



Impactos das Tecnologias na Engenharia Química

Carmen Lúcia Voigt
(Organizadora)

Atena
Editora

Ano 2019

Carmen Lúcia Voigt
(Organizadora)

Impactos das Tecnologias na Engenharia Química

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação e Edição de Arte: Natália Sandrini e Lorena Prestes

Revisão: Os autores

Conselho Editorial

- Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Profª Drª Deusilene Souza Vieira Dall’Acqua – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Profª Drª Juliane Sant’Ana Bento – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

134	Impactos das tecnologias na engenharia química [recurso eletrônico] / Organizadora Carmen Lúcia Voigt. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2019. – (Impactos das Tecnologias na Engenharia Química; v. 1) Formato: PDF Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader. Modo de acesso: World Wide Web. Inclui bibliografia ISBN 978-85-7247-237-1 DOI 10.22533/at.ed.371190304 1. Engenharia química – Pesquisa – Brasil. I. Voigt, Carmen Lúcia. II. Série. CDD 660.76
-----	--

Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores.

2019

Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

Inovações tecnológicas surgem a todo o momento, em todo o mundo, sendo utilizadas como uma ferramenta estratégica para manutenção e crescimento dos negócios nas indústrias. A Engenharia Química foi uma das carreiras que mais contribuiu para a evolução da Era Industrial para a Era Moderna.

A preocupação em desenvolver produtos e processos de produção torna a Engenharia Química responsável por pesquisas e projetos em relação aos materiais que passam por mudanças físicas e químicas, adquirindo outras características.

A Engenharia Química trabalha com a manipulação de compostos e substâncias para se criar novos produtos. Estes produtos proporcionam uma melhoria na qualidade de vida humana, pois além de pesquisas relacionadas, existe a preocupação em viabilizar as invenções, criar métodos baratos e eficientes de fabricação em massa, implementando processos químico-industriais cada vez melhores, mais econômicos e mais ecológicos.

Neste primeiro volume, organizado para você, apresentamos o papel do Engenheiro Químico no mercado de trabalho, pois este aplica conhecimentos adquiridos no estudo de Química e de Engenharia para criar soluções voltadas à produção ou ao uso de substâncias químicas. É o profissional que constrói um elo entre a ciência e a manufatura. Cabe ao engenheiro químico lidar com a formulação e a solução de problemas associados à indústria química, bem como trabalhar na operação e manutenção de sistemas. Também são expostos, neste volume, trabalhos relacionados ao ensino teórico e prático de Engenharia Química.

Além disso, encontram-se trabalhos relacionados com aplicações estatísticas, simulações e otimização de processos para melhoria de utilização de produtos e subprodutos. Assim como são expostos trabalhos de caracterização de materiais e alterações em processos químicos utilizando novas técnicas de análise de produto, avaliando comportamento, característica de sistemas, propriedades físico-químicas e alteração de composição de produtos já utilizados no mercado.

Baseado nestes trabalhos, convidamos você a aperfeiçoar seus conhecimentos na área da Engenharia Química. Os trabalhos selecionados oportunizam uma nova visão de materiais, processos e técnicas na área, mostrando o impacto tecnológico no desenvolvimento da indústria e sua relação direta com a sociedade e meio ambiente.

Boa leitura.

