

# ANÁLISE QUALITATIVA DE TENDÊNCIAS APLICADA À AUTOMAÇÃO INTELIGENTE

DANILO C. DE SOUZA<sup>1</sup>, RAFAEL M. TELES<sup>1</sup>, ADRIÃO D. D. NETO<sup>1</sup>, LUIZ AFFONSO GUEDES<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Laboratório de Informática Industrial, Departamento de Engenharia da Computação e Automação  
Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)*

*Campus Universitário Lagoa Nova, 59078-970, Natal, RN, Brasil*

*E-mails: [curvelo, rmteles, adriao, affonso]@dca.ufrn.br*

**Abstract**— One of the major problems in the operation of industrial plants is how to effectively deal with the large magnitude of process data. Typically these data do not reflect important aspects of the problem, such as trends and behaviors of the concerned process. Thus, systems able to access, extract and analyze process trends would be suitable to solve these information management problems. This article presents a technique widely used in the study of the process variables dynamics, known as qualitative trending analysis (QTA), as well as their possible applications in the industrial environment, especially in the field of intelligent automation of industrial plants. This approach uses symbolic abstractions extracted from the massive amount of numerical data involved in the process, thus allowing a better utilization of the qualitative reasoning and intellectual capacity of the operators.

**Keywords**— intelligent automation, trend analysis, fault detection, diagnosis.

**Resumo**— Um dos principais problemas na operação de plantas industriais é como lidar eficientemente com a grande magnitude de dados do processo. Normalmente esses dados não refletem aspectos importantes do problema, tais como as tendências e comportamentos do processo em questão. Deste modo, sistemas capazes de acessar, extrair e analisar tendências do processo seria adequado para solucionar estes problemas de gerência de informações operacionais. O presente artigo apresenta uma técnica amplamente utilizada no estudo de dinâmicas envolvendo variáveis de um processo, chamada de análise qualitativa de tendências (QTA), assim como suas possíveis aplicações no ambiente da indústria, em especial na automação inteligente de plantas industriais. Esta abordagem utiliza abstrações simbólicas a partir da massiva quantidade de dados numéricos envolvidas no processo, permitindo assim, uma melhor utilização da capacidade de raciocínio qualitativo e da capacidade intelectual dos operadores.

**Palavras-chave**— automação inteligente, análise de tendências, detecção de falhas, diagnóstico.

## 1 Introdução

O aumento da complexidade dos processos industriais e das tecnologias empregadas no setor industrial torna pertinente a adoção de novos sistemas auxiliares de apoio à operação e ao processo de tomada de decisão. Diversos elementos concorrem para este aumento de complexidade, desde a incorporação de padrões mais restritivos para emissão de poluentes, menor desperdício de matéria-prima e de consumo de energia, busca por acréscimo de produtividade 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.

Assim, empresas do ramo industrial cada vez mais investem em novas tecnologias objetivando a melhoria do desempenho, da produtividade, da eficiência, da qualidade e da segurança operacional de seus processos. Neste contexto, o setor tático e estratégico das organizações industriais passou por diversas mudanças no decorrer das últimas décadas, mudança que está diretamente relacionada à incorporação da informática em seus processos, permitindo, assim, atender a necessidade de se obter respostas rápidas e até mesmo inteligentes a partir dos sistemas utilizados.

Ainda devido aos recentes avanços em relação as tecnologias de instrumentação, uma grande massa de dados se tornou disponível relacionada ao processo em questão. Porém, essa riqueza de dados não reflete proporcionalmente a quantidade de informações que transmitem tendências e eventos importantes durante o 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.

Deste modo, sistemas auxiliares capazes de interpretar e analisar dados provenientes de um processo e retornar informações relevantes a operação ganham grande destaque e se caracterizam como como grandes inovações tecnológicas na área de automação inteligente e de segurança operacional de processos.

No contexto de processamento de dados relativos a um processo, um sistema capaz de assessorar e explicar o comportamento de um processo iria ajudar a solucionar os problemas de escassez de informações e servir como um sistema de auxílio inteligente durante a operação.

Este artigo apresenta uma área de estudo direcionada ao processamento e análise qualitativa da tendência de sinais contínuos, como é o caso de grande parte das variáveis de processo de uma planta indus-

trial. Neste escopo, este artigo ainda apresenta a utilização desta técnica em aplicações que envolvem diretamente a área de automação inteligente de processos industriais, que é o caso da detecção de falhas e do diagnóstico preventivo.

