

APLICAÇÃO DE UM SISTEMA ESPECIALISTA PONDERADO POR TENDÊNCIAS AO PROCESSO INDUSTRIAL DE *TENNESSEE EASTMAN*

*, DANILO CURVELO DE SOUZA[†], ADRIÃO DUARTE DÓRIA NETO[‡], LUIZ AFFONSO GUEDES[‡]

*

[†]*Instituto Metrópole Digital, Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Natal, RN, Brasil*

[‡]*Dpto. de Engenharia de Computação e Automação, Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Natal, RN, Brasil*

Emails: @, danilocurvelo@imd.ufrn.br, adriao@dca.ufrn.br, affonso@dca.ufrn.br

Abstract— This paper presents an application of an innovative technique in the field of artificial intelligence, the trend-weighted rule-based expert systems. Introduced to the scientific community by the author, this method is grounded in the integration of two existing tools in the artificial intelligence field, expert systems (ES) and qualitative trend analysis (QTA), taking advantage of the major advantages associated with each of them. The case study is performed on a widely studied process in the industrial automation field, known as the *Tennessee Eastman Process Challenge*, in order to monitor key process variables with regard to their thresholds. This paper also focuses on the potential application of the technique in different areas, specially in the intelligent automation field.

Keywords— expert systems in automation, applications of intelligent systems, intelligent automation, smart environments, tennessee eastman

Resumo— O presente artigo apresenta a aplicação de uma técnica inovadora na área de inteligência artificial, o sistema especialista baseado em regras ponderado por tendências. Proposto e introduzido pelo autor, este método integra duas ferramentas existentes na área de inteligência artificial, os sistemas especialistas (SE) e a análise qualitativa de tendências (QTA), usufruindo assim das principais vantagens associadas a cada uma delas. O estudo de caso é realizado em um processo amplamente estudado e difundido na área de automação industrial, conhecido como *Tennessee Eastman Challenge Process*, com o objetivo de monitorar as principais variáveis de processo em relação à seus *thresholds*, validando assim a sua aplicabilidade em cenários semelhantes. O artigo ainda foca na potencial aplicação da técnica em diferentes áreas similares, em especial na automação inteligente de processos.

Palavras-chave— sistemas especialistas em automação, aplicações de sistemas inteligentes, automação inteligente, ambientes inteligentes, tennessee eastman

1 Introdução

Nas atuais indústrias modernas, a dimensão e a complexidade dos processos envolvidos torna o monitoramento inteligente uma tarefa de extrema relevância. O objetivo de manter os fluxos de funcionamento dos processos dentro da sua faixa de operação normal traz benefícios imediatos, desde promover a manutenção e o acréscimo da produtividade e eficiência além de evitar incidentes com consequências mais graves. Outros fatores, tais como a incorporação de padrões mais restritivos para emissão de poluentes, menor desperdício de matéria-prima e de consumo de energia e até mesmo o aparecimento de novos desafios tecnológicos — tais como os existentes para a exploração e produção de óleo e gás na camada pré-sal — também são aspectos que promovem a necessidade de se evitar oscilações e desvios operacionais através de um monitoramento preventivo.

Assim, em busca metodologias que promovam melhorias no desempenho, na produtividade, na eficiência e na segurança operacional de processos, corporações do ramo industrial vem cada vez mais investindo na adoção de tecnologias inteligentes. A incorporação de ferramentas que possam, de

forma automatizada ou semi-automatizada, auxiliar o operador humano na tomada de decisão minimiza os riscos de erros humanos, falhas que são promovidas por diversos fatores, tais como estresse, fadiga, distração e falta de experiência. A adoção da informática no monitoramento de processos também permite atender as novas necessidades de se obter respostas e ações rápidas e inteligentes a partir dos sistemas utilizados (Souza, 2013).

