados obtidos pela execução das ações quando da aplicação das regras NRT; com CRA; • Cada regra r_t NRT é da forma $r_t = (t_i, cv, t_j, r)$, onde com a entrada de valores das condições cv CV, a regra r_t gera a resposta r CRA e muda a configuração da tabela corrente t_i para a tabela t_j. • AT é o conjunto de configurações da tabela de decisão aceitas durante o processo;
TDA = (TDN, CA), onde:
<ul style="list-style-type: none"> • TDN é a tabela de decisão convencional. • CA é O mecanismo adaptativo é conjunto das funções adaptativas FA, cada uma delas declarada por uma sêxtupla:
<p>FA = (nome, P, V, G, BA, AD, AA), onde:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Nome da função adaptativa; • P é uma lista de parâmetros • V é uma lista de variáveis (é opcional), que armazenam resultados da aplicação de FA; • G é uma lista de geradores (é opcional), utilizados para referenciar novos resultados da aplicação da função adaptativa; • BA (é opcional) indica uma chamada de FA anterior; • AD representa o corpo da função adaptativa e é composta por um conjunto de ações adaptativas de consulta, inclusão e exclusão que modificam as regras da tabela de decisão; • AA (é opcional) e indica uma chamada de ação adaptativa posterior.

III. SISTEMA ADAPTATIVO PARA MONITORAMENTO

Na seção III-A, uma introdução sobre a formulação do problema será apresentada. A seção III-B discute a arquitetura do sistema proposto. Finalmente, na seção III-C apresenta o algoritmo proposto para o sistema de interpretação de medições.

A. Formulação do problema

Alarmes constituem um elemento fundamental em quase todos os modernos sistemas de monitoramento e tradicionalmente eles têm como finalidade a apresentação de anormalidades através da representação gráfica e/ou lista de alarmes para um operador humano. Conforme sugere a norma *Engineering Equipment Material Users Association* 191 (EEMUA) [23], os alarmes devem auxiliar engenheiros a manter a planta dentro de uma faixa segura de funcionamento, reconhecer e agir para evitar situações perigosas e identificar desvios de condições operacionais [24]. Desta forma, para atender os requisitos apresentados, o fluxo de dados do sistema proposto para a interpretação de medições é mostrado na Fig. 1.

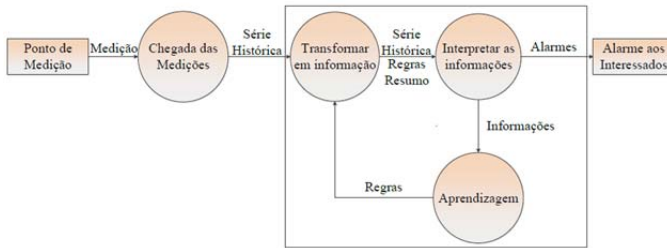


Figura 1. Esquema do sistema computacional adaptativo para monitoramento.

Conforme ilustrado no esquema, as medições recebidas são integradas a uma série histórica. Através de sua base de conhecimento, o sistema computacional processa as medições e quando necessário, de acordo com as regras e conhecimentos previamente estabelecidos para o monitoramento do processo, os alarmes são enviados aos engenheiros. O sistema proposto é adaptativo, ou seja, ele pode se modificar automaticamente toda vez que uma série histórica deixa de ser estável, gerando novas regras que serão utilizadas no processamento, ajudando na identificação de novas situações no processo que não foram previstas anteriormente. Além disso, novos conhecimentos também podem ser inseridos ao módulo inteligente a qualquer momento, sempre com o objetivo de melhorar a precisão dos alarmes gerados. Como resultado final, o sistema computacional tende a se adaptar a novas condições do ambiente a ser monitorado, gerando assim alarmes com maior assertividade.

B. Arquitetura proposta

A arquitetura proposta é mostrada na Fig. 2 e foi concebida considerando a entrada das medições que serão incorporados à série histórica, além da entrada dos conhecimentos que virão de fontes diversas, tais como sistemas especialistas, informações de instrumentos, dentre outras. As medições são armazenadas diretamente em uma série histórica, através de um procedimento de conversão em informações sumarizadas (agrupamentos de medidas) e em limites descobertos (limites de operação, valor máximo, valor mínimo, dentre outras). Os conhecimentos pertinentes fornecem as regras em forma de parâmetros, além dos limites operacionais, tais como os limites de medição suportados pelo instrumento, temperatura de operação, dentre outros.