A fundamentação teórica acerca do raciocínio qualitativo realizado pela técnica de análise qualitativa de tendências é introduzida na Seção 2. A Seção 3 reúne uma gama de possíveis aplicações relacionadas à operação inteligente de processos utilizando as técnicas aqui apresentadas. Por fim, a Seção 4 sumariza as considerações finais e apresenta propostas de desenvolvimento de sistemas baseados na metodologia estudada neste artigo.

## 2 Análise Qualitativa de Tendências

O raciocínio qualitativo é uma área relativamente nova da inteligência artificial, e é uma abordagem útil para se extrair informação a partir de dados numéricos e representá-los simbolicamente de uma maneira qualitativa. Sua utilização é apropriada ou até mesmo necessária quando toda a informação numérica (quantitativa) do problema em estudo não é viável ou não está disponível durante a análise. O objetivo da sua utilização é desenvolver representações e métodos que permitam aos sistemas computacionais inferir o comportamento dos sistemas sem a necessidade de informações quantitativas precisas.

Uma das técnicas mais amplamente utilizadas que utiliza o raciocínio qualitativo é a análise qualitativa de tendências (*qualitative trend analysis*), metodologia empregada para extração de características qualitativas importantes a partir da medição de sinais e para interpretação de tais características com o objetivo de inferir conclusões relevantes.

A análise qualitativa de tendências é normalmente realizada a partir de duas sub-rotinas: a extração das tendências e a análise de conclusões a partir das tendências extraídas (Maurya et al., 2010). A etapa de extração de tendências é responsável por processar o sinal desejado e representá-lo como uma sequência de segmentos unimodais suaves contidos em grupo pré-determinado de estruturas chamadas de primitivas. Em seguida a etapa de análise de conclusões tem como objetivo utilizar a informação qualitativa obtida para realizar inferência de conhecimento útil visando a área de aplicação proposta.

### 2.1 Extração de Tendências

O processo de extração de tendências a partir de um sinal é realizado a partir seguindo uma metodologia de dois estágios. Em um primeiro momento o sinal observado é aproximado por uma sequência de segmentos utilizando um dos diversos métodos de aproximação polinomial de funções existentes. Em seguida é realizada a segmentação da aproximação polinomial obtida na primeira etapa do processo em uma

sequência de descritores qualitativos chamados de primitivas.

#### 2.1.1 Abordagens de Aproximação Polinomial para Extração de Tendências

Um sinal pode ser aproximado utilizando-se uma sequência de funções polinomiais de até no máximo uma ordem especificada, e dentre as diferentes abordagens mais relevantes descritas na literatura e reunidas por Maurya et al. (2007) têm destaque:

- (i) *Janela fixa*: Este método, descrito por Konstantinov e Yoshida (1992), divide o conjunto de dados em segmentos de comprimento fixo e realiza o ajuste de um polinômio de ordem  $m$  até que o erro de aproximação atinja um limite de tolerância ou a ordem máxima seja alcançada.
- (ii) *Janela deslizante*: A abordagem da janela deslizante inicia o algoritmo com uma janela de comprimento pequeno e novos dados são adicionados até que o erro de aproximação do segmento utilizado exceda um valor máximo especificado  $e_{max}$ . Trata-se de um algoritmo *online* por natureza, porém pode trazer resultados ineficientes em alguns casos, como a geração de grande quantidade de segmentos (Shatkey, 1995).
- (iii) *Abordagem top-down*: Este algoritmo é iniciado ajustando um único polinômio de até um determinado grau  $m$  para todo o sinal. Caso o erro de aproximação seja alto, o conjunto é dividido em duas metades, e a etapa de ajuste polinomial é realizado novamente para cada uma das partes. Este processo é então repetido até que uma boa aproximação seja obtida (Keogh et al., 2001).
- (iv) *Abordagem bottom-up*: O algoritmo *bottom-up* inicia ajustando a melhor representação linear do sinal ( $n/2$  segmentos em uma série temporal de  $n$  amostras). Em seguida, segmentos adjacentes são fundidos com o objetivo de se criar segmentos maiores de acordo com um critério de custo de fusão mínimo (Keogh et al., 2001).
- (v) *Abordagem SWAB*: Keogh et al. (2001) apresentou uma nova abordagem híbrida conhecida como SWAB que combina a abordagem de janela deslizante com a abordagem *bottom-up*. O desempenho deste algoritmo é semelhante ao do algoritmo *bottom-up* porém sua complexidade é significativamente maior.

