

ANÁLISE DE DESEMPENHO DO MÉTODO DE TRANSFERÊNCIA DE ENTROPIA PARA DETERMINAÇÃO DE CAUSALIDADE ENTRE ALARMES INDUSTRIAIS

RUTE SOUZA DE ABREU*, YURI THOMAS*, LUIZ AFFONSO GUEDES*

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

Emails: rute.s.abreu@gmail.com, yuri.tpinheiro@gmail.com, affonso@dca.ufrn.br

Abstract— The purpose of this paper is to do an analysis of transfer entropy method in the detection of causality relations between industrial alarm series. It will be explored the variation of the utilized parameters: the time horizons k and l , as well as the variation of the prediction horizon: h . Additionally, it will be discussed the influence that the variation of the parameters exerts over the computational cost of the method.

Keywords— Alarms causality, Transfer entropy, Performance analysis

Resumo— A proposta deste artigo é fazer uma análise do método de transferência de entropia na detecção de relações de causalidade entre séries de alarmes industriais. Serão exploradas as variações dos parâmetros utilizados no método: os horizontes de tempo k e l , bem como a variação do horizonte de predição: h . Também será discutida a influência que a variação dos parâmetros exerce sobre custo computacional do método.

Palavras-chave— Causalidade de alarmes, Transferência de entropia, Análise de desempenho

1 Introdução

No cenário industrial contemporâneo a configuração adequada e eficiente de alarmes tem se tornado um processo almejado e aperfeiçoado pelas indústrias. Isso porque uma boa gerência de alarmes agrega benefícios ao processo desde uma produção com mínimas perdas à garantia de segurança de equipamentos e pessoas, assim como a prevenção de possíveis desastres ambientais. Alarmes são maneiras audíveis e/ou visíveis de indicar ao operador que uma anormalidade no processo ou um mal funcionamento de algum equipamento está ocorrendo (ANSI/ISA, 2016). Eles são gerenciados pelos sistemas de alarmes, cujo objetivo é direcionar a atenção do operador aos aspectos significativos do estado atual da planta (Bransby and Jenkinson, 1998).

Entretanto com os avanços da tecnologia nos sistemas de automação, a criação de alarmes se tornou um processo simples e facilitado, isso fez com que o número de alarmes aumentasse drasticamente, causando uma sobrecarga e consequentemente uma queda no desempenho dos sistemas de alarme (Goel et al., 2017). Dentre os principais problemas, escalados por (Wang et al., 2016), que podem ser considerados causas de sobrecarregamento de alarmes, estão: alarmes ruidosos (*chattering*), configuração incorreta de alarmes e projeto de alarmes não levando em conta variáveis relacionadas no processo. Neste contexto, a busca por técnicas e métodos que diminuam ou até erradiquem esses problemas têm direcionado esforços de pesquisa e desenvolvimento de estratégias que identifiquem como os alarmes se relacionam, no intuito de extrair informações que possam ser utilizadas na redução de alarmes indesejados.

Por exemplo, estratégias de *design* de alarmes utilizando correlação são feitas em (Gao et al., 2016; Yang et al., 2010; Han et al., 2016), detecção e/ou quantificação de causalidade através da transferência de informações entre alarmes são realizadas em (Yu and Yang, 2015; Hu et al., 2017; Bauer et al., 2007; Leitão et al., 2012).

Ciente da relevância do tema, neste artigo será utilizado o método de transferência de entropia, introduzido por (Schreiber, 2000), para identificar e quantificar relações de causalidade entre variáveis de alarmes. Serão analisados e explorados aspectos relativos à complexidade computacional da implementação do método, bem como a precisão das relações encontradas entre as variáveis de alarme, no que diz respeito à variação dos parâmetros envolvidos e os resultados obtidos com esta.

As demais seções do artigo são organizadas da seguinte maneira: a segunda seção apresenta os conceitos necessários para a definição e entendimento do método da transferência de entropia, bem como descreve os parâmetros utilizados pelo método. Na Seção 3 é detalhada a metodologia e as configurações do experimento no qual é o método de transferência de entropia é utilizado. A quarta seção apresenta os resultados obtidos, bem como uma discussão comparativa entre as configurações. Ao final, a Seção 5 conclui o artigo, trazendo um panorama geral do que foi realizado e apresenta as perspectivas para trabalhos futuros.

2 Transferência de Entropia

A transferência de entropia (TE) foi primeiramente proposta por Schreiber (2000), sendo classificada como “uma média teórica que comparti-

lha algumas das propriedades desejadas da informação mútua, mas leva em conta a dinâmica da informação”. Através do cálculo desta medida, é possível quantificar, dinamicamente, a troca de informação entre dois sistemas e a direção pela qual esta se propaga.