Outro fator determinante para o desenvolvimento de soluções computacionais inteligentes é a disponibilidade de grandes massas de dados — fruto dos avanços na instrumentação dos processos — mas que não refletem proporcionalmente a quantidade de informações úteis que transmitem eventos importantes durante a etapa de monitoramento do processo. Prova disso é que normalmente é difícil diferenciar entre condições normais e anormais de operação, ou então reconhecer quando uma perturbação irá causar um desvio a uma nova condição operacional a partir de dados isolados provenientes da instrumentação da planta. Motivado por estes aspectos, sistemas auxiliares capazes de interpretar e analisar dados

provenientes de um processo e retornar informações relevantes à operação ganham grande destaque e se caracterizam como grandes inovações tecnológicas na área de automação inteligente e de segurança operacional de processos.

Objetivando-se incorporar aspectos qualitativos da representação simbólica de dados resultantes da técnica conhecida como análise qualitativa de tendências (QTA) juntamente com as facilidades provenientes da modelagem de conhecimento através de regras *se-então* dos sistemas especialistas, os autores apresentaram uma abordagem conhecida como sistema especialista baseado em regras ponderado por tendências (Souza et al., 2014a). Este artigo explica de forma sucinta a proposta apresentada anteriormente e foca o seu intuito na validação da sua usabilidade no contexto da automação inteligente através da aplicação da técnica no *benchmark* conhecido como *Tennessee Eastman Process*.

Dessa maneira, o artigo encontra-se organizado da seguinte forma: na Seção 2 é apresentada um resumo da técnica proposta, assim como cada uma das etapas presentes no processo; a Seção 3 reúne os experimentos e consequentes resultados obtidos no estudo de caso escolhido; e por fim, na Seção 4 são sumarizadas as principais conclusões e indicações para trabalhos futuros.

2 Sistema Especialista Baseado em Regras Ponderado por Tendências

O sistema especialista baseado em regras ponderado por tendências (SEBRPT) é uma técnica inovadora que visa contribuir no monitoramento de séries temporais contínuas que devem respeitar certos perfis normalidade. Tais perfis são estabelecidos através de limiares, cujo padrão de operação considerado normal deve estar compreendido entre os *thresholds* superior e inferior. Os atuais sistemas responsáveis por monitorar o comportamento destas variáveis operam de forma discreta, simplesmente ativando alarmes caso o valor numérico do sinal em questão extrapole os limites definidos. Uma das contribuições da ferramenta é analisar além do valor quantitativo do sinal também incorporar os seus aspectos qualitativos, levando em consideração qual a sua tendência nas próximas amostras haja vista o seu comportamento nas amostras anteriores. Assim, esta Seção visa resumir o fluxo de execução do método proposto, iniciando-se desde a obtenção do sinal contínuo amostrado no tempo até a inferência do seu *fator de certeza*, índice que reflete o desvio operacional da variável em relação ao seu *threshold*.

Em linhas gerais, o objetivo geral deste método é, a partir da coleta de dados e posterior processo de inferência, permitir a extração do fator de certeza de tais regras, possibilitando assim exprimir a saídas das mesmas com um valor

compreendido no intervalo $[0, 1]$, diferentemente dos sistemas especialistas clássicos, onde as saídas das regras eram limitadas a lógica booleana (*verdadeiro* ou *falso*) (Souza et al., 2014b).

A ferramenta permite que condições das regras façam uso de variáveis contínuas ou discretas, sendo melhor detectada a contribuição da técnica quando envolvem-se dados contínuos na elaboração das regras, pois estas permitem uma análise regular do comportamento da situação modelada. Desta forma, como exemplos de regras genéricas podemos citar:

SE $v_1 > 100.0$ **ENTÃO** $\langle \text{ação} \rangle$

SE $v_1 > 100.0$ E $v_2 < 50.5$ **ENTÃO** $\langle \text{ação} \rangle$

SE $v_1 > 100.0$ OU $v_2 < 50.5$ **ENTÃO** $\langle \text{ação} \rangle$

A ideia então é analisar as variáveis contínuas presentes nas regras da base de conhecimento — que basicamente são resumidas em expressões relacionais envolvendo limiares superiores e/ou inferiores — e inferir a efetividade da regra em questão em um valor compreendido entre 0.0 e 1.0.

