

ANÁLISE DE CAUSALIDADE DE ALARMES INDUSTRIAIS UTILIZANDO TESTE DE CAUSALIDADE DE GRANGER

TIAGO FERNANDES DE MIRANDA*, LUIZ AFFONSO GUEDES*, GUSTAVO BEZERRA PAZ LEITÃO†

**Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Departamento de Engenharia da Computação e Automação
Natal, Rio Grande do Norte, Brasil*

*†Logique Sistemas
Natal, Rio Grande do Norte, Brasil*

Emails: tiagomiranda@dca.ufrn.br, affonso@dca.ufrn.br, gustavo@logiquesistemas.com.br

Abstract— In this paper is proposed the use of the Granger causality test in order to indicate possible causality relationship between industrial alarms. As the Granger causality test was designed for continuous signals and alarm signals are essentially discrete data, so there was the need to apply a smoothing technique on alarm data. The proposal was validated using a simulated alarm data set. The obtained results indicate that the our proposal is promising and it can useful to possible causal relationship identification and viable to apply in real alarms data, improving industrial safety.

Keywords— Industrial Alarms, Causality, Granger Causality Test.

Resumo— Neste trabalho é proposto o uso do teste de causalidade de Granger com o objetivo de indicar possíveis relações de causalidade entre alarmes industriais. Como o teste de causalidade de Granger foi inicialmente desenvolvido para sinais contínuos e os sinais de alarmes são essencialmente dados discretos, houve a necessidade de aplicar técnicas de suavização nos dados dos alarmes. A proposta foi validada usando um conjunto de dados de alarmes simulados. Os resultados obtidos indicam que a nossa proposta é promissora, útil para identificação de possíveis relações causais e viável para aplicações em alarmes reais, aprimorando a segurança industrial.

Palavras-chave— Alarmes Industriais, Causalidade, Teste de Causalidade de Granger.

1 Introdução

Com o advento da automação aplicada aos processos industriais, a segurança e eficiência das linhas de produções aumentou de forma considerável. Entretanto, tal novidade trouxe em contrapartida, uma imensa quantidade de dados oriundos dos dispositivos de controle (atuadores e sensores) do processo e por isso, transformá-los em informação passou a se tornar um grande desafio (Leitão et al., 2014).

Em meio a essa problemática, os alarmes industriais também deixaram de ser dispositivos físicos em painéis luminosos e passaram a ser apresentados em listas digitais dentro dos sistemas de automação da companhia. A facilidade em se criar novos alarmes associada a falta de filosofia e processos bem definidos que regulamentassem o setor, bem como a crescente automação dos processos, levou ao excesso de alarmes configurados por operador ao ponto de deixar os sistemas de alarmes inoperáveis (Equipment and Association, 1999; of Automation, 2009; Noda et al., 2011).

Atualmente existem normas internacionais que regulamentam os sistemas de alarmes como a EEMUA 191 e ISA SP 18.2 que auxiliam no processo de definição de filosofia de alarmes encorajando as empresas a reavaliarem suas configurações de alarmes através de uma atividade chamada de racionalização. Nesse contexto, as indústrias vêm buscando continuamente melhorar suas

configurações para obter o máximo de informação útil com a menor quantidade de alarmes possível. Para isto, as especificações sintetizam as boas práticas e procedimentos de forma a evitar a ocorrência de alarmes problemáticos como: alarmes inúteis; alarmes periódicos; alarmes redundantes; alarmes recorrentes; e alarmes causais (Equipment and Association, 1999).

Por outro lado, na teoria da informação o grau de informação de uma mensagem é inversamente proporcional a probabilidade de ocorrência daquela mensagem. Logo, se uma mensagem possui alta probabilidade de ocorrência, o seu grau de informação se torna menor do que outra mensagem que ocorre com probabilidade inferior (Sucar, 2015). Contextualizando em alarmes industriais, um alarme que possui alta probabilidade de ocorrência sob determinado cenário se torna menos importante, em termos de informação, do que outro alarme que ocorra com menor probabilidade, isto se dá devido ao fato que este último representa uma condição rara, logo a atenção para esta informação será maior.