Aproximado o sinal a partir de uma sequência de polinômios, uma das principais vantagens da análise qualitativa de tendências é destacada: a significativa taxa de compressão dos dados numéricos gerados em pequenos intervalos de tempo de uma série temporal. Realizada esta etapa do processo, é suficiente armazenar os coeficientes dos polinômios responsáveis por aproximar o sinal para analisá-lo qualitativamente.

te para extração de características importantes das tendências e suas potenciais consequências.

### 2.1.2 Segmentação da Aproximação Obtida em Primitivas

Realizada a aproximação do sinal por polinômios conhecidos, se torna possível a segmentação e identificação de uma sequência de formas básicas (como crescente, decrescente, constante, entre outras), chamadas de primitivas (Janusz e Venkatasubramanian, 1991).

Janusz e Venkatasubramanian (1991) demonstraram que qualquer sinal suave pode ser representado como uma sequência contendo sete formas básicas. O conjunto de elementos fundamentais da linguagem descritiva de tendências proposta é formado por A(0, 0), B(+, +), C(+, 0), D(+, -), E(-, +), F(-, 0) e G(-, -), onde os sinais representam a primeira e segunda derivada, respectivamente, e ilustradas na Figura 1. A segmentação da aproximação obtida em primitivas pode ser realizada utilizando diferentes conjuntos, como grupos contendo primitivas mais específicas ou então reunindo uma quantidade menor de formas básicas dependendo do problema abordado (Keogh et al., 2001; Mah et al., 1995).

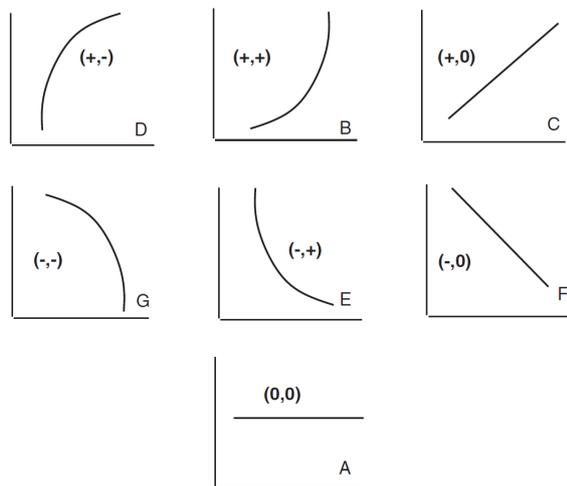


Figura 1. Conjunto fundamental de primitivas.

Esta etapa de segmentação do sinal em primitivas é obtida através da análise da mudança de sinal da primeira e segunda derivada (para a linguagem fundamental de primitivas da Figura 1), que nesta altura podem ser calculadas facilmente através de seus respectivos polinômios encontrados na etapa de aproximação polinomial.

Desta forma, o conjunto {primitiva, intervalo de tempo}, caracteriza o que é chamado de episódio (Charbonnier et al., 2005). Em outras palavras, um episódio é o intervalo de comportamento uniforme onde todas as propriedades qualitativas de uma variável são constantes. A sequência contínua de episódios gera então o que é conhecido como tendência qualitativa do sinal, podendo ser em seguida interpretada em função do problema em estudo.

A Figura 2 representa a sequência de etapas realizadas durante a fase de extração de tendências.