A metodologia empregada na extração de tais índices de veracidade das regras pode ser bem explicado a partir de suas etapas bem distintas:

1. Aproximação polinomial e identificação da primitiva;
2. Cálculo da função de reforço/penalidade;
3. Definição do fator de certeza.

Os procedimentos presentes em cada uma das etapas serão descritas detalhadamente nas subseções correntes (Subseção 2.1, 2.2 e 2.3).

2.1 Aproximação polinomial e identificação da primitiva

A primeira etapa do processo pode ser descrita através de seus dois estágios: a aproximação polinomial e a identificação da primitiva.

No primeiro estágio é necessário que os sinais contínuos observados sejam aproximados por uma sequência de segmentos unimodais através de algum método de aproximação polinomial. A abordagem proposta define, de modo *online*, a melhor aproximação do último segmento através de um polinômio de no máximo segunda ordem, especificado a partir de um método conhecido como regressão polinomial ajustado pelo método dos mínimos quadrados.

Basicamente, esta metodologia é caracterizada como um método de janela deslizante, visto que o algoritmo inicializa sua janela com um comprimento unitário e novos dados são adicionados até que o erro de aproximação do segmento utilizado exceda um valor e_{max} máximo especificado. Caso esta tolerância seja transgredida, o momento de criação de uma nova janela unitária é atingido (Shatkay and Zdonik, 1996).

De posse dos coeficientes referentes ao último segmento, é possível então classificar este de

acordo com o conjunto de primitivas empregado na etapa de identificação da primitiva. Esta identificação é basicamente realizada através da obtenção dos sinais da primeira e segunda derivada do presente polinômio, visto que o conjunto de primitivas empregado pela abordagem proposta é baseado naquele apresentado na Figura 1, introduzido inicialmente por Janusz and Venkatasubramanian (1991).

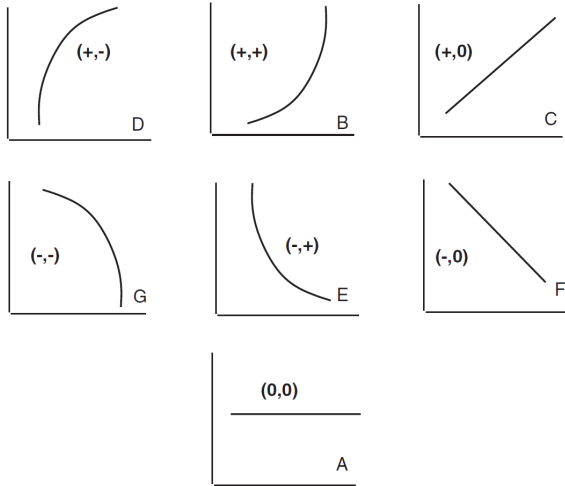


Figura 1: Conjunto fundamental de primitivas.

Ao final deste primeiro momento, é suficiente a ferramenta armazenar — mesmo que de maneira temporária — a primitiva p correspondente ao atual segmento, assim como o intervalo de tempo Δt em que este comportamento segue sem mudanças.

2.2 Cálculo da função de reforço/penalidade

A etapa seguinte é utilizar a informação qualitativa obtida na primeira etapa, e, em conjunto com os dados atuais do sinal inferir o fator de certeza de acordo com o limite (superior ou inferior) determinado pela regra. Para simplicidade da explanação, assume-se um problema referente a um limite superior, pois o caso inferior é similar, bastando pequenas adaptações.