Conforme listado, um dos tipos de alarmes problemáticos são os causais, estes são considerados problemáticos, pois a informação do alarme consequente (ou o efeito) se torna previsível a partir da ocorrência do alarme causador. Neste cenário temos que o alarme consequente irá ocorrer com alta probabilidade dado que houve a ocorrência da causa, isto implica, nesta condição, em uma

informação com alta probabilidade de ocorrência que, por sua vez, se torna menos importante.

As boas práticas estipulam que ao identificar um par de alarmes com relação de causalidade, o alarme consequente deve ser removido e o alarme causador deve ser alterado como sendo a união dos dois alarmes envolvidos na relação de causa e efeito. Desta forma, a quantidade de informação desnecessária repassada ao operador do processo industrial é reduzida.

Entretanto, em meio a grande quantidade de alarmes existentes, a identificação de uma relação causal é uma tarefa árdua de comparação visual par a par entre os alarmes.

No contexto de processos industriais, há trabalhos que propõem identificação de alarmes desnecessários, entre eles alarmes com perfil causal, utilizando correlação cruzada (Noda et al., 2011; Yang et al., 2012) e técnica de transferência de entropia (Yu and Yang, 2015) como abordagens para identificação de causalidade entre alarmes industriais. Em (Leitão et al., 2012) foi proposta uma técnica eficiente para o cálculo de correlação de alarmes. Porém como é sabido, causalidade e correlação não são sinônimos em termos estatísticos. Então, o teste de causalidade de Granger (Granger. C.W.J, 1969) se apresenta como uma abordagem mais adequada do que técnicas baseadas em correlação para determinar o grau de causalidade entre alarmes industriais.

A técnica de causalidade de Granger é amplamente utilizada para identificar relações de causa e efeito em diversas áreas, desde economia a ciências naturais (Yang, 2000; Kodra et al., 2011). Trabalhos que se utilizam do teste de causalidade de Granger em variáveis de processos industriais são comuns, entre eles há trabalhos que utilizam os dados das variáveis de processo da indústria (Jr, 2015). Porém, no âmbito de dados de alarmes industriais não temos conhecimento de uso dessas abordagem para determinação de causalidade entre alarmes. Acreditamos que a ausência de trabalhos com essa abordagem se deve ao fato do teste de causalidade de Granger ter sido concebido originalmente para sinais contínuos, enquanto que alarmes são sinais essencialmente discretos.

Neste trabalho propomos o uso do teste e causalidade de Granger para detecção de causalidade entre os dados de alarmes industriais, aliado a uma técnica de suavização de sinais aplicada aos dados de alarmes, que os transformam em sinais contínuos. Para validação da proposta, usou-se resultados advindos de um cenário simulado de geração de alarmes.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: na Seção 2 é detalhado o embasamento teórico necessário para aplicação de teste de causalidade de Granger. Detalhes da abordagem proposta e de como analisar os resultados são apresentados na Seção 3, a Seção 4 demons-

tra os resultados obtidos da aplicação da técnica de Granger em alarmes industriais simulados e a conclusão é apresentada na Seção 5.

2 Teste de causalidade de Granger

O teste de causalidade de Granger, inicialmente publicado por Clive W. J. Granger em 1969, é um teste de hipótese estatístico que possibilita a identificação de relação de causa e efeito entre séries temporais. A motivação para o desenvolvimento deste método foi a aplicação em modelos econômicos com o objetivo de identificar relações causais entre as variáveis do modelo (Granger. C.W.J, 1969).

Granger formalizou a ideia de identificação de causalidade a partir de modelos de regressão linear da seguinte forma: é considerado que existe causalidade da variável X para Y se a variância do resíduo do modelo autoregressivo gerado para a variável Y pode ser reduzida com a adição dos valores passados da variável X (Yu and Yang, 2015). Logo, se houver a redução da variância do resíduo do modelo para a variável Y , podemos cogitar que, com o auxílio da variável X , podemos aprimorar a modelagem e facilitar a previsão dos valores de Y .