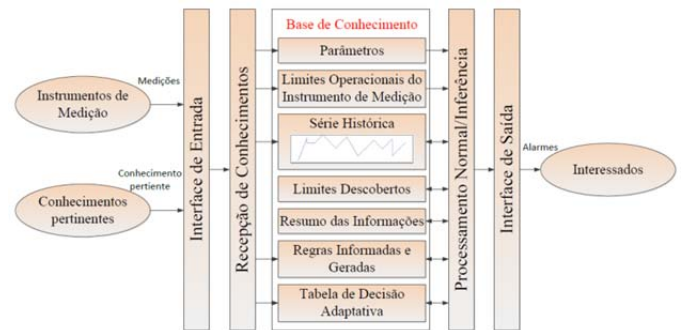


Figura 2. Arquitetura do sistema computacional adaptativo para monitoramento.

A recepção das informações cria uma base de conhecimento que é processada de forma a realizar uma inferência seguindo uma ordem determinada (na sequência: parâmetros, limites operacionais do instrumento de medida, série histórica, limites descobertos, resumo das informações, regras informadas e geradas, tabela de decisões adaptativa e novamente regras) gerando interpretações, alarmes e regras. As interpretações identificam se uma medida corresponde a um candidato a anomalia ou anomalia, e caso isso ocorra, são enviados os alarmes aos interessados.

Na inferência ocorre processamento dos dados existentes atualizando alguns componentes (série histórica, limites descobertos, resumos, regras e tabela de decisão) na base de conhecimento quando necessário. Assim na série temporal pode ocorrer a indicação ou não da geração de um alarme, ou seja, se a medição atual corresponde a uma anomalia. Caso esse valor seja identificado, a inferência também deve decidir sobre a criação de uma nova regra ou alteração de uma existente utilizando o módulo adaptativo.

As regras para processamento são apresentadas das seguintes formas: resumos de informações que constituem as regras de associação existentes, o que permite a previsão de casos existentes; limites descobertos são os elementos que, para cada ambiente identificado, armazenam o maior e menor valor medido; os limites operacionais armazenam dados sobre o instrumento de medição, como exemplo o maior e menor valor possível a ser medido pelo instrumento; além das regras que são armazenadas na tabela de decisões adaptativa.

A Fig. 3 mostra o módulo do banco de dados responsável pela tabela decisão adaptativa. Esse módulo corresponde a um modelo de dados relacional composto por várias tabelas dentre as quais está, a tbRegra (com dados principais das regras). Além das tabelas dedicadas às questões adaptativas existem tabelas não apresentadas na Fig.3 que envolvem a série histórica, resumos, parâmetros e limites.

O conjunto de tabelas apresentadas na Fig. 3 é responsável por armazenar informações relacionadas a prioridades de regras, condições e ações, que caso sejam aplicadas, as mesmas orientam na pesquisa das regras existentes nas tabelas. Cabe destacar que junto às regras também pode ocorrer o acréscimo de novas funções adaptativas, e de modelos para exclusão e acréscimo de regras usadas para alterar as regras existentes.

Algoritmo 1. Algoritmo de Monitoramento implementado.

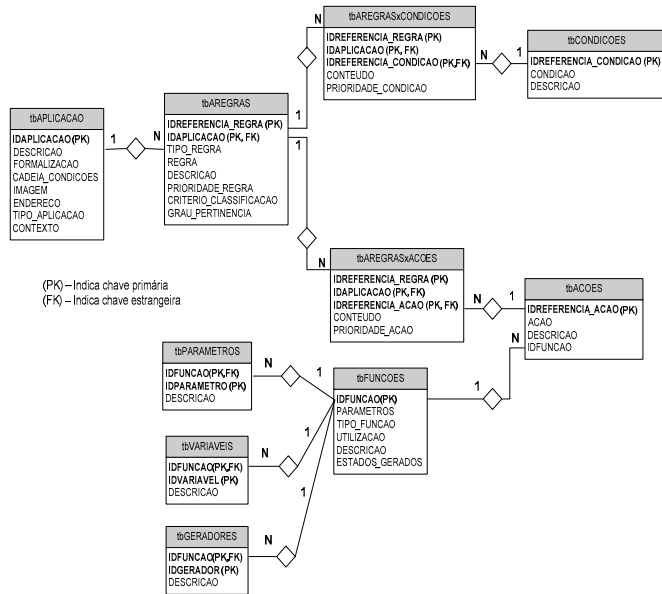


Figura 3. Esquema do módulo adaptativo implementado.