Considere duas variáveis discretas aleatórias I e J , deseja-se saber que quantidade de informação é transmitida de J para I , dinamicamente. Assumindo I e J como duas séries temporais, a TE utiliza um conjunto de amostras do passado de I e do passado de J para verificar se o futuro de I é influenciado pelo passado de J . Para verificar esta hipótese, os vetores $i^k = (i_t, \dots, i_{t-k+1})$ e $j^l = (j_t, \dots, j_{t-l+1})$ são definidos, sendo compostos por um conjunto de valores do passado de I e J . O tamanho de cada conjunto é definido pelos horizontes de tempo, sobrescritos, k e l . Adicionalmente é escolhido um instante de tempo futuro de I , definido como $t+h$, onde h é o horizonte de predição, isto é, ele indica o quão adiante no futuro de I deseja-se analisar.

Para exemplificar como funciona a parametrização da TE, a Figura 1 mostra as duas etapas que antecedem o cálculo da medida e um cenário de parametrização. As etapas são classificadas em quantização da série contínua e discretização da série quantizada. Ambas as séries utilizadas no cálculo da TE passam por este processo *a priori*. Neste exemplo, este processo será especificado apenas para a variável I e a etapa de quantização se dará por meio da geração de alarmes. O primeiro gráfico da Figura 1 mostra a variável de processo I_{vp} no tempo contínuo. Este gráfico é dividido em duas regiões: acima do limiar e abaixo do limiar, quando a variável de processo ultrapassa o limiar um alarme é ativado, similarmente quando a região de normalidade, abaixo do limiar, é alcançada este alarme é desativado.

O segundo gráfico dessa figura ilustra o comportamento da variável de alarme I_a , mencionada anteriormente, também em tempo contínuo, é possível ver que quando a região acima do limiar é atingida, o valor da variável de alarme passa de 0 para 1, e permanece neste estado até que a variável de processo volte a região de normalidade. Esta etapa do processo transforma a variável, antes multivalorada, em uma variável quantizada em dois níveis: 0 para região normal e 1 para região de anormalidade.

A terceira e última etapa consiste em discretizar a variável quantizada. Neste exemplo, a variável foi amostrada a uma taxa de 0,5 amostras por unidade de tempo.

Após passar por estas etapas, as séries são utilizadas para calcular a TE. A última parte da Figura 1 mostra as séries I e J discretizadas e quantizadas. Neste exemplo a TE será computada com $k=3$, $l=2$ e $h=1$, isso significa que para analisar o instante futuro $t+1$ da série I , serão utili-

zadas 3 amostras de seu passado e 2 amostras do passado de J .

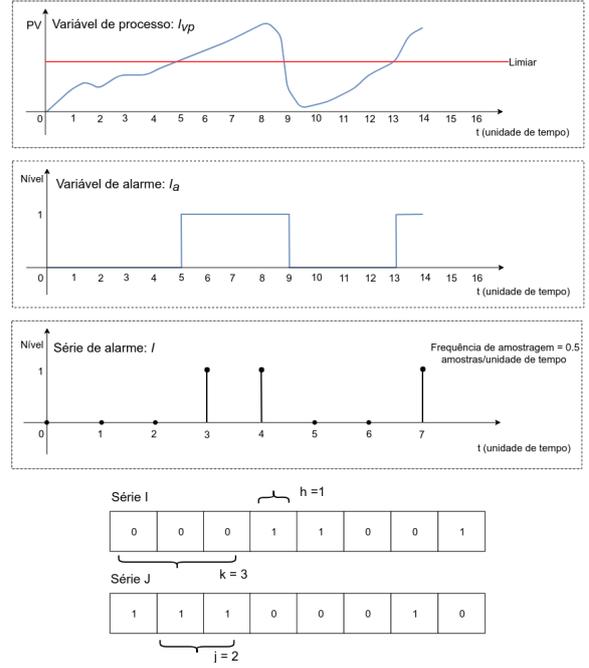


Figura 1: Geração dos alarmes e parametrização da TE.

A TE é calculada através da equação 1, utilizando-se das probabilidades de transição conjunta: $p(i_{t+h}, i_t^k, j_t^l)$ e condicionais: $p(i_{t+h} | i_t^k, j_t^l)$ e $p(i_{t+h} | i_t^k)$ para identificar uma possível causalidade. Nesta equação é realizado um somatório que percorre todos os estados possíveis dos vetores: i_{t+h}^k , i_t^k e j_t^l , com os quais as funções de probabilidades são calculadas.

$$TE_{J \rightarrow I} = \sum_{i_t^k, i_{t+h}^k, j_t^l} p(i_{t+h}, i_t^k, j_t^l) \log \frac{p(i_{t+h} | i_t^k, j_t^l)}{p(i_{t+h} | i_t^k)} \quad (1)$$

O método utiliza-se da divergência de Kullback-Leibler, para probabilidades condicionais, para aferir a veracidade da igualdade: $p(i_{t+h} | i_t^k, j_t^l) = p(i_{t+h} | i_t^k)$, quando esta equação é verdadeira é constatado que de fato a série J é independente da série I , neste caso não há transferência de informação, pois o termo da equação referente ao logaritmo vai a zero, já que o quociente da divisão das funções de probabilidades condicionais é 1. Caso a igualdade não seja verdadeira, as séries são dependentes. Dessa forma é obtido um valor diferente de zero após a aplicação da função logaritmo no quociente da divisão, isso implica em uma transferência de entropia diferente de zero.