Considere um sinal representado por uma variável contínua que tem como valor atual y . É possível então determinar a proximidade desta variável em relação ao seu limiar (θ), levando em consideração o valor médio de operação normal daquela variável (μ).

$$P_{sup} = \begin{cases} 1 & \text{se } y > \theta \\ \frac{y-\mu}{\theta-\mu} & \text{se } \theta \geq y \geq \mu \\ 0 & \text{se } y < \mu \end{cases} \quad (1)$$

E, equivalentemente, temos a distância percentual (δ) relativa a θ dado pelo complemento da equação anterior:

$$\delta = 1 - P_{sup} \quad (2)$$

O resultado desta equação reflete quantitativamente de maneira percentual quão próximo o valor da medição atual da variável está em relação ao seu limite superior (levando em consideração o valor médio deste sinal). Porém, a informação qualitativa, como o comportamento e a tendência desta variável não é levada em consideração. Independentemente da variável com valor atual y ter uma tendência de crescimento ou decrescimento, sua P_{sup} será a mesma.

O objetivo é, a partir dos dados disponíveis, calcular um valor de reforço ou uma penalidade a ser somado a P_{sup} , resultando em uma ponderação relativa a tendência da variável em questão. A função que tem essa responsabilidade ($F_{r/p}$) é dada por:

$$F_{r/p}(p, \Delta t, \delta) = A(p) * W(\Delta t) * \delta \quad (3)$$

O valor de $A(p)$ é determinado em função da primitiva em questão a fim de limitar a contribuição máxima de acordo com cada primitiva, como demonstra a Equação 3. Nota-se que quanto maior a taxa de crescimento, maior o valor de $A(p)$ (reforço), e, analogamente, quanto maior a taxa de decrescimento, menor o valor de $A(p)$ (penalidade).

$$A(p) = \begin{cases} 1 & \text{se } p = (+, +) \\ 2/3 & \text{se } p = (+, 0) \\ 1/3 & \text{se } p = (+, -) \\ 0 & \text{se } p = (0, 0) \\ -1/3 & \text{se } p = (-, +) \\ -2/3 & \text{se } p = (-, 0) \\ -1 & \text{se } p = (-, -) \end{cases} \quad (4)$$

A determinação de $W(\Delta t)$ é obtida através de uma função exponencial dada por $1 - e^{-\Delta t}$. Em outras palavras, $W(\Delta t)$ representa um peso relativo a continuidade de um comportamento semelhante. Desta forma, quanto mais tempo uma determinada primitiva permanecer inalterada maior a sua contribuição à função de reforço/penalidade.

Multiplicando-se $A(p)$ e $W(\Delta t)$ se obtém a ponderação percentual que será aplicada a δ , segundo a Equação 3. A Figura 2 ilustra as possíveis combinações, em relação a primitiva identificada p e o intervalo de tempo Δt .

Em resumo, dos termos para o cálculo de $F_{r/p}$ temos que δ é a indicação percentual da distância da variável ao *threshold*, $W(\Delta t)$ é o peso resultante do contínuo comportamento ao longo do tempo e $A(p)$ define o limite máximo de reforço ou penalidade.

2.3 Definição do fator de certeza

Definido o valor da função de reforço/penalidade ($F_{r/p}$), a definição do fator de certeza (G) se torna

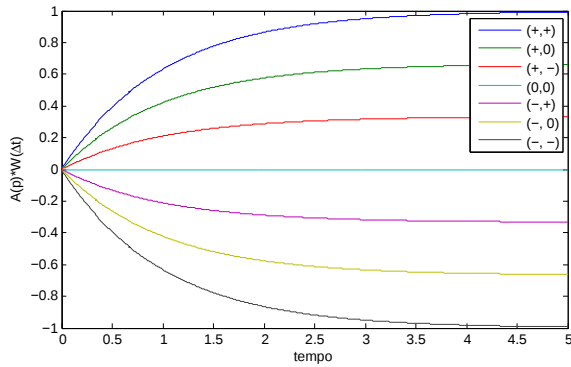


Figura 2: Poss veis combina  es entre $A(p)$ e $W(\Delta t)$.

uma tarefa trivial. Dado o percentual do valor atual y em rela  o ao *threshold* θ — indicado por P_{sup} (Equa  o 1) —   suficiente somar o valor de $F_{r/p}$:

$$G = P_{sup} + F_{r/p} \quad (5)$$

A abordagem permite tamb m a modelagem de regras que fazem uso de operadores l gicos, resultando em regras mais complexas. Neste caso, o c lculo do fator de certeza   realizado para cada vari vel individualmente (G_i) e elas s o combinadas de acordo com a opera  o l gica em quest o, como indicado na Tabela 1 (exemplificadas pela presen a m ltiplas condi  es C_i).