Cabe destacar que a filosofia adotada no desenvolvimento da aplicação computacional conduziu a um o modelo de dados que pode ser utilizado em qualquer banco de dados relacional padrão (Oracle, MySQL, Access, dentre outros) com o uso do SQL (*Structured Query Language*) sem comandos proprietários. Dessa forma foi utilizado o gerenciador de banco de dados Access, com rotinas na linguagem VBA (*Visual Basic for Application*) baseadas em algoritmos facilmente portáveis para outras linguagens.

C. Algoritmo proposto

Os procedimentos existentes na inferência consideram como novidade o valor atual de uma medição se ele não possuir registro na base de conhecimento. Também considera que um ambiente é estável quando a quantidade de novidades está decrescendo, tendendo a zero, em uma sequência crescente de períodos iguais.

Diversas mudanças no ambiente físico de operação de um instrumento de medida podem ocorrer refletindo nas medições recebidas pelo sistema. A troca ou calibração de um instrumento em um ponto de medição é uma mudança local, já o aumento do ritmo das chuvas em uma região consiste em uma mudança que pode alterar o nível da represa e refletir na medição de algum instrumento de medida. Assim, para uma correta adaptação do sistema de monitoramento a essas novas situações, um algoritmo para processamento deve ser implementado. O algoritmo 1, mostra como é o fluxo de processamento envolvendo as operações realizadas pelo sistema computacional proposto.

Cabe ressaltar que a autonomia do sistema é alcançada após a implantação das regras iniciais e que ao longo do tempo seus valores e regras serão modificados de acordo com as necessidades de adaptação.

Entradas: Medições, e conhecimentos. **Saída:** Alarmes

1. Utilizar a última medição realizada (uma por vez);
2. Registrar na série temporal;
3. Preparar a medição segundo parâmetros existentes;
4. Comparar a última data com a data da medição atual caso seja maior que dois períodos memorizar (indicando os períodos não registrados como candidatos a anomalia);
5. Calcular com relação ao registro anterior a inclinação;
6. Gravar o grau de inclinação na série temporal;
7. Carregar regras pertinentes da base de conhecimento (para futuras verificações);
8. Registrar a medição na base de conhecimento, nos agrupamentos considerados; de 1 a n, como uma novidade caso seja a primeira vez e atualizar o contador somando 1;
 - a. Caso seja novidade memorizar;
9. Analisar dados do Ambiente (verificar sequência e estado). São dados do ambiente: a identificação do ambiente, e o estado do ambiente com seus respectivos conteúdos;
 - a. Verificar se há mudança no estado do ambiente, caso necessário modificar;
 - b. Memorizar o estado do ambiente e a identificação do ambiente.
10. Registrar dados do Ambiente na série temporal;
11. Verificar limites operacionais do instrumento definidos pelo fabricante (não obrigatório);
 - a. Caso algum limite do instrumento seja superado memorizar;
12. Verificar limites de operação (relacionados aos valores das medições informadas)
 - a. Caso algum limite de operação seja superado atualizar e memorizar;
13. Atualizar limites de operação (por exemplo: o maior e menor valor);
14. Verificar todas as regras pertinentes
 - a. Caso alguma regra seja verdadeira memorizar;
15. Verificar as regras de associação dos grupos existentes e indicar aqueles com maior grau de confiança, memorizar conforme os conceitos originais de [25] e [26];
16. Verificar a inclinação dos grupos atuais e da série temporal;
 - a. Caso estejam fora dos valores parametrizados, memorizar;
17. Analisar informações memorizadas
 - a. Caso haja conflito nas informações memorizadas, decidir;
 - b. Verificar se as condições memorizadas já existem na base de regras;
 - i. Caso envolva valor, atualizar a regra;
 - ii. Caso envolva estado do ambiente novo, criar regra;
 - iii. Caso composição de condições seja nova, criar regra.
 - c. Compor conjunto de regras modificadas ou criadas, memorizar;
 - d. Adaptar tabela de decisões se necessário, memorizar;
 - e. Operar tabela de decisões, memorizar;
 - f. Compor, a partir de conhecimentos memorizados, mensagens e alertas;
 - g. Registrar as ocorrências no ponto da série temporal;
18. Enviar mensagens e alertas aos interessados, caso necessário;
19. Retornar para etapa 1.