A ideia é que se há uma relação de causalidade de J para I , então o numerador do logaritmo deve ser maior que o denominador, fazendo com que o valor da TE seja maior que zero, caso ele seja igual ou menor, o valor calculado deverá ser zero ou próximo deste valor (Yu and Yang, 2015).

Por se tratar de uma medida de informação, a TE identifica momentos de mudança no comportamento das variáveis, dessa forma um comportamento que acontece com uma probabilidade alta pode ser considerado menos relevante que do que um evento com baixa incidência.

3 Configurações do Experimento

Para a realização dos experimentos apresentados neste artigo, foram utilizados dados de processo gerados a partir do *benchmark Tennessee Eastman Process* (TEP), detalhado em (Downs and Vogel, 1993) e revisado em (Bathelt et al., 2015). Foi realizada uma simulação de 150 horas, com taxa de amostragem de 36 segundos e 50 ativações do distúrbio 6 (*A feed loss*), na qual cada período de ativação durou 0,5 hora e foi seguido por um período de estabilização de 2,5 horas. A metodologia aplicada neste trabalho foi realizada de maneira *offline*, desse modo todas as análises foram feitas utilizando um conjunto de dados relativos as variáveis de processo analisadas durante o experimento.

Neste artigo apenas a seção do reator da planta foi analisada, desse modo todas as variáveis escolhidas pertencem a esta seção e podem ser identificadas em seu esquema apresentado na Figura 2. A descrição de cada variável pode ser vista na Tabela 1.

Tabela 1: Variáveis selecionadas

Variável	Descrição
<i>xmeas01</i>	Alimentação de A (<i>stream 1</i>)
<i>xmeas02</i>	Alimentação de D (<i>stream 2</i>)
<i>xmeas03</i>	Alimentação de E (<i>stream 3</i>)
<i>xmeas08</i>	Nível do reator
<i>xmeas09</i>	Temperatura do reator
<i>xmeas21</i>	Temperatura de saída da água de resfriamento

A geração dos alarmes foi feita através da utilização do método estatístico 3σ , no qual o alarme é ativado cada vez que a variável de processo, associada ao alarme, assume um valor maior que $\mu + 3\sigma$ (alarme do tipo *high*) ou menor que $\mu - 3\sigma$ (alarme do tipo *low*), neste caso μ é média da variável de processo e σ seu desvio padrão. As equações 2 e 3 explicitam a geração das variáveis de alarme, $v_{high}(n)$ e $v_{low}(n)$, de acordo com o comportamento da variável de processo, $v_p(n)$, os níveis 1 e 0, assumidos por estas, indicam ativação e não ativação dos alarmes, respectivamente.

$$v_{high}(n) = \begin{cases} 1, & v_p(n) > \mu + 3\sigma \\ 0, & v_p(n) < \mu + 3\sigma \end{cases} \quad (2)$$

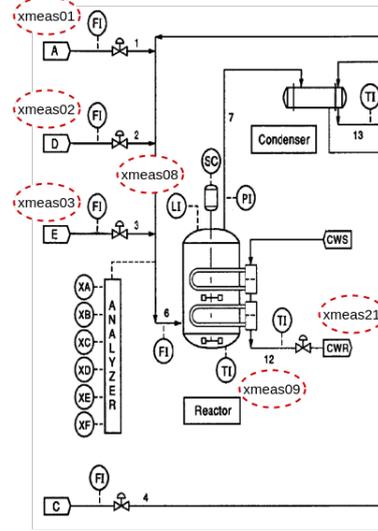


Figura 2: Esquema da seção do reator do TEP

$$v_{low}(n) = \begin{cases} 1, & v_p(n) < \mu - 3\sigma \\ 0, & v_p(n) > \mu - 3\sigma \end{cases} \quad (3)$$

A partir dos dados de simulação um gráfico de tendência das variáveis de processo, mostrado na Figura 3, foi construído. Este gráfico evidencia os períodos de tempo de ativação dos alarmes de nível *high*, em vermelho, e *low*, em amarelo, bem como os limiares definidos pelo método 3σ , em linhas cinzas tracejadas horizontalmente, além disso a região de distúrbio é indicada por linhas pretas tracejadas verticalmente.

O comportamento desse gráfico indica que as variáveis *xmeas01* e *xmeas21* apresentam uma possível correlação negativa, isto é, quando o alarme *low* de *xmeas01* é ativado, o alarme *high* de *xmeas21* é disparado. O mesmo acontece com as variáveis *xmeas09* e *xmeas21*. Também foi notado que a variável *xmeas08* ultrapassa os limiares de ativação algumas vezes, mas volta rapidamente ao estado normal, isto pode indicar que este alarme está sendo ruidoso, que significa que a variável está transitando, repetidamente, entre os estados normal e anormal, em curto período de tempo (ANSI/ISA, 2016). Outro ponto a ser observado, é que a variável *xmeas02* não dispara nenhum alarme, similarmente a variável *xmeas03* dispara apenas um alarme. Desse modo, é esperado que a TE não indique nenhuma relação entre essas variáveis e as demais selecionadas. Neste artigo a TE foi implementada segundo a equação 1, tendo como parâmetros variáveis os horizontes de tempo k e l e o horizonte de predição, h . De maneira a selecionar apenas os valores mais significativos de transferência de entropia, o seguinte critério de significância foi aplicado: somente foram considerados válidos os valores acima do limiar: $\mu' + 3\sigma'$, onde μ' é média dos valores de TE e σ' seu desvio padrão.