Devido ao fato da definição de causalidade possuir um caráter complexo e altamente teórico, o teste de causalidade de Granger identifica apenas relações de causalidade preditivas (Diebold, 2001). Sendo assim, ao identificar a relação de causa e efeito da variável X para Y , dizemos que X Granger-causa Y .

Em termos matemáticos, para identificar relação de causalidade entre duas séries temporais, por exemplo X_t e Y_t , é necessário que ambas as séries sejam estacionárias. O teste de causalidade é executado montando o seguinte modelo, conforme equação 1.

$$\begin{aligned} X_t &= \sum_{j=1}^m a_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m b_j Y_{t-j} + \varepsilon_t \\ Y_t &= \sum_{j=1}^m c_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m d_j Y_{t-j} + \eta_t \end{aligned} \quad (1)$$

onde X_t e X_{t-j} são os valores da série X nos instantes t e $t-j$, respectivamente. Isto também se aplica para a série Y . O valor de m representa o número de instantes passados com que o modelo deve levar em consideração. Na teoria, o valor de m deve ser infinito, entretanto é aceitável a utilização de m como sendo o tamanho disponível das séries em análise.

Conforme a equação 1, o modelo especifica, por exemplo, que o valor no instante t de X depende dos valores anteriores da série X e Y de acordo com as constantes a_i e b_i , respectivamente.

Junto a isto, os valores de X e Y t m tamb m s o fun  es das s ries de ru do branco ε_t e η_t , respectivamente. Estas  ltimas s ries s o nomeadas como res duos pois tem por fun  o adaptar os resqu cios que o modelo num todo n o contempla.

A defini  o de causalidade dada a equa  o 1 implica que Y_t   causador de X_t quando alguns valores da s rie b_i s o diferentes de zero, similarmente X_t causa Y_t quando alguns valores da s rie c_i s o diferentes de zero (Granger. C.W.J, 1969).

O modelo   identificado utilizando regress  o linear m ltipla, com isto os valores das s ries a_i , b_i , c_i e d_i podem ser definidos, bem como os valores dos res duos de cada equa  o do modelo.

O veredito do teste de causalidade de que uma dada s rie X causa outra Y   feita utilizando-se teste de hip tese, onde a hip tese nula   que a s rie X n o Granger-causa Y . Sendo assim, o teste de hip tese checa se os valores da s rie c_i s o conjuntamente zeros com base no teste de Fisher (Brandt, 2015).

Desta forma, com base no teste de hip tese e o modelo gerado por regress  o linear, podemos identificar rela  es de causalidade entre s ries temporais, com um certo valor de confiabilidade, utilizando teste de causalidade de Granger.

3 Abordagem Proposta

Este trabalho tem como objetivo aplicar o teste de causalidade de Granger em alarmes industriais pr -processados como forma para identificar rela  es causais entre alarmes para subsidiar o processo de racionaliza  o.

Simplificadamente, podemos enxergar os alarmes como uma vari vel digital que pode assumir dois valores: 1 quando est  ativo e 0 quando em seu estado normal. Um exemplo desse tipo de sinal pode ser observado na Figura 1.

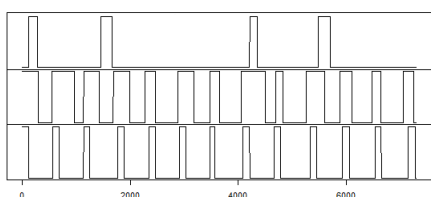


Figura 1: Exemplo de *trend* de alarmes industriais

Para o melhor funcionamento da t cnica proposta foi realizado o pr -processamento dos sinais de alarmes como forma de prepar -los para aplica  o removendo, assim, discontinuidades e ru dos. Os dados de alarmes foram simulados e processados utilizando linguagem de programa  o Java e os resultados do teste de causalidade de Granger foram obtidos utilizando a linguagem de programa  o R.

3.1 Pr -processamento dos Alarmes

O pr -processamento dos alarmes    til para remover ru dos, informa  es desnecess rias nos sinais de alarmes e para definir a precis o da an lise visto que este interfere diretamente no esfor o computacional do sistema.