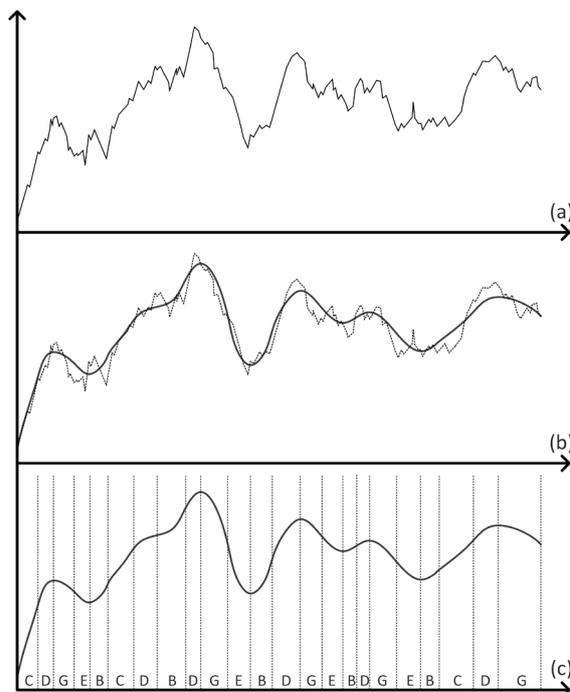


Figura 2. Etapas da extração das tendências: (a) medição do sinal original; (b) aproximação polinomial do sinal; (c) segmentação da aproximação obtida em primitivas do conjunto fundamental.

### 2.2 Interpretação das Tendências

A segunda etapa da metodologia de análise qualitativa de tendências reúne técnicas e procedimentos responsáveis pela inferência de conclusões a partir da análise do comportamento qualitativo das variáveis associadas.

Dentre a gama de possíveis técnicas a serem aplicadas nesta etapa do processo o casamento de padrão entre tendências é a mais relevante na literatura (Janusz e Venkatasubramanian, 1991; Charbonnier et al., 2005; Maurya et al., 2010). Esse procedimento é baseado na medição da similaridade entre a tendência obtida pela etapa de extração com um banco pré-definido de tendências a serem observadas. Definido um certo grau de confiança, é possível determinar se o comportamento da variável medida se assemelha com uma medição de tendência previamente armazenada no sistema.

Diversas propostas de métodos voltados a análise de similaridade de tendências são destacadas na literatura, como abordagem *fuzzy* de similaridade de primitivas (Dash et al., 2003), classificação baseada em árvores de decisão (Bakshi e Stephanopoulos, 1994, 1994), similaridade baseada em análise das componentes principais (Johannesmeyer et al., 2002), similaridade baseada nos coeficientes *wavelet* (Lu et al., 2003), entre outros.

Outra possível técnica a ser aplicada nesta etapa do processo é a utilização de além dos dados quanti-

tativos também a informação qualitativa das variáveis envolvidas como base de fatos de um sistema especialista baseado em regras. Desta forma, regras de produção clássicas – no formato *se-então* – podem se tornar condicionadas não somente a dados numéricos, mas também ao comportamento das variáveis.

Ainda focando a utilização de regras de produção, tendências podem ser utilizadas como um método de expressar o grau de significância de uma determinada regra. Por exemplo, caso uma regra seja condicionada a extrapolação de uma determinada variável  $X$  de um valor fixo  $Y$  (Se  $X > Y$ ), o comportamento do valor da variável  $X$  pode ser utilizado a fim de inferir um grau de validade desta regra dentro do intervalo  $[0, 1]$ . Caso a variável  $X$  atinja um valor  $Z < Y$ , com uma tendência de rápido crescimento, esta regra será associada a um peso maior do que se a variável  $X$  estivesse com o mesmo valor  $Z$  mas com um comportamento decrescente.

### 3 Aplicações na Automação Inteligente

A análise de tendências é uma abordagem útil para extrair informação a partir de dados numéricos e representá-los simbolicamente de uma maneira qualitativa. No âmbito da automação inteligente de processos industriais, seu emprego tem o objetivo de converter dados numéricos obtidos através de medições (sensores) em conhecimento útil aplicado ao suporte ao operador. Certas aplicações, tais como a detecção de falhas e o diagnóstico preventivo têm um papel muito importante em relação a segurança operacional e controle de qualidade de processos industriais, e esta seção reúne essas duas possíveis aplicações através da abordagem de análise qualitativa de tendências.

#### 3.1 Detecção de Falhas

A detecção de falhas apresenta um importante papel na melhoria da confiabilidade e na segurança dos complexos e modernos sistemas dinâmicos. Diversas abordagens são propostas para esta área de aplicação, com o auxílio da incorporação de inúmeras ferramentas científicas. A análise qualitativa de tendências vem atendendo de maneira adequada sistemas responsáveis por realizar o reconhecimento eficiente de falhas em equipamentos e no processo.

A aplicação para detecção de falhas proposta neste artigo visa o casamento entre padrões de tendências pré-estabelecidos por um conjunto de especialistas no processo, caracterizados como falhas operacionais, com tendências extraídas em tempo real a partir do monitoramento das variáveis observadas. A partir do reconhecimento da ocorrência de tais falhas, o planejamento de medidas corretivas pode ser realizada a fim de tornar aquele equipamento/sistema novamente operacional.