IV. EXPERIMENTO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Na seção IV-A, traz as considerações iniciais sobre o experimento. A seção IV-B discute a aplicação da metodologia proposta incorporada no sistema computacional desenvolvido. Finalmente, a seção IV-C apresenta a análise dos resultados obtidos no experimento.

A. Considerações Iniciais

Inicialmente, para a execução do experimento proposto, alguns termos devem ser definidos, a fim de padronizar o resultado de medição do sistema proposto. Para o experimento realizado, adota-se que um ambiente é mutável em função das alterações de sua realidade e este ambiente é classificado em três categorias de estados: novo, em evolução e estável. Além

disso, o sistema também entende que uma novidade corresponde uma informação que ocorreu apenas uma vez, em um ambiente.

Para testar o sistema proposto, as medições as serem utilizadas foram extraídas a partir de medições realizadas por um sensor triortogonal de junta, cuja instalação e funcionamento está localizado no vertedouro 1 da usina de Lajeado. Esse sensor Triortogonal de Junta, é um elemento instalado entre duas lajes, a fim de medir deslocamentos desse tipo de estrutura. Esse sensor realiza medições no sistema de coordenadas cartesianas e para o presente trabalho, a série histórica de um eixo, será processada em um computador com sistema operacional Windows 7®, core i5® e 8GB de memória RAM.

A Fig. 4 mostra o gráfico de medição no período de 10/04/2001 a 26/08/2010, com um total de 3426 medições realizadas nesse período. Cabe ressaltar que os registros da série temporal também são numerados de forma crescente e nomeados como mostrado na Fig. 4. Além disso, a região indicada com um círculo em vermelho mostra as medições utilizadas para processamento.

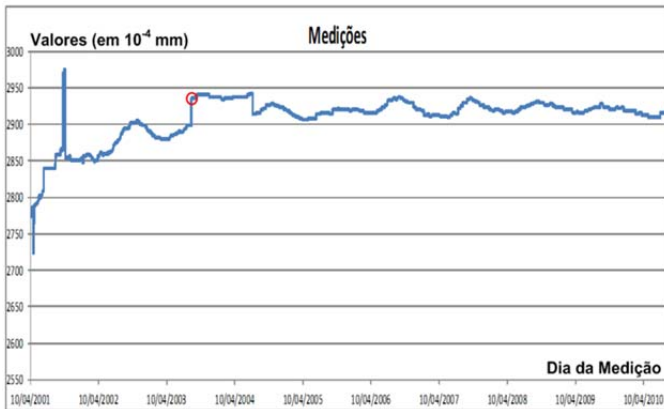


Figura 4. Série temporal do sensor triortogonal instalado no vertedouro 1.

B. Aplicação da Metodologia Proposta

Para a aplicação da metodologia proposta, além da série temporal mostrada na Fig. 4, todos os conhecimentos e parâmetros devem ser inseridos para o processamento, conforme mostrado na Fig. 5. Assim, através da interface de entrada, o sistema computacional deve ser carregado com as regras e parâmetros iniciais para a inicialização do sistema.

A partir do momento em que os dados de medição são inseridos, o sistema os recebe e organiza-os de tal forma a alimentar os procedimentos relacionados à inferência. Cada sinal inserido, normalmente possui uma informação constituída pelos campos: sequência, código do sensor no caso “T”, o instante do registro, e valor. Após o processamento são acrescentadas novas informações que indicam: diferença de tempo entre os registros, diferença de valores, inclinação, indicação do código de identificação do ambiente, o estado do ambiente, e indicações relativas à indicação de novidade.

SEQUENCIA	SENSOR	DIA	VALOR	DIAS_APOS_ANTERIOR	DIFERENCA_ATUAL_ANT	INCLINACAO_COM_ANTERIOR
863	T	20/08/2003	2899	1	0,00	0,00000
864	T	21/08/2003	2936	1	37,00	1,54378
865	T	22/08/2003	2936	1	0,00	0,00000

INCLINACAO_COM_ANT_GRAU	INDICACAO	AMBIENTE	ESTADO_AMBIENTE	INDICACAO_GRUPO1
0,00000		19 ESTAVEL		
88,45184	N5	20 NOVO		N1
0,00000	N5	20 EVOLUCAO		

Figura 5. Informações a serem inseridas na Tabela de decisão adaptativa.