Para o pr -processamento s o necess rias tr s etapas, a saber: sub-amostragem, filtragem por in cio de ocorr ncia e suaviza  o. Cada etapa possui seus objetivos que est o detalhados nas subse  es a seguir.

3.1.1 Sub-amostragem

As s ries dos alarmes possuem grande quantidade de amostras e muitas ocorr ncias ruidosas devido a m ltipla ocorr ncia do mesmo alarme em curto intervalo de tempo, desta forma sub-amostrar a s rie permite que seja definida a precis o do c lculo visto que a alta precis o requer maior esfor o computacional eventualmente desnecess rio. Por exemplo, em algumas an lises   mais eficiente amostrar os alarmes com uma taxa de 1 minuto ao inv s de 1 segundo visto que as ocorr ncias de alarmes perduram na escala de minutos. A equa  o 2 demonstra como   executado o processo de sub-amostragem.

$$s_i = \begin{cases} 1 & , N_{ativo}^{orig}(i\tau, (i+1)\tau) \geq 1 \\ 0 & , c.c. \end{cases} \quad (2)$$

onde s_i   a s rie resultante sub-amostrada sob uma taxa de amostragem de τ a partir da s rie *orig*. A fun  o $N_{ativo}^{orig}(i\tau, (i+1)\tau)$ retorna o n mero de amostras com valor 1 no intervalo de $[i\tau, (i+1)\tau]$ da s rie *orig*.

Sendo assim, a sub-amostragem obt m valor 1 se houver no m nimo uma ocorr ncia entre os per odos sub-amostrados (Noda et al., 2011). A Figura 2 demonstra este procedimento.

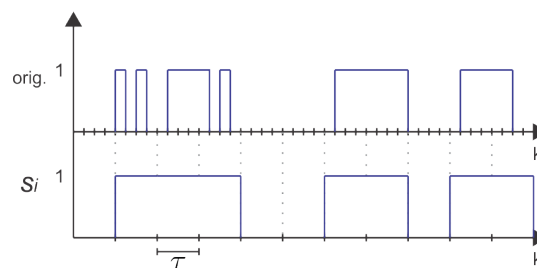


Figura 2: Exemplo de sub-amostragem de um alarme

Ap s sub-amostrar os alarmes, temos a precis o definida e o n mero de amostras adequada ao esfor o computacional desejado.

3.1.2 Filtragem por in cio de ocorr ncia

Como o objetivo deste trabalho   analisar o resultado dos m todos em poss veis rela  es de cau-

salidade, a duração das ocorrências não são de grande interesse neste ponto. Sendo assim, somente as amostras que representam os inícios das ocorrências são levadas em consideração. Esta etapa reduz substancialmente o esforço computacional para o cálculo do teste de causalidade de Granger.

Esta etapa, resumidamente, tem por função filtrar somente as amostras no qual representam os inícios das ocorrências. A equação 3 demonstra como esta etapa ocorre, sendo exemplificada pela Figura 3.

$$R_s(n) = \begin{cases} 1 & , \quad (s_n = 1, s_{n-1} = 0) \\ 0 & , \quad c.c. \end{cases} \quad (3)$$

onde $R_s(n)$ é a função resultante do filtro de início de ocorrência do alarme e s_i representa a i -ésima amostra da série resultante da etapa de sub-amostragem.

3.1.3 Suavização

Os pontos de descontinuidade existentes nos alarmes dificultam o processo de geração de um modelo autoregressivo preciso, logo interferem significativamente no cálculo do teste de causalidade de Granger.

Para evitar o problema da descontinuidade dos alarmes é necessário suavizar os sinais de alarmes, até então digitais e discretos, aplicando funções Gaussianas (equação 4) aos alarmes. O processo de aplicação de funções Gaussianas é demonstrado pela equação 5.

$$G(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (4)$$

$$f(x, \sigma) = \sum_{n=0}^N (G(x, n, \sigma) R_s(n)) \quad (5)$$

onde $f(x, \sigma)$ é o sinal do alarme suavizado com uma taxa de suavização de σ , $G(x, n, \sigma)$ é a função Gaussiana com média n e desvio padrão σ , o valor de N é igual ao tamanho da série sub-amostrada.