Tabela 1: C lculo de G com m ltiplas condi  es.

Express�o	C�lculo de G
C_1 e C_2 e ... e C_n	$avg(G_1, G_2, \dots, G_n)$
C_1 ou C_2 ou ... ou C_n	$max(G_1, G_2, \dots, G_n)$

Em suma, a conjun  o l gica de condi  es resulta na opera  o de m dia aritm tica entre os fatores de certeza (G_i) de cada uma delas. J  a disjun  o l gica de condi  es resulta no maior fator de certeza (G_i) entre elas.

3 Resultados

3.1 Descri  o do Processo

O processo *Tennessee Eastman* (TE) foi proposto pela *Eastman Chemical Company* como uma simula  o real stica de um processo qu mico para fins de avalia  o de algoritmos de controle e de monitoramento de falhas. Introduzido e adaptado por Downs and Vogels (1993), o processo TE   uma resposta a necessidade de problemas verdadeiros para a aplica  o e discuss o de diferentes m todos e t cnicas no meio acad mico e cient fico.

A descri  o completa do processo pode ser conferida no artigo que introduziu o problema (Downs and Vogels, 1993), j  no presente artigo abordaremos apenas os aspectos essenciais para

nosso estudo. O sistema pode ser brevemente descrito como um arranjo reator-separador-reciclo com o objetivo de produ  o de dois diferentes compostos em uma determinada propor  o. Uma representa  o esquem tica do processo   apresentada na Figura 3.

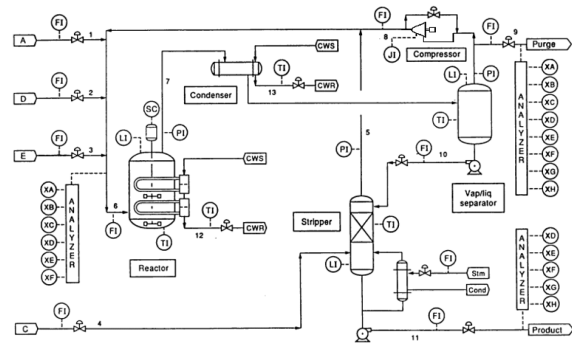


Figura 3: Representa  o esquem tica do processo *Tennessee-Eastman*.

O sistema   composto, ao todo, por 41 vari veis medidas e 12 poss veis manipuladas. As restri  es operacionais do processo podem ser vistas na Tabela 2, sendo objetivo do sistema de controle manter o processo na faixa normal de opera  o.

Tabela 2: Restri  es operacionais do processo de *Tennessee Eastman*.

Vari�vel de processo	Limite de opera��o	
	Low	High
Press�o do reator	n/a	2895 kPa
N�vel do reator	11.8 m ³	21.3 m ³
Temperatura do reator	n/a	150�C
N�vel do separador	3.3 m ³	9.0 m ³
N�vel do <i>stripper</i>	3,5 m ³	6,6 m ³

As presentes informa  es contidas na Tabela 2 permitem validar a usabilidade da t cnica apresentada neste artigo, de forma a monitorar vari veis observ veis de acordo com o seus *thresholds*.   de conhecimento geral que, para um diagn stico preciso e eficiente se faz necess rio monitorar aspectos anteriores a anormalidade propriamente dita. O comportamento das vari veis envolvidas em uma determinada situa  o monitorada trazem valiosas informa  es sobre a possibilidade ou n o do acontecimento da mesma, acarretando em uma poss vel a  o preventiva imediata por parte do operador. Se torna evidente a contribui  o de tal a  o em rela  o a seguran a operacional de processos.