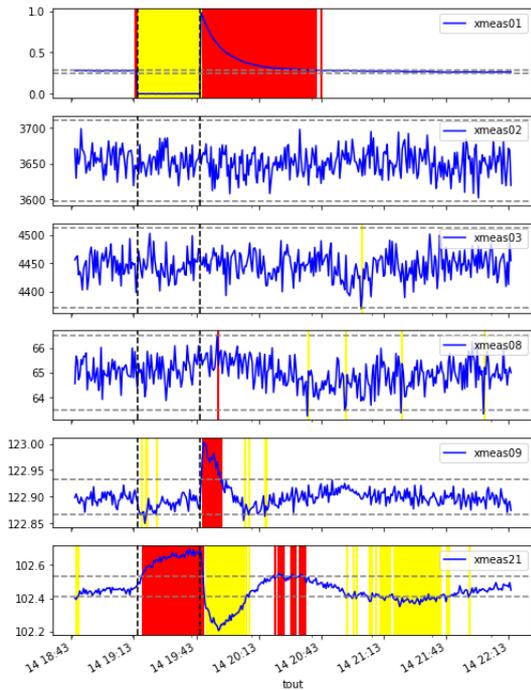


Figura 3: Gráfico de tendência das variáveis de processo

A análise proposta é segmentada em duas partes, a primeira delas consiste em avaliar o desempenho da TE com respeito a variação dos parâmetros k , l e h , já a segunda tem como objetivo analisar o custo computacional empregado quando há variação destes mesmos parâmetros. As próximas subseções detalham cada segmento desta análise.

3.1 Análise de desempenho

Neste segmento a TE foi calculada utilizando a seguinte parametrização: os horizontes de tempo k , l foram variados, igualmente, no intervalo de 1 a 6 unidades, já o parâmetro h foi variado no intervalo de 1 a 3 unidades. Todas as variações ocorreram com passo de uma unidade, onde uma unidade corresponde a uma amostra da série de alarmes. A fim de verificar a influência exercida pelo pós-processamento do conjunto de dados no desempenho da TE, a técnica de média móvel foi aplicada às séries de alarmes com as janelas de 2 e 5 amostras, correspondendo respectivamente a 1,2 minutos e 3 minutos.

Assim, a TE foi calculada em dois tipos de dados: dados brutos, sem pós-processamento, e dados com processamento via aplicação da média móvel. Para avaliar os resultados obtidos, foram utilizadas duas métricas com respeito às relações encontradas: quantidade de relações de verdadeiras positivas e quantidade de relações falsas positivas. Essas medidas foram calculadas com base em um grafo de referência, apresentado na Figura 4, montado a partir da análise do gráfico de tendência da Figura 3, da análise do processo e da análise

do esquema da planta fornecido em (Downs and Vogel, 1993).

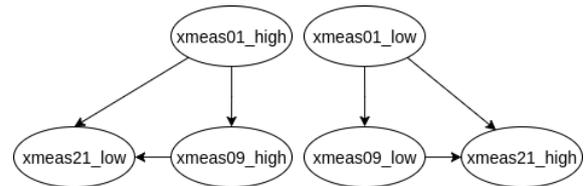


Figura 4: Gráfico de referência para análise da transferência de entropia

3.2 Análise do custo computacional

Com o objetivo de estimar o custo computacional agregado na variação da parametrização da TE e no tamanho da série utilizada, foram realizadas computações do método com séries binárias, geradas aleatoriamente com distribuição de probabilidade binomial, de tamanhos: 64, 256, 1024, 4096 e 16384 amostras, sendo o último tamanho da mesma ordem do tamanho das séries utilizadas no experimento de análise de desempenho da TE. Para cada série binária, os parâmetros k e l foram variados dentro do intervalo de 1 a 6 unidades, cada unidade correspondendo a uma amostra.

Todos os testes foram executados em um computador com as seguintes especificações: sistema operacional Linux, distribuição Ubuntu 16.04 LTS Xenial Xerus - 64bits, processador Intel® Core™ i7-7700-3.60GHz com 4 núcleos e 8 threads, memória RAM DDR4 de 8GB e SSD de 128GB.

4 Resultados

Esta seção apresenta e analisa os resultados obtidos pelo método de TE, sendo dividida em duas sub-seções: análise de desempenho e análise de custo computacional. Inicialmente os resultados a respeito do desempenho serão discutidos, sendo as análises divididas na aplicação da TE em 2 tipos de dados: dados brutos e dados com aplicação de média móvel de 2 e 5 amostras. Após isso, uma análise do custo computacional com base no tempo de processamento é realizada.