Ao aplicar a suavização, o sinal resultante passará a ser contínuo e analógico ao invés de discreto e digital. A Figura 3 demonstra como o processo de suavização foi implementado. De acordo com a dinâmica dos alarmes em análise, a taxa de suavização deve ser definido alterando a variância das funções Gaussianas utilizadas.

Ao fim deste pré-processamento, teremos um sinal contínuo e analógico formado por um trem de funções Gaussianas que representam os momentos de ativação das ocorrências dos alarmes pré-processados.

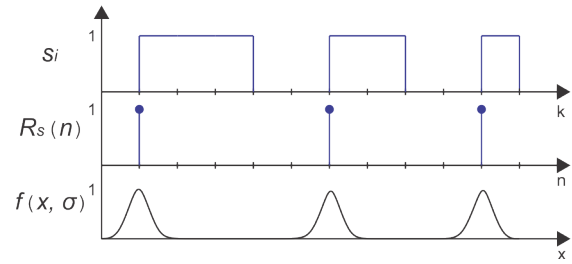


Figura 3: Exemplo de suavização do alarme

3.2 Execução e análise dos resultados

Para utilizar o teste de causalidade de Granger como ferramenta para análise de causalidade, necessitamos informar o parâmetro m da equação 1 e executar o teste com todas as combinações de pares de alarmes possíveis. O teste de causalidade implementado e utilizado consiste em analisar a hipótese de que os coeficientes (c_i) dos modelos autoregressivos são conjuntamente zero, conforme a seção 2.

Ao fim de cada execução, são fornecidos dois valores que servem para analisar se o modelo autoregressivo composto pelas duas séries em análise (nomeado por não restrito) é mais eficiente que o modelo composto com uma das séries (nomeado por restrito). O primeiro valor, F_0 , corresponde ao resultado do teste F para significância de regressão (Sarabando, 2008). O segundo valor, $p - value$, corresponde a probabilidade de significância (Morettin, 2004) de acordo com a distribuição F utilizada. Estes valores são obtidos com base na soma dos quadrados dos resíduos do modelo restrito e não restrito.

Dado duas séries X e Y , o teste de causalidade de X para Y é determinado de acordo com a rejeição ou aceitação do teste de hipótese nula, onde H_0 afirma que X não Granger-causa Y . A hipótese nula é rejeitada se o resultado do teste F, F_0 , for muito maior que a probabilidade de significância, $p - value$.

É esperado que onde houver possíveis relações de causalidade, o teste de causalidade de Granger consiga montar um modelo não restrito mais eficiente que o restrito. Desta forma, o valor de F_0 deverá ser maior que $p - value$, rejeitando a hipótese nula de que X não Granger-causa Y .

4 Resultados

Para validar o trabalho e obter a eficiência da técnica de Granger na análise de alarmes pré-processados com perfis de causalidade, foi montado um cenário simulado com vários tipos de relações entre os alarmes. A simulação tomou por base a dinâmica de alarmes reais acrescentando as relações de causa pré-definidas. Desta forma, a Figura 4 detalha o diagrama com os alarmes criados bem como as suas relações de causa com os

outros alarmes.

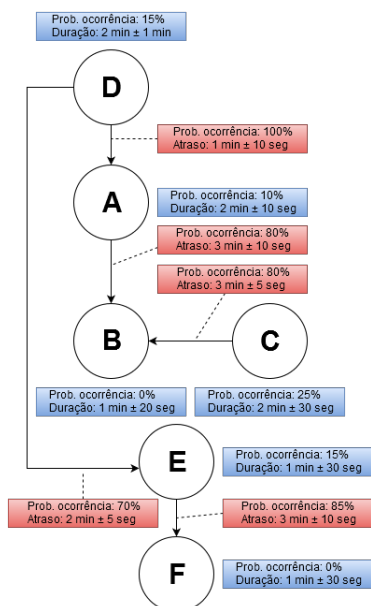


Figura 4: Diagrama de causalidade dos alarmes simulados

Através da Figura 4 podemos identificar vários perfis de relação entre os alarmes. Há relação de causa de 1 para 1 (E e F), 1 para 2 (D e A,E) e 2 para 1 (C,A e B). Esta diversidade de tipos de relações são normais em aplicações reais e dificultam o processo de análise de causalidade em alarmes industriais.