3.2 Obten  o de Resultados

Para obten  o de resultados num ricos foi escolhida a press o do reator como vari vel a ser observada. Sua escolha foi devido a sua caracter stica de ter uma din mica r pida e ser mais suscept vel

a mudanças de acordo com anormalidades, sendo assim uma variável interessante de se observar o comportamento de seu fator de certeza. O período de tempo observado para realizar esse experimento pode ser visto na Figura 4, período no qual houve uma falha operacional (variação aleatória na temperatura do fluido de resfriamento do reator) simulada no modelo.

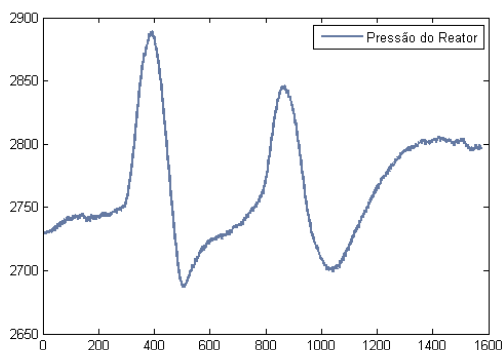


Figura 4: Período de tempo observado.

Como descrito na Tabela 2, a pressão do reator tem como *threshold* superior o valor de 2895 kPa, sendo 3000 kPa o valor para o sistema de inter-travamento agir no processo. A média de operação da variável, ajustada de acordo com o valor do *set-point* do controlador da malha em que ele está presente, tem o valor de 2770 kPa. Dessa forma, podemos modelar essa situação com a seguinte regra:

SE

$pressao_reator > 2895 \text{ kPa}$

ENTÃO

“Pressão alta no reator.”

Ao se monitorar tal variável, levando em consideração também o seu comportamento ao longo do tempo é possível estimar quão próxima uma regra está de ser ativada, permitindo assim ao operador realizar as devidas ações para evitar aquela situação indesejável. É notável que, na visão e raciocínio de um operador, além dos valores numéricos de determinadas variáveis monitoradas as tendências das mesmas também são de significativa importância. Assim, ao incorporar ao diagnóstico uma ponderação relativa ao comportamento das variáveis envolvidas esta operação se torna mais eficiente e eficaz.

As Figuras 5 e 6 ilustram duas etapas do processo realizado pelo sistema especialista baseado em regras ponderado por tendências: a aproximação polinomial e o comportamento do fator de certeza ao longo do tempo, respectivamente.

O interessante é notar que realizando uma análise puramente quantitativa, os instantes $t = 360$, $t = 442$, $t = 865$ e $t = 897$ teriam o mesmo

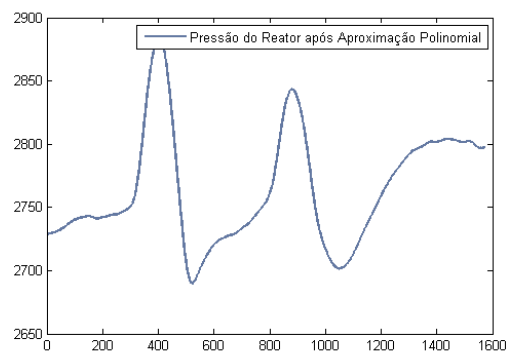


Figura 5: Resultado da aproximação polinomial.