4.1 Análise de desempenho

Nesta subseção as Figuras de 5 à 13 mostram as contagens das relações de causalidade verdadeiras positivas e falsas positivas, calculadas com base nos resultados obtidos pelo método de TE, utilizando-se o grafo de referência da Figura 4. De acordo este grafo eram esperadas seis relações de causalidade verdadeiras entre as variáveis $xmeas01$, $xmeas09$ e $xmeas21$.

O gráfico da Figura 5 mostra a contagem das relações de causalidade configurando o parâmetro $h = 1$. É possível observar que foram encontradas

3 relações verdadeiras positivas e 3 falsas positivas, para todas as variações dos parâmetros k e l . Neste caso, o aumento do conhecimento do passado das variáveis não modificou o resultado da TE.

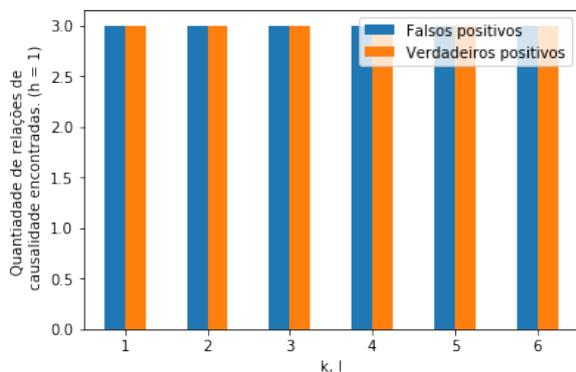


Figura 5: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, variando k , l e fixando $h = 1$

Modificando o valor de h para 2 e utilizando a mesma variação anterior para k e l é possível ver, na Figura 6, que a quantidade de falsos positivos aumentou de 3 para 4 relações, enquanto a quantidade de verdadeiros positivos diminuiu de 3 para 2, quando $k = l = 2$, o mesmo acontece quando $k = l = 3$.

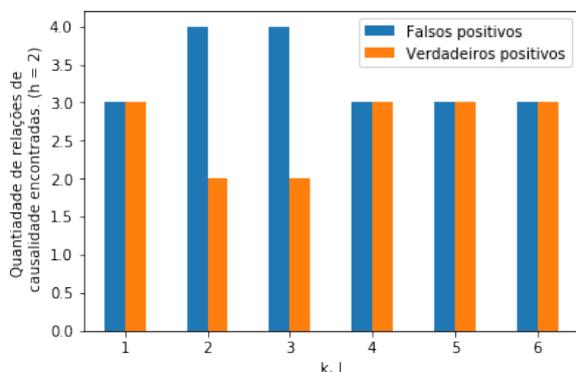


Figura 6: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, variando k , l e fixando $h = 2$

A Figura 7 mostra os mesmos cenários anteriores, porém com o horizonte de predição configurado em 3 amostras. É possível observar que o distanciamento do horizonte de predição provocou uma queda imediata no desempenho do método para os valores iniciais de k, l , contudo é importante ressaltar que nesses casos estão sendo usadas um conjunto de uma e duas amostras, respectivamente, nos instantes t e $t - 1$ para prever a influência destas no instante $t + 3$. Dessa forma é possível que se precise de mais amostras para inferir corretamente as relações. Quando os valores

de k e l são aumentados a TE volta a identificar 3 relações verdadeiras positivas e 3 falsas positivas, o que corrobora a informação anterior.

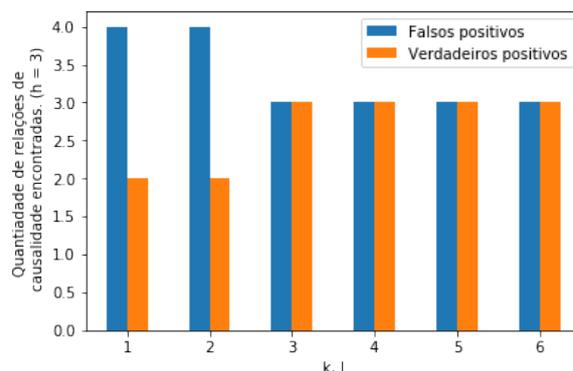


Figura 7: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, variando k , l e fixando $h = 3$

Para verificar a influência do pós-processamento no desempenho da TE, foi aplicado nas séries de alarme uma média móvel com janela de 2 amostras correspondendo a 1,2 minutos. Novamente, a mesma parametrização da TE foi aplicada e os resultados podem ser vistos nos gráficos das Figuras de 8 a 10. É possível ver, na Figura 8, para $h = 1$, que para os valores de $k = l = 4$ e $k = l = 5$ há o ganho de uma relação verdadeira, seguido de uma perda de uma relação falsa, porém esse desempenho não é mantido para $k = l = 6$, o que indica que as configurações anteriores utilizadas nos parâmetros promoveram a captura de informações mais coerentes no que diz respeito à relação de causa e efeito das séries de alarmes.