Cada vértice é um alarme e tem um valor de probabilidade de ocorrência associado bem como o valor de duração quando ativo. As arestas são as relações de causa e cada uma possui a probabilidade de ocorrência causal e o valor de atraso entre os alarmes relacionados.

A Figura 5 fornece os dados dos alarmes simulados pré-processados para um período de três meses. Os alarmes aparentam ser um trem de pulsos porém são sinais analógicos e contínuos sendo visto durante todo o período em mais de 250 mil amostras.

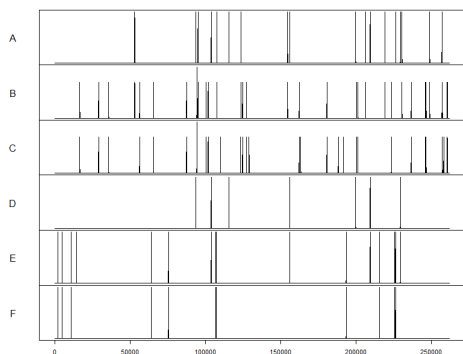


Figura 5: *Trend* de alarmes simulados para um período de 3 meses

Os alarmes foram pré-processados com as se-

guintes configurações:

Taxa de sub-amostragem: 30 segundos
Grau de suavização: 15 minutos

Executamos o teste de causalidade de Granger nos alarmes simulados, a Figura 6 detalha os valores de F_0 e $p - value$ para todos os pares de alarmes possíveis. É perceptível que onde há possível relação de causa e efeito, o valor de F_0 é muito maior que o valor de $p - value$, sendo assim adicionamos um *threshold* que seleciona com maior precisão as relações de causalidade.

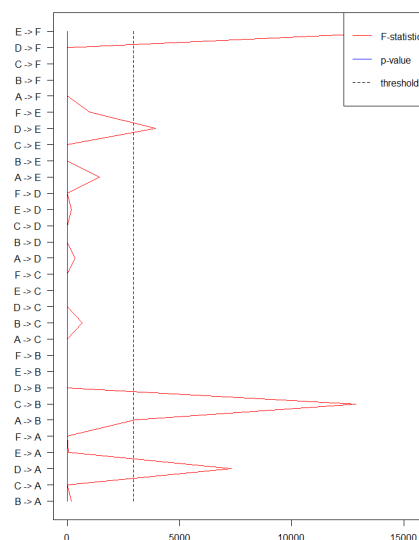


Figura 6: Resultado do teste de causalidade de Granger para cada par de alarmes

Devido ao fato do teste de causalidade resultar em aceitação ou rejeição da relação de causa e efeito, a matriz de confusão resultante dos alarmes simulados não possui um valor quantitativo de causalidade para cada par de alarmes. Na matriz de confusão em questão, as células de cor verde indicam aceitação da relação causal enquanto que as células de cor vermelha rejeitam a possível relação de causalidade. A Figura 7 detalha os resultados obtidos.

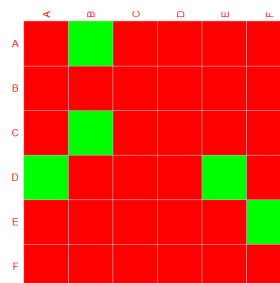


Figura 7: Matriz de confusão resultante do teste de causalidade de Granger

Observando a Figura 7, podemos concluir que o teste de causalidade de Granger foi capaz de indicar todas as relações de causalidade direta exis-

tentes na simulação. Para este resultado, foi definido um *threshold* de 90%, isto é, a hipótese nula do teste de hipótese é rejeitada se o valor de F_0 for maior que 190% do valor da média das diferenças de F_0 e p - *value* para cada uma das relações em análise.