Deste modo, com o auxílio da análise qualitativa de tendências a atividade de cálculo de similaridade entre comportamentos conhecidos como falhas com o comportamento atual do processo estudado se torna viável, caracterizando assim um sistema de detecção de falhas.

A Figura 3 estabelece a arquitetura do sistema de detecção de falhas proposto, uma ferramenta de análise *online* responsável pelo reconhecimento de operações defeituosas envolvendo sub-sistemas de um processo industrial. A Figura 4 apresenta um exemplo do processo de reconhecimento entre padrões de tendências pré-estabelecidas e medidas.

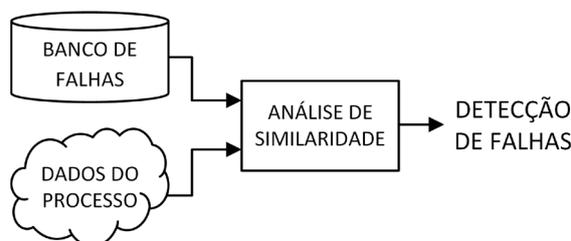


Figura 3. Arquitetura de um sistema de detecção de falhas em processos.

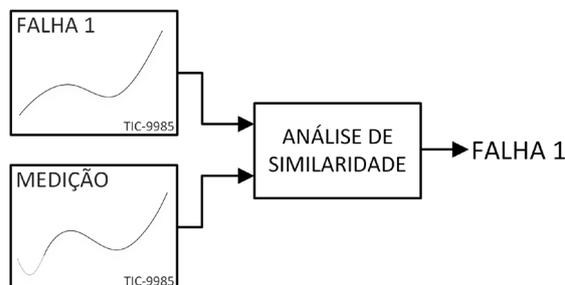


Figura 4. Exemplo do processo de análise de similaridade entre tendências.

#### 3.2 Diagnóstico

Assim como a detecção de falhas, o rápido diagnóstico de anormalidades é reconhecido como uma atividade importante para otimização da segurança operacional. Rápidas e adequadas ações corretivas podem ajudar a minimizar desvios de produtividade e qualidade do processo, e também reduzir riscos de consequências perigosas.

A utilização da técnica abordada neste artigo se encaixa com adequação na área de geração de diagnósticos preventivos, visto que tendências do processo normalmente oferecem indicações valiosas acerca de anormalidades e desvios operacionais no processo. Ainda, uma análise apropriada realizada a partir de informações qualitativas tem a capacidade de detectar uma situação anormal antes de sua real ocorrência, permitindo assim a realização de medidas preventivas, de forma a evitar, por exemplo, paradas não programadas ou incidentes mais críticos.

A arquitetura típica de um sistema de diagnósticos baseado na análise de tendências das variáveis do processo seria apoiada em um sistema especialista tradicional, utilizando como formalismo de armazenamento do conhecimento as regras de produção. Desta forma, as ações das regras modeladas – que para esta aplicação seriam mensagens de diagnóstico – seriam exibidas ao operador juntamente com o seu respectivo grau de confiabilidade. A Figura 5 ilustra a arquitetura simplificada do sistema proposto. No exemplo ilustrado na Figura 6, o diagnóstico será avaliado não somente a partir da extrapolação do *threshold* estabelecido, mas também de acordo com o comportamento dinâmico da variável. Quando a pressão no duto atingir o de valor 80 lbf/in<sup>2</sup>, mas com tendência de rápido crescimento, o diagnóstico preventivo já tem significativo grau de validade e portanto potencial de ser avaliado pelo operador.

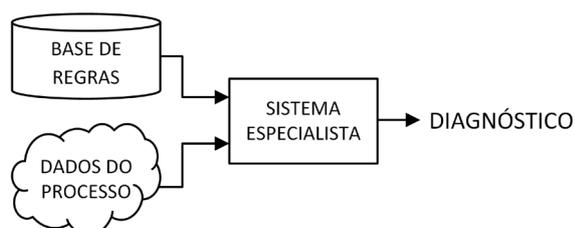


Figura 5. Arquitetura de um sistema de inferência de diagnósticos do processo.