Carmen Lúcia Voigt

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
O PAPEL DO ENGENHEIRO QUÍMICO NO MERCADO DE TRABALHO: PRODUÇÃO DE UM GUIA PRÁTICO DIGITAL DESTINADO AOS GRADUANDOS E DEMAIS INTERESSADOS NA PROFISSÃO	
Raphael Carlos Rosa Pereira Eder Dias da Silva	
DOI 10.22533/at.ed.3711903041	
CAPÍTULO 2	8
GAMEQ: JOGO PARA O ENSINO NA ENGENHARIA QUIMICA	
Riccardo Cafagna Miguel do Valle Fróes Negreiros Falcão Felipe Emmanouil Martires Stamoglou Ana Lucia Barbosa de Souza Ewerton Emmanuel da Silva Calixto Fernando Luiz Pellegrini Pessoa	
DOI 10.22533/at.ed.3711903042	
CAPÍTULO 3	17
ELABORAÇÃO E AUTOMAÇÃO DE PROTÓTIPO DE REATOR CSTR CONSTRUÍDO COM MATERIAIS DE BAIXO CUSTO VOLTADO À EDUCAÇÃO DE ENGENHARIA QUÍMICA	
Cristiane Daliassi Ramos de Souza Sauro Franceschi de Carvalho Emeson de Souza Lemos Kevelyn Carolina Motta Sbravati	
DOI 10.22533/at.ed.3711903043	
CAPÍTULO 4	27
PROJETO DE DIMENSIONAMENTO DE MÓDULO CONTÍNUO A PARTIR DE MATERIAIS DE BAIXO CUSTO COMO IMPLEMENTAÇÃO DO ENSINO EXPERIMENTAL DE ENGENHARIA QUÍMICA	
Cristiane Daliassi Ramos de Souza Igor Moraes Bezerra Calixto Sauro Franceschi de Carvalho Matheus Macedo Teixeira Rafaela Misseia Cinque de Lima Marco Antônio de Alcântara Rocha	
DOI 10.22533/at.ed.3711903044	
CAPÍTULO 5	36
O SIMULADOR DO FUTURO APLICADO À INDÚSTRIA	
Fernanda Martins	
DOI 10.22533/at.ed.3711903045	
CAPÍTULO 6	43
TERMODINÂMICA QUÍMICA – COMPREENDENDO DE FORÇAS INTERMOLECULARES A COEFICIENTE DE ATIVIDADE	
Lisandra Ferreira de Lima Admilson Lopes Vieira	
DOI 10.22533/at.ed.3711903046	

CAPÍTULO 7 53

DETERMINAÇÃO DE CURVAS DE EQUILÍBRIO SÓLIDO-LÍQUIDO DE SOLVENTES EUTÉTICOS PROFUNDOS (DES) EMPREGANDO A CALORIMETRIA EXPLORATÓRIA DIFERENCIAL (DSC)

Helena Pletsch
Mariana Carolina Gipiela Corrêa Dias
Marcos Rogério Mafra

DOI 10.22533/at.ed.3711903047

CAPÍTULO 8 59

ANÁLISE E DIAGNÓSTICO DE FALHAS POR TÉCNICAS ESTATÍSTICAS APLICADAS A SISTEMAS DE BOMBEAMENTO HIDRÁULICO

Rebeca Albino de Jesus
Ezequiel José da Silva Honorato
Fábio George Nogueira Cruz
José Nilton Silva

DOI 10.22533/at.ed.3711903048

CAPÍTULO 9 73

COMPARAÇÃO DE PERFIS DE VELOCIDADE OBTIDOS POR TUBO DE PITOT E POR SOFTWARE DE SIMULAÇÃO ANSYS CFX

Victor Felipe Arthur Coutinho Ladeia
Rosilanny Soares Carvalho
Anna Clara Marques de Queiroz
João Carlos Gonçalves

DOI 10.22533/at.ed.3711903049

CAPÍTULO 10 80

ENGENHARIA DE PROCESSOS: DIMENSIONAMENTO, SIMULAÇÃO E ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DE SISTEMAS DE EVAPORAÇÃO MÚLTIPLO EFEITO DE INDÚSTRIAS DE CELULOSE *KRAFT*

Jamilly Marques Gasparoni
Cássia Regina Santos Nunes Almeida
Gustavo Matheus de Almeida

DOI 10.22533/at.ed.37119030410

CAPÍTULO 11 96

PROJETO DE HIDROCICLONES USANDO OTIMIZAÇÃO ROBUSTA E ESTUDO DO EFEITO DA ROBUSTEZ

Vitor Alves Garcia
Fran Sérgio Lobato
Luiz Gustavo Martins Vieira

DOI 10.22533/at.ed.37119030411

CAPÍTULO 12 111

SELEÇÃO DE VARIÁVEIS E CONTROLE DE COMPOSIÇÃO POR INFERÊNCIA DE TEMPERATURA EM PROCESSO PRODUTIVO DO ETILBENZENO

Arioston Araújo de Moraes Júnior
Leopoldo Oswaldo Alcazar Rojas
Paulo Romero de Araujo Mariz
Emanuella Francisca de Lacerda Vieira
Marcelo da Silva Pedro
Jonas Laedson Marinho da Silva Santos