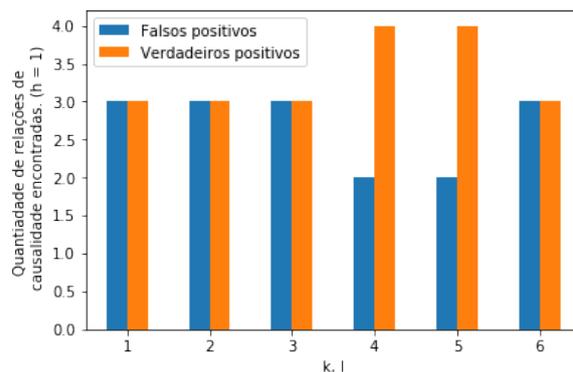


Figura 8: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, utilizando média móvel de 2 amostras, variando k , l e fixando $h = 1$;

Quando o horizonte de predição é definido como $h = 2$, utilizando média móvel de 2 amostras, a TE indica uma queda nas relações verdadeiras positivas para as primeiras variações de k e l , entretanto quando os horizontes de tempo são

ajustados para valores maiores que 4 amostras, ela volta a contabilizar as mesmas métricas obtidas na configuração: $h = k = l = 1$, quando foram utilizados dados brutos. Isto aponta que essa média móvel, juntamente com esta configuração para o horizonte de predição não foi adequada.

Já quando $h = 3$ o resultado obtido é o mesmo apresentado pela aplicação da TE nos dados brutos, utilizando $h = 3$, como mostra a Figura 10.

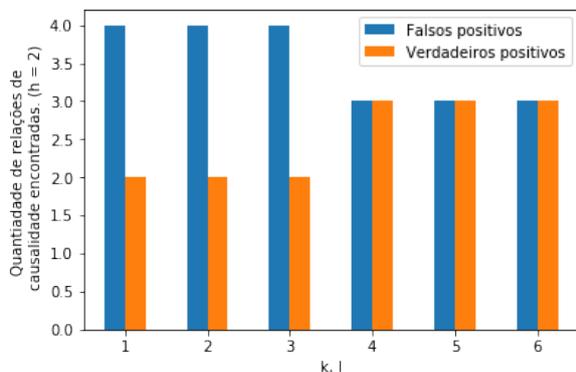


Figura 9: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, utilizando média móvel de 2 amostras, variando k, l e fixando $h = 2$;

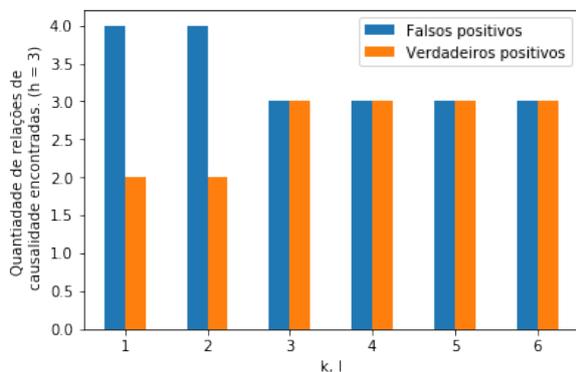


Figura 10: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, utilizando média móvel de 2 amostras, variando k, l e fixando $h = 3$;

Após aplicar uma média móvel com janela de 5 amostras (3 minutos) nos dados de alarme, a aplicação da TE, nos cenários explicitados anteriormente, obteve os resultados mostrados nas Figuras de 11 a 13.

Para o horizonte de predição, $h = 1$, é possível observar, na Figura 11, que as relações verdadeiras positivas aumentaram com o aumento dos parâmetros k e l , bem como a taxa de falsos positivos diminuiu. Isso indica que a configuração de média móvel utilizada neste cenário foi mais adequada que a anterior, melhorando assim o desempenho do método. Esse resultado, diferentemente do resultado encontrado ao aplicar a média móvel de

2 amostras, consegue manter o desempenho para $k = l = 6$, o que significa que o aumento da janela da média móvel retirou a influência de informações incoerentes nas séries de alarmes.

Novamente, para $h = 2$, Figura 12, o mesmo resultado obtido quando a média móvel de 2 amostras foi utilizada é obtido. Já quando h é aumentado para 3 amostras, Figura 13, o resultado continua semelhante ao obtido com dados brutos, utilizando a mesma parametrização. Dessa forma é possível concluir que o aumento da janela de média móvel foi benéfico apenas quando o atraso entre as ocorrências foi configurado como o menor possível, ou seja $h = 1$. Isso pode ser atribuído ao fato do pós-processamento ter reduzido o número de ocorrências ruidosas, aglomerando-as em grupos de alarmes menores, fazendo com que não seja necessário o aumento do horizonte de predição para obtenção de resultados melhores.