EXEMPLO DE REGRA DE DIAGNÓSTICO	
<b>SE</b>	Válvula de saída está <i>ABERTA</i>
	e
	Pressão no duto <i>maior que 100 lbf/in<sup>2</sup></i>
<b>ENTÃO</b>	Obstrução do duto

Figura 6. Exemplo de regra aplicada a diagnósticos de processos industriais.

#### 4 Conclusão

Neste artigo, diversas metodologias e abordagens relacionadas ao tema de estudo proposto – a análise qualitativa de tendências – foram discutidas, assim como as possíveis aplicações no âmbito da automação industrial. O desenvolvimento de tais ferramentas agregam um valor significativo a área de monitoramento de processos, que carece de sistemas inteligentes de auxílio a operação.

A característica chave desta metodologia é que o raciocínio do operador é mais qualitativo do que baseado em números precisos. Neste sentido, a utilização da descrição da evolução do estado das variáveis, em um intervalo de tempo, usando um conjunto de símbolos qualitativos, emula a capacidade de raciocínio de um operador humano. O objetivo fundamental deste monitoramento avançado é minimizar as chances de erro humano, assim como melhorar a seguran-

ça operacional e a confiabilidade dos processos por meio da detecção de anormalidades e de diagnósticos preventivos.

Desta forma, a análise qualitativa de tendências se mostrou adequada as aplicações propostas na área de automação inteligente, principalmente devido à natureza das variáveis associadas, que em sua grande maioria tem caráter contínuo e seus comportamentos trazem informações valiosas sobre a dinâmica do processo.

#### Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio intelectual, expertise e recursos fornecidos pela equipe da Engenharia Básica do CENPES-Petrobras. O primeiro autor agradece ao CNPq pelo auxílio financeiro proporcionado.

#### Referências Bibliográficas

- Bakshi, B.R. e Stephanopoulos, G. (1994). Representation of process trends—IV. Induction of real-time patterns from operating data for diagnosis and supervisory control, *Comput & Chem Engng*, 18(4): 303–332.
- Charbonnier, S.; Garcia-Beltan, C.; Cadet, C. e Gentil, S. (2005). Trends extraction and analysis for complex system monitoring and decision support. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 18 (1), pp. 21–36.
- Dash, S.; Rengaswamy, R. e Venkatasubramanian, V. (2003). Fuzzy-logic based trend classification for fault diagnosis of chemical processes, *Comput & Chem Engng*, 27(3), pp. 347–362.
- Janusz, M. e Venkatasubramanian, V. (1991). Automatic generation of qualitative description of process trends for fault detection and diagnosis. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 4 (5), pp. 329–339.
- Johannesmeyer, M.C.; Singhal, A. e Seborg, D.E., (2002). Pattern matching in historical data, *AIChE J*, 48(9): 2022–2038.
- Keogh, E. J.; Chu, S.; Hart, D. e Pazzani, M. J. (2001). An online algorithm for segmenting time series. *IEEE International Conference on Data Mining ICDM*, San Jose, CA, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, pp. 289–296.
- Konstantinov, K. B. e Yoshida, T. (1992). Real-time qualitative analysis of the temporal shapes of (bio)process variables. *AIChE J.*, 38 (11), pp. 1703–1715.
- Lu, N.; Wang, F. e Gao, F. (2003). Combination method of principal component and wavelet analysis for multivariate process monitoring and fault diagnosis, *Ind Engng Chem Res*, 42(18), pp. 4198–4207.
- Mah, R. S. H.; Tamhane, A. C.; Tung, S. H. e Patel, A. N. (1995). Process trending with piecewise linear smoothing. *Comput. Chem. Eng.* 19 (2), pp. 129–137.

- Maurya, M. R.; Rengaswamy, R. e Venkatasubramanian, V. (2007). Fault diagnosis using dynamic trend analysis: A review and recent developments. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Volume 20, Issue 2, pp. 133-146.
- Maurya M. R.; Paritosh P. K.; Rengaswamy, R. e Venkatasubramanian, V. (2010). A framework for on-line trend extraction and fault diagnosis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Volume 23, Issue 6, pp. 950-960.
- Shatkay, H. (1995). Approximate Queries and Representations for Large Data Sequences. Technical Report cs-95-03, Department of Computer Science, Brown University.
- Maurya M. R.; Paritosh P. K.; Rengaswamy, R. e Venkatasubramanian, V. (2010). A framework for on-line trend extraction and fault diagnosis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Volume 23, Issue 6, pp. 950-960.