Ao executar o teste de causalidade com um *threshold* de 99%, por exemplo, a relação causal de A para B não era identificada. Desta forma, notamos que o teste de causalidade de Granger é bastante eficiente para a indicação de relações causais, porém limitado ao fato de ter que localizar o melhor valor de *threshold*.

5 Conclusão

Em meio a todo o ferramental existente para análise de causalidade entre séries temporais, foi posto em uso o teste de causalidade de Granger com o objetivo de analisar seus resultados nas relações de causalidade em alarmes industriais pré-processados. O teste de causalidade de Granger é um teste de hipótese que determina quando uma série temporal é útil para a previsão de outra série tomando como base modelos autoregressivos gerados a partir das séries em análise.

Desta forma, a aplicação do teste de causalidade de Granger nos sinais de alarmes industriais permite analisar e até identificar possíveis relações de causa e efeito entre os alarmes industriais.

Este trabalho possui relevância pois a sua possível aplicação com alarmes industriais reais poderá guiar a indústria na busca por uma configuração de alarmes mais eficiente, logo a segurança e a saúde da indústria num todo poderá ser aprimorada.

Possíveis trabalhos futuros visam analisar os resultados do teste de causalidade de Granger quando aplicado em dados de alarmes com relações de causalidades complexas (relação de causa n:1, 1:n, n:n e ciclos), obter a topologia da relação de causalidade dos alarmes a partir da técnica em estudo.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq, pelo suporte financeiro através de bolsa de pesquisa e a UFRN pela infraestrutura de suporte ao desenvolvimento deste trabalho.

Referências

- Brandt, P. (2015). Package 'msbvar', *Technical report*, Comprehensive R Archive Network.
- Diebold, F. X. (2001). *Elements of Forecasting*, second edn, Cengage Learning.
- Equipment, E. and Association, M. U. (1999). *EEMUA 191 Alarm Systems - A Guide to Design, Management and Procurement*, Engineering Equipment Materials Users Association.
- Granger, C.W.J (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods, *The Economics Society* **37**(3): 424-438.
- Jr, G. C. Z. (2015). Fault detection and isolation via Granger causality, *XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, pp. 912-917.
- Kodra, E., Chatterjee, S. and Ganguly, A. R. (2011). Exploring Granger causality between global average observed time series of carbon dioxide and temperature, *Theoretical and Applied Climatology* **104**(3-4): 325-335.
- Leitão, G. B. P., Guedes, L. A. and de Araújo, J. R. S. (2012). A correlation-based approach to determining related alarms in industrial processes, *Proceedings of 2012 IEEE 17th International Conference on Emerging Technologies Factory Automation (ETFA 2012)*, pp. 1-7.
- Leitão, G., Guedes, L. A. and Venceslau, A. (2014). Alarm processing for predictive fault diagnosis, *Proceedings of the 2014 IEEE Emerging Technology and Factory Automation (ETFA)*, pp. 1-4.
- Morettin, P. A. (2004). *Estatística Básica*, fifth edn, Saraiva.
- Noda, M., Higuchi, F., Takai, T. and Nishitani, H. (2011). Event correlation analysis for alarm system rationalization, *Asia-Pacific Journal of Chemical Engineering* **6**(3): 497-502.
- of Automation, I. S. (2009). *ANSI/ISA-18.2, Management of Alarm Systems for the Process Industries*, International Society of Automation.
- Sarabando, P. (2008). *Teste F - Para testar a significância da regressão*, Escola Superior de Tecnologia e Gestão de Viseu.
- Sucar, L. E. (2015). *Probabilistic Graphical Models*, Springer.
- Yang, F., Shah, S. L., Xiao, D. and Chen, T. (2012). Improved correlation analysis and visualization of industrial alarm data., *ISA transactions* **51**(4): 499-506.
- Yang, H. Y. (2000). A note on the causal relationship between energy and GDP in Taiwan, *Energy Economics* **22**(1): 309-317.
- Yu, W. and Yang, F. (2015). Detection of Causality between Process Variables Based on Industrial Alarm Data Using Transfer Entropy, *Entropy* **17**(8): 5868-5887.