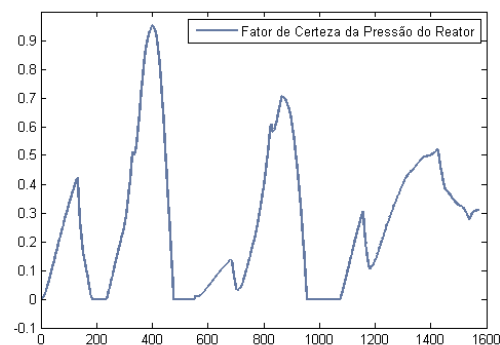


Figura 6: Fator de certeza ao longo do tempo.

valor para uma regra clássica, pois o valor da variável é exatamente o mesmo, $y = 2838 \text{ kPa}$. Ao se utilizar a abordagem proposta, que leva em consideração fatores numéricos e também comportamentais (quantitativo e qualitativo), os seguintes fatores de certeza (G) foram obtidos:

Tabela 3: Resultados obtidos em diferentes instantes de tempo.

t	y	p	G
360	2838 kPa	(+, +)	71,2%
442	2838 kPa	(-, -)	51,6%
865	2838 kPa	(+, -)	70,1%
897	2838 kPa	(-, -)	63,1%

A análise destes resultados conclui que, mesmo para um mesmo valor atual, a evolução do comportamento da variável também é levada em consideração, tornando assim a estimação de um grau de exatidão daquela determinada regra mais apropriado. Dessa forma a possibilidade de se detectar uma anormalidade no processo por parte do operador se torna mais eficiente, devido ao fato do monitoramento contínuo do comportamento de determinadas regras.

4 Conclusões

O presente artigo apresentou a aplicação de uma técnica denominada sistema especialista baseado em regras ponderado por tendências em um conhecido *benchmark* da área de automação inteligente. A utilização de um *benchmark* tão conhecido na literatura e na comunidade científica permite validar e obter resultados preliminares que podem ser comparados com métodos e técnicas similares, tema que será abordado em publicações futuras. O artigo em questão teve como foco a análise da aplicabilidade do método em um problema que, apesar de simulado reflete um cenário real, validando assim a sua eficiente empregabilidade em processos industriais.

Dentre as diferentes contribuições da abordagem empregada é possível citar a possibilidade do acompanhamento contínuo e eficiente do comportamento do processo, assimilando-se ao raciocínio de um operador humano, que conta mais com aspectos qualitativos do que baseado em números precisos. A descrição qualitativa e quantitativa da evolução do estado das variáveis a partir de descritores simbólicos torna a ferramenta capaz de emular a capacidade de raciocínio de um operador ao mesmo tempo que minimiza a chance de erros humanos.

O objetivo fundamental deste monitoramento inteligente é minimizar as chances de erro humano, assim como melhorar a segurança operacional e a confiabilidade dos processos por meio da detecção de anormalidades e de diagnósticos preventivos. Além do monitoramento avançado, a ferramenta possibilita uma grande gama de possíveis aplicações, em especial na área de automação inteligente, como nos estudos de diagnóstico de processos e na detecção de falhas.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio intelectual, expertise e recursos fornecidos pela equipe da Engenharia Básica do CENPES-Petrobras. Agradecimentos também a equipe do Laboratório de Informática Industrial (LII - nPITI), ao Instituto Metrópole Digital (IMD) e a Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN).

Referências

- Downs, J. and Vogels, F. (1993). A plant-wide industrial process control problem, *Computers Chem Engng* **17**: 245–255.
- Janusz, M. E. and Venkatasubramanian, V. (1991). Automatic generation of qualitative descriptions of process trends for fault detection and diagnosis, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* **4**(5): 329 – 339.
- Shatkay, H. and Zdonik, S. (1996). Approximate queries and representations for large data sequences, *Data Engineering, 1996. Proceedings of the Twelfth International Conference on*, pp. 536–545.
- Souza, D. C. (2013). Análise qualitativa de tendências aplicada à automação inteligente, *Controle & Instrumentação* **16**(191): 54–59.
- Souza, D. C., Doria Neto, A. and Guedes, L. (2014a). Sistema especialista baseado em regras ponderado por tendências aplicado ao diagnóstico de processos, *Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática*.
- Souza, D. C., Doria Neto, A. and Guedes, L. (2014b). Trend-weighted rule-based expert system for process diagnosis, *Emerging Technology and Factory Automation (ETFA), 2014 IEEE*, pp. 1–4.