Da mesma forma, as regras são inseridas e armazenadas para servirem de guia quando os procedimentos relacionados à inferência realizar o processamento. A Fig.6 mostra as regras existentes na tabela de decisão implementada inicialmente para o processamento.

Resumidamente, esta tabela de decisões é resultante das condições existentes, tais como: regras estabelecidas principalmente pelo reconhecimento da indicação de novidade, do estado do ambiente, o período, os limites operacionais de valor e angular, que geram ações que por sua vez ativam funções. Cada célula é resultante do encontro de uma regra com uma condição que pode ter ou não algum conteúdo, e caso não haja conteúdo, essa célula é desconsiderada na tomada de decisão.

Regras	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9
Prioridades:	0	0	0	0	1	1	1	1	1
Condições:									
Novidade					Não	Sim	Sim	Não	Não
Ambiente					Estável	Estável	Evolução	Evolução	Novo
Periodos entre registros	Igual 2	Maior 2			Igual 1	Igual 1	Igual 1	Igual 1	Igual 1
Limite Operacional Valor anterior				Maior	Dentro	Dentro	Dentro	Dentro	Dentro
Limite Operacional angular adotado			Maior		Menor	Menor	Menor	Menor	Menor
Limite suporte G2					<SUP.	<SUP.	<SUP.	<SUP.	<SUP.
Ações									
Smalzar Mensagem anomalia de periodo	xxx								
Smalzar Mudanca de Ambiente								xxx	
Smalzar verificacao	xxx								
Smalzar Alerta			xxx	xxx					
Mudar codigo do Ambiente						xxx			
Candidato anomalia			xxx	xxx		xxx			
Não smalzar					xxx		xxx	xxx	
									Funções
									f_smap()
									f_sman()
									f_svt()
									f_sst()
									f_ma()
									f_ca()

Figura 6. Tabela de decisão adaptativa inicial para processamento.

Dentre os conteúdos inseridos, os principais são: A novidade reflete a pergunta, se é ou não novidade? : sim, não; identificação do Ambiente, estados do ambiente: novo, em evolução, estável; Período, diferença com dois ou mais períodos (igual 2, maior 2) e igual a um período; No caso dos limites operacionais de valor e angular: menor, maior, dentro; Suporte (índice relativo a regras de associação).

No caso de uma busca ser realizada, considerando as prioridades pré-definidas no conjunto de regras existentes, a regra identificada corresponde a aquela em que todas as condições são satisfeitas, por exemplo, se a regra R6 for à escolhida, duas condições devem ser ativadas para mudar a identificação do ambiente (executando a função f_ma) e outra para considerar o valor da medição como candidato a anomalia (executando a função f_ca).

Todas as funções são executadas considerando como parâmetros todas as condições indicadas em cada regra. Além disso, caso necessário todas as regras novas são criadas considerando como semente (geradoras) as regras existentes com a utilização dos novos dados fornecidos nas condições. Na exclusão todas as regras anteriores podem ser gravadas em tabela a parte ou simplesmente destruídas. No caso de alteração só a nova condição é modificada.

A partir das condições iniciais, regras, medições e outros parâmetros necessários para o processamento, o programa é inicializado, a fim de processar a série histórica. Ao longo do processamento das medições existentes na série histórica, uma importante mudança na medição foi detectada. Esse sinal foi detectado no dia 21/08/2003 com valor 2936×10^{-4} (mm), registrado com número de sequência 864 e seus dados são apresentados na tabela II, junto com a medição anterior e posterior. Cabe ressaltar que existem vários pontos candidatos à anomalia, além da sequência utilizada neste texto para análise. Como por exemplo a sequência de medições registrada entre os dias 08/10/2001 e 14/10/2001, referentes a um pequeno patamar que envolve as medições de 182 a 188.

TABELA II
REGISTROS DA SÉRIE HISTÓRICA DAS SEQUENCIAS 863, 864 E 865

Registros da Série Histórica (tbSERIE_HISTORICA)			
Sequência	863	864	865
Sensor	MT-V2-3	MT-V2-3	MT-V2-3
Dia	20/08/03	21/08/03	22/08/03
Valor	2899	2936	2936
Dias após anterior	1	1	1
Diferença (atual – ant.)	0	37	0
Inclinação (radianos)	0	1,54	0
Inclinação (graus)	0	88,45	0
Indicação		N5	N5
Identificação do Ambiente	19	20	20
Estado do Ambiente	Estável	Novo	Evolução
Indicação Grupo 1		N1	

Assim, quando a sequência de dados é processada, o sistema muda os parâmetros e regras, envia alarmes, caso necessário, conforme mostra a tabela III.