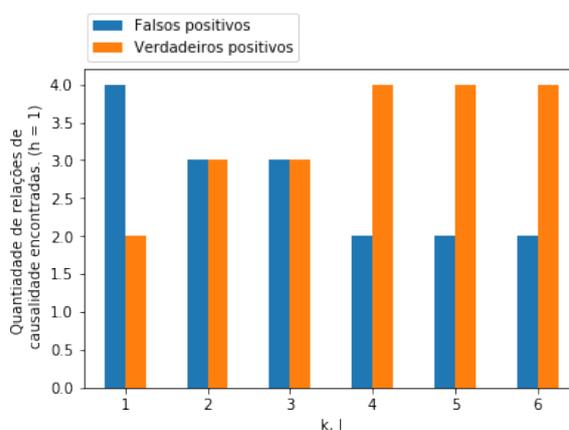


Figura 11: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, utilizando média móvel de 5 amostras, variando k, l e fixando $h = 1$;

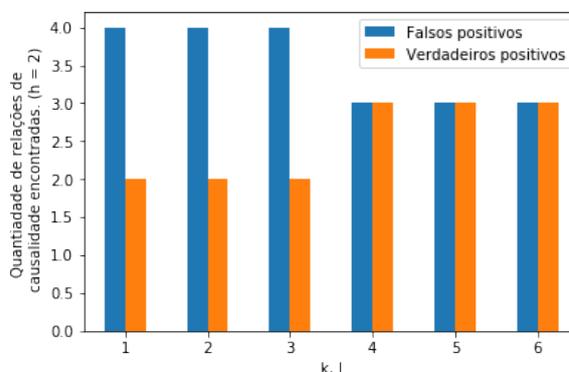


Figura 12: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, utilizando média móvel de 5 amostras, variando k, l e fixando $h = 2$;

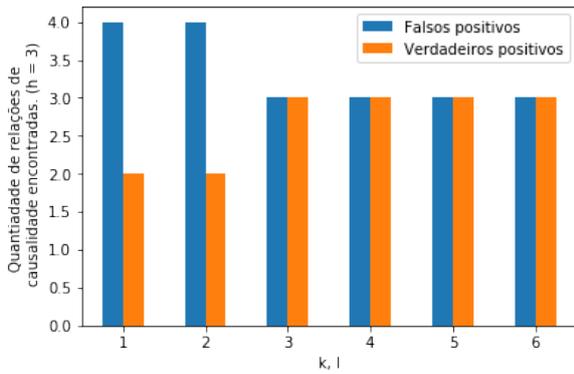


Figura 13: Quantidade de relações de causalidade verdadeiras e falsas positivas, utilizando média móvel de 5 amostras, variando k , l e fixando $h = 3$;

4.2 Análise do custo computacional

O método da transferência de entropia apresentou crescimento exponencial do custo computacional com o aumento quantitativo dos valores dos parâmetros k e l . A Figura 14 mostra a variação do tempo de processamento com o aumento dos horizontes de tempo k e l , utilizando 5 séries com 64, 256, 1024, 4096 e 16384 amostras, respectivamente. É possível notar que o aumento do tempo de processamento se acentua na medida que o tamanho das séries aumenta, por exemplo o tempo de processamento da curva de 16384 amostras apresenta uma variação percentual de aproximadamente 520.88% em relação à curva de 64 amostras, quando $k=l=7$.

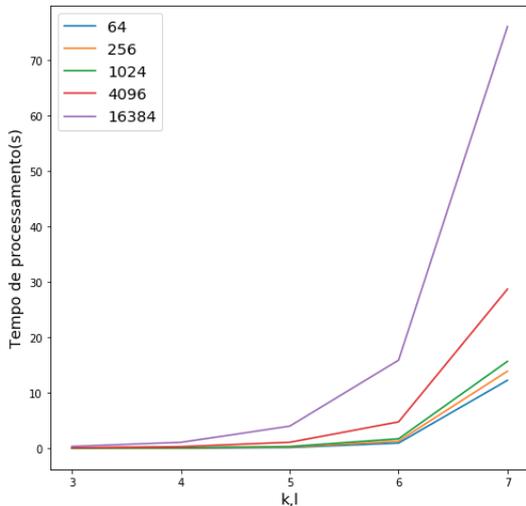


Figura 14: Curva de tempo de processamento para cadeias de diferentes tamanhos.

Para melhor visualizar as maiores variações percentuais obtidas, a Tabela 2 mostra as variações percentuais do tempo de processamento de todas as curvas, relativas à curva de 16384 amostras, quando $k=l=7$. É interessante notar que a menor variação foi de 165,05% para uma série de

alarmes de tamanho quatro vezes menor, isto é, para uma aumento de 4 vezes no tamanho dos dados, essa parametrização, obteve um tempo de processamento 160,05% maior.

Tabela 2: Variação percentual do tempo de processamento em relação à curva de 16384 amostras, com $k = l = 7$.

Variação percentual relativa a curva 16384 (%) $k = l = 7$	
64	520,88
256	447,85
1024	385,57
4096	165,05
16384	0

Isso mostra que se a utilização de valores de k e l muito altos for necessária, uma implementação não paralela desse método é computacionalmente inviável, contudo esses resultados eram esperados já que o método tem complexidade exponencial.