C. Análise dos Resultados

O processamento foi realizado de forma contínua com a evolução das informações armazenadas no sistema. Dessa forma, resumindo o processamento, tem-se que: No ponto 863 foi identificada a regra R8 que não necessitava de nenhuma ação; no ponto 864 foi identificado um ambiente com o estado “Estável” e escolhida a regra R6 que ativou a função fma() que mudou o valor sequencial indicativo do ambiente. Também foi ativada a função fca() que mudou o estado do ambiente de “Estável” para “Novo” além de alterar valores na base de conhecimento, preparando para o recebimento do próximo ponto; no ponto 865 foi identificado estado do

ambiente “Novo” na qual foi utilizada a regra 9 com sinalização para a mudança de estado do ambiente “Novo” para em “Evolução”, assim o próximo ponto 866 corresponderá a um estado do ambiente em “Evolução”. A tabela III mostra resumidamente os resultados do processamento da sequência das medições.

TABELA III
RESULTADO DO PROCESSAMENTO DA SEQUÊNCIA DE MEDIÇÕES

Sequência 863	Sequência 864	Sequência 865
Dados reunidos para a inferência	Dados reunidos para a inferência	Dados reunidos para a inferência
Valor = 2899	Valor = 2936	Valor = 2936
Período entre os registros = 1	Período entre os registros = 1	Período entre os registros = 1
Identificação do Ambiente = 19	Identificação do Ambiente = 19	Identificação do Ambiente = 20
Novidade = não	Novidade = sim (surgimento de um novo grupo)	Novidade = não
Estado do ambiente = estável	Estado do ambiente = estável	Estado do ambiente = Novo
Limite operacional anterior Menor = 2724 e Maior = 2975 (da sequência 862)	Limite operacional anterior Menor = 2724 e Maior = 2975 (da sequência 863)	Limite operacional anterior Menor = 2724 e Maior = 2975 (da sequência 864)
Limite Operacional Angular adotado = 85,94° ou 1,5 rad.	Limite Operacional Angular adotado = 85,94° ou 1,5 rad.	Limite Operacional Angular adotado = 85,94° ou 1,5 rad.
Inclinação = 0 rd	Inclinação = 1,54 rd	Inclinação = 0 rd
Inclinação graus = 0°	Inclinação graus = 88,45°	Inclinação graus = 0°
Suporte = não foi necessário, só se incluir previsão imediata.	Suporte = não foi necessário, só se incluir previsão imediata.	Suporte = não foi necessário, só se incluir previsão imediata.
A Inferência Resultante	A Inferência Resultante	A Inferência Resultante
Aplicação da regra R8 sem nenhuma sinalização	Aplicação da regra R6 com a mudança da tabela para o estado do ambiente Novo e indicação de candidato à anomalia, além de mudança de regras relativas à anomalia (caso implementadas).	Aplicação da regra R9 sem nenhuma sinalização, mas mudança do estado do ambiente de Novo para em Evolução.

Ao apresentar o processamento dos pontos 863, 864, e 865 foi possível perceber a mudança de estados dos ambientes e a identificação de um valor que corresponde a um candidato a anomalia. No caso ocorreu a adaptação dos valores para o próximo processamento, não sendo necessária a alteração de alguma regra na tabela de decisão. Cabe ressaltar que se necessário outro tipo de adaptação pode ser utilizado e está relacionado ao aumento do número de condições fornecidas o que implicaria no aumento das regras com uma ou mais condições, só que nessa situação existirá a inclusão de novos elementos do lado de condições e o aumento de ações e a

mudança delas deve ser confirmada através de uma solicitação aos interessados na análise.

Em termos de desempenho, utilizando um computador com as configurações mostradas na seção IV-A, alimentando o software com a série temporal mostrada na Fig. 4, com 3426 amostras, o sistema computacional utilizou 8s em média para processamento de todas as medições, ou seja, o tempo de processamento para cada sinal foi de aproximadamente 0,0023s. Portanto, pode-se concluir que esse é o tempo que o sistema demora em receber, interpretar se um sinal significa uma anomalia na estrutura medida e enviar uma mensagem para um tomador de decisão.

V. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou os resultados do desenvolvimento de um sistema computacional autônomo e adaptativo para o monitoramento e interpretação de medições. O sistema computacional foi desenvolvido baseado na necessidade de que medições podem ser monitoradas e interpretadas por um método não supervisionado trabalhando com um fluxo contínuo de medições. Para isso, foi desenvolvido um sistema computacional com a finalidade de identificar anomalias importantes e enviar alarmes parametrizados aos interessados.

O sistema computacional processa os dados e devolve como resultado análises e/ou inferências sob uma nova perspectiva que classifica o ambiente monitorado em estados: novo, evolução e estabilidade. A partir dos experimentos realizados com um instrumento real, o sistema desempenhou sua função de monitoramento e emissão de alarmes, ajudando os administradores a tomarem decisões na operação de estruturas com maior precisão e rapidez, gerando novas informações que são enviadas aos interessados autonomamente, quando uma anomalia é detectada no monitoramento da estrutura.

Como trabalho futuro, pode-se destacar a adequação do sistema computacional proposto para operar como um módulo independente de forma a interagir com outros sistemas existentes no mercado, dentre os quais aqueles que utilizam painéis de controle como os tradicionais sistemas *SCADAs*. Outras possibilidades são: utilizar o sistema com múltiplas medições a fim de testar a confiabilidade e robustez; além disso, uma comparação com outros métodos, tais como redes neurais, também é desejável para verificação da performance de processamento do sistema computacional proposto.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a EDP Bandeirante e a CESP energia pelo suporte financeiro e pelo suporte técnico de seus profissionais, agradecemos a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) pela aprovação deste projeto de pesquisa e ao corpo técnico da EPUSP, pelo suporte durante o desenvolvimento do projeto. Também agradecemos de forma especial à Diogo. L. T. Alves e Alex. L. de Oliveira pelas colaborações técnicas.

REFERÊNCIAS

- [1] QIAO, Wei; VENAYAGAMOORTHY, Ganesh Kumar; HARLEY, Ronald G. Missing-sensor-fault-tolerant control for SSSC FACTS device with real-time implementation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 24, n. 2, p. 740-750, 2009.
- [2] YANG, Wenxian; COURT, Richard; JIANG, Jiasheng. Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis. *Renewable Energy*, v. 53, p. 365-376, 2013.
- [3] URBAN, Patrik; LANDRYOVÁ, Lenka. Identification and evaluation of alarm logs from the alarm management system. In: *2016 17th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. IEEE, 2016. p. 769-774.
- [4] NETO, João José. Adaptive rule-driven devices-general formulation and case study. In: *International Conference on Implementation and Application of Automata*. Springer Berlin Heidelberg, 2001. p. 234-250.
- [5] DE SORTIS, A.; PAOLIANI, P. Statistical analysis and structural identification in concrete dam monitoring. *Engineering Structures*, v. 29, n. 1, p. 110-120, 2007.
- [6] SALAZAR, F. et al. An empirical comparison of machine learning techniques for dam behaviour modelling. *Structural Safety*, v. 56, p. 9-17, 2015.
- [7] ARDITO, R.; MAIER, G.; MASSALONGO, G. Diagnostic analysis of concrete dams based on seasonal hydrostatic loading. *Engineering Structures*, v. 30, n. 11, p. 3176-3185, 2008.
- [8] SIMON, A. et al. Analysis and interpretation of dam measurements using artificial neural networks. In: *Proceedings of the 9th ICOLD European club symposium*, Venice, Italy, 2013.
- [9] MATA, Juan; TAVARES DE CASTRO, António; SÁ DA COSTA, José. Constructing statistical models for arch dam deformation. *Structural Control and Health Monitoring*, v. 21, n. 3, p. 423-437, 2014.
- [10] BONELLI, Stéphane; RADZICKI, Krzysztof. Impulse response function analysis of pore pressures in earth dams. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, v. 12, n. 3, p. 243-262, 2008.
- [11] LI, Fuqiang; WANG, Zhenyu; LIU, Guohua. Towards an error correction model for dam monitoring data analysis based on cointegration theory. *Structural Safety*, v. 43, p. 12-20, 2013.
- [12] RIQUELME, F. et al. Application of artificial neural network models to determine movements in an arch dam. In: *Proceedings of the 2nd international congress on dam maintenance and rehabilitation*. Zaragoza, Spain, 2011. p. 117-123.
- [13] SANTILLAN, David; FRAILE-ARDANUY, Jesus; ANGEL TOLEDO, Miguel. Prediction of Gauge Readings of Filtration in Arch Dams Using Artificial Neural Networks. *TECNOLOGIA Y CIENCIAS DEL AGUA*, v. 5, n. 3, p. 81-96, 2014.
- [14] MATA, J. Interpretation of concrete dam behaviour with artificial neural network and multiple linear regression models. *Engineering Structures*, v. 33, n. 3, p. 903-910, 2011.
- [15] SANTOS, Ivairton Monteiro; CUGNASCA, Carlos Eduardo. Adaptive Strategies for Dynamic Setting of the Data Register Frequency in Wireless Sensor Networks. *IEEE Latin America Transactions*, v. 12, n. 7, p. 1284-1291, 2014.
- [16] CHAVES, Aquila Neves; CUGNASCA, Paulo Sergio; JOSE, João. Adaptive search control applied to Search and Rescue operations using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). *IEEE Latin America Transactions*, v. 12, n. 7, p. 1278-1283, 2014.
- [17] CEREDA, Paulo Roberto Massa; NETO, J. José. Adaptive data mining: Preliminary studies. *IEEE Latin America Transactions*, v. 12, n. 7, p. 1258-1270, 2014.
- [18] BARROS, Leoncio C.; HIRAKAWA, Andre Riyuiti. An approach by straight-line segment adaptive techniques in robot navigation. *IEEE Latin America Transactions*, v. 12, n. 7, p. 1292-1297, 2014.
- [19] STANGE, Renata Luiza; JOSE, João. Applying Adaptive Technology in Machine Learning. *IEEE Latin America Transactions*, v. 12, n. 7, p. 1298-1306, 2014.
- [20] NETO, João Jose. Adaptive rule-driven devices: General formulation and case study. In: *International Conference on Implementation and Application of Automata*. Springer Berlin Heidelberg, 2001. p. 234-250.
- [21] NETO, João Jose. Um levantamento da evolução da Adaptatividade e da Tecnologia Adaptativa. *Revista IEEE América Latina*, v. 5, n. 7, p. 1548-0992, 2007.
- [22] TICHEMRA, Angela Hum. Tabela de decisão adaptativa na tomada de decisão multicritério. 2009. 172 p. Tese (Doutorado). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2009.
- [23] Engineering Equipment and Materials Users' Association (EEMUA), Alarm Systems – A Guide to Design, Management and Procurement, EEMUA Publication 191, version 2, 2007.
- [24] HAO, Zang; HONGGUANG, Li. Optimization of process alarm thresholds: A multidimensional kernel density estimation approach. *Process Safety Progress*, v. 33, n. 3, p. 292-298, 2014.

[25] AGRAWAL, Rakesh; IMIELIŃSKI, Tomasz; SWAMI, Arun. Mining association rules between sets of items in large databases. In: Acm sigmod record. ACM, 1993. p. 207-216.

[26] SRIKANT, Ramakrishnan; AGRAWAL, Rakesh. Mining generalized association rules. Future Generation Computer Systems, v. 13, n. 2, p. 161-180, 1997.



Sidnei Nicoli, é Doutorando em Engenharia Elétrica de Potência e Mestre em Engenharia Elétrica de Sistemas Digitais pela Escola Politécnica da USP (2004) e Graduado em Engenharia Mecânica pela Fundação Armando Álvares Penteado (1981). Além de atuar como consultor na área de sistemas e engenharia.



José Antonio Jardini, é nascido em São Paulo/Brasil. Jardini recebeu seus títulos de mestre, doutor, professor associado e professor titular da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo em 1963, 1971, 1973 e 1991, respectivamente. Ele também trabalhou na Themag Eng. Ltda, empresa líder em consultoria, onde realizou muitos estudos de sistemas de energia e participou de grandes projetos de sistemas de energia, como a usina hidroelétrica de Itaipu. Também representou o Brasil no International Council on Large Electric Systems (CIGRÉ), além de ter recebido o prêmio de notável professor do IAS/IEEE.



Romulo Gonçalves Lins, é Professor Adjunto do Centro de Engenharia, Modelagem e Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal do ABC desde 2015. Romulo recebeu o título de doutor em engenharia mecânica pela UNICAMP em 2013, além de ter estágio pós-doutorado no Royal Military College of Canada em 2015. Suas áreas de pesquisa são processamento de sinais e imagens, automação industrial e robótica.