Apesar disso, usualmente no cenário de alarmes industriais, dependendo da taxa de amostragem, uma parametrização dessa ordem não é interessante. Isso porque em estudos de causalidade de alarmes, normalmente, busca-se uma correlação com baixo atraso, de forma a identificar alarmes cuja ocorrência conjunta é recorrente. Isto pode causar um sobrecarregamento dos sistemas de alarmes e dos operadores. Dessa forma a escolha da parametrização do método deve levar em conta o atraso de correlação desejado.

5 Conclusões

Neste artigo foi analisado o desempenho do método de Transferência de Entropia (TE) para a detecção de causalidade entre variáveis de alarmes industriais. Mais especificamente, foram analisadas as influências dos parâmetros desse método sobre o seu desempenho, tanto em termos de índices de falsos positivos e verdadeiros positivos, quanto de esforço computacional. Também foi analisada a influência de técnicas de pós-processamento de alarmes sobre o desempenho do método de TE, sendo a média móvel a técnica utilizada nos experimentos descritos neste artigo. Os resultados foram obtidos a partir de dados advindos de simulação de cenários de operação do simulador *Tennessee Eastman Process* (TEP), que é um *benchmark* bastante utilizado na área de sistemas de controle e detecção de falhas.

Nos estudos realizados nos experimentos apresentados neste artigo, a variação quantitativa dos parâmetros da TE, k e l , não obteve um impacto de grandes proporções, no que diz respeito ao aumento ou diminuição das relações verdadeiras e falsas positivas para um valor de h fixo. Contudo,

quando o h é bruscamente variado, os horizontes de tempo k e l precisaram ser reajustados, de modo a não perder informações. A variação do parâmetro h se mostrou relevante, no sentido de que, no cenário de alarmes industriais, a configuração deste parâmetro deve ser feita de acordo com a velocidade do processo, já que as relações de causalidade entre os alarmes podem possuir um atraso variável.

A respeito do desempenho computacional do método da TE, foi possível verificar que a variação dos horizontes de tempo k e l acarretam num alto custo computacional, conforme já era esperado dado a complexidade do algoritmo. Esse custo dificulta a exploração de cenários com parametrizações quantitativamente maiores, de modo que para atingir esse objetivo é inviável utilizar um implementação sequencial do algoritmo.

Outro aspecto importante a ser ressaltado é a melhora das métricas de erro quando uma técnica pós-processamento foi aplicada aos dados de alarmes. Neste caso foi utilizada a técnica da média móvel, com a janela de 2 amostras não foi possível verificar melhoras no desempenho da TE, contudo quando a janela foi aumentada para 5 amostras os resultados apresentaram melhoras significativas, indicando a importância da utilização de técnicas de pós-processamento.

Assim, trabalhos futuros incluem o estudo e aplicação de técnicas de pré e pós-processamento dos dados de alarmes, de maneira a aumentar o desempenho do método da TE para determinação de causalidade entre essas variáveis.

Referências

- ANSI/ISA (2016). Management of Alarms Systems for the Process Industries, *Standard*, American National Standard/Instrumentations, Systems & Automation Society. (ANSI/ISA-18.02-2016), North Carolina.
- Bathelt, A., Ricker, N. L. and Jelali, M. (2015). Revision of the tennessee eastman process model, *IFAC-PapersOnLine* **48**(8): 309–314.
- Bauer, M., Cox, J. W., Caveness, M. H., Downs, J. J. and Thornhill, N. F. (2007). Finding the direction of disturbance propagation in a chemical process using transfer entropy, *IEEE transactions on control systems technology* **15**(1): 12–21.
- Bransby, M. and Jenkinson, J. (1998). The management of alarm systems (contract research report 166/1998), *Norwich: Health and Safety Executive*.
- Downs, J. J. and Vogel, E. F. (1993). A plant-wide industrial process control problem, *Computers & chemical engineering* **17**(3): 245–255.
- Gao, H., Liu, F. and Zhu, Q. (2016). A correlation consistency based multivariate alarm thresholds optimization approach, *ISA transactions* **65**: 37–43.
- Goel, P., Datta, A. and Mannan, M. S. (2017). Industrial alarm systems: Challenges and opportunities, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* **50**: 23–36.
- Han, L., Gao, H., Xu, Y. and Zhu, Q. (2016). Combining fap, map and correlation analysis for multivariate alarm thresholds optimization in industrial process, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* **40**: 471–478.
- Hu, W., Wang, J., Chen, T. and Shah, S. L. (2017). Cause-effect analysis of industrial alarm variables using transfer entropies, *Control Engineering Practice* **64**: 205–214.
- 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, *Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA), 2012 IEEE 17th Conference on*, IEEE, pp. 1–7.
- Schreiber, T. (2000). Measuring information transfer, *Physical review letters* **85**(2): 461.
- Wang, J., Yang, F., Chen, T. and Shah, S. L. (2016). An overview of industrial alarm systems: main causes for alarm overloading, research status, and open problems, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* **13**(2): 1045–1061.
- Yang, F., Shah, S. L. and Xiao, D. (2010). Correlation analysis of alarm data and alarm limit design for industrial processes, *American Control Conference (ACC), 2010*, IEEE, pp. 5850–5855.
- 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.