DOI 10.22533/at.ed.37119030412

CAPÍTULO 13	119
INFLUÊNCIA DA VARIAÇÃO DE PH, TEMPERATURA E TEMPO DE VAPORIZAÇÃO NO PROCESSO DE TINGIMENTO DE TECIDOS	
Wanyr Romero Ferreira Wilson Costa Resende Aline Pereira Leite Nunes	
DOI 10.22533/at.ed.37119030413	
CAPÍTULO 14	128
ANÁLISE CORROSIVA DO AÇO 304 QUANDO SUBMETIDO AO PROCEDIMENTO DE GALVANOPLASTIA	
Renata de Oliveira Marinho Marcelo Batista Queiroz Eudesio Oliveira Vilar Márcia Cristina de Sousa	
DOI 10.22533/at.ed.37119030414	
CAPÍTULO 15	140
EFEITO DA DENSIDADE DE CORRENTE NO PROCESSO DE OBTENÇÃO DE REVESTIMENTOS DE Co-W OBTIDOS POR ELETRODEPOSIÇÃO	
Arthur Filgueira de Almeida Bianca Oliveira Evaristo Josiane Dantas Costa Mikarla Baía de Sousa Nathália Cristina Morais Lia Fook Renato Alexandre Costa de Santana Ana Regina Nascimento Campos	
DOI 10.22533/at.ed.37119030415	
CAPÍTULO 16	148
FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO E REDE NEURAL ARTIFICIAL NA ESTIMATIVA DE CONCENTRAÇÃO EM UM REATOR QUÍMICO NÃO ISOTÉRMICO	
Arioston Araújo de Moraes Júnior Leopoldo Oswaldo Alcazar Rojas Marcelo da Silva Pedro Paulo Romero de Araujo Mariz Emanuella Francisca de Lacerda Vieira Jonas Laedson Marinho da Silva Santos Rodrigo Marinho Guimarães	
DOI 10.22533/at.ed.37119030416	
CAPÍTULO 17	153
COMPÓSITO DE NANOCELULOSE BACTERIANA E NANOTUBOS DE CARBONO	
Guilherme Colla Vinícius Heidemann de Souza Fernanda Vieira Berti Luismar Marques Porto	
DOI 10.22533/at.ed.37119030417	

CAPÍTULO 18	160
IMOBILIZAÇÃO DE COLÁGENO HUMANO TIPO I EM MEMBRANAS DE NANOCELULOSE BACTERIANA	
Ana Carolina Jorge Meyer Emily Marques dos Reis Luismar Marques Porto	
DOI 10.22533/at.ed.37119030418	
CAPÍTULO 19	167
CENTRIFUGATION STEP CONTROL OF CELLULOSE NANOCRYSTALS SUSPENSION BY pH AND TURBIDITY MEASUREMENTS	
Mayara Felix Santana Bárbara Castro Moreira Flávia Mitsue Yamashita Nilda de Fátima Ferreira Soares José Mauro de Almeida Alvaro Vianna Novaes de Carvalho Teixeira Deusanilde de Jesus Silva	
DOI 10.22533/at.ed.37119030419	
CAPÍTULO 20	173
ESTUDO TERMODINÂMICO DA ADSORÇÃO DO CORANTE CRISTAL VIOLETA EM NANOTUBOS DE CARBONO FUNCIONALIZADOS	
Leonardo Martins Vargas Gabriel Facciochi Dörtzbacher Guilherme Luiz Dotto	
DOI 10.22533/at.ed.37119030420	
CAPÍTULO 21	181
ESTUDO DA REOLOGIA E DA SALINIDADE DE MICROEMULSÕES À BASE DE GLICERINA PARA SEREM UTILIZADAS NA RECUPERAÇÃO DE PETRÓLEO	
Amanda Brito de Carvalho Fabiola Dias da Silva Curbelo Elayne Andrade Araújo Alfredo Ismael Curbelo Garnica	
DOI 10.22533/at.ed.37119030421	
CAPÍTULO 22	196
ORGANOFILIZAÇÃO DE ARGILAS BENTONÍICAS PARA APLICAÇÃO EM FLUIDOS DE PERFURAÇÃO BASE MICROEMULSIONADA	
Renata Rodrigues Magalhães Roxana Pereira Fernandes de Sousa Alfredo Ismael Curbelo Garnica Fabiola Dias da Silva Curbelo Thaine Taumaturgo Caminha	
DOI 10.22533/at.ed.37119030422	

CAPÍTULO 23	201
PROPRIEDADES FÍSICO-QUÍMICAS E VOLUMÉTRICAS DO QUEROSENE DE AVIAÇÃO E DO BIOQUEROSENE	
<ul style="list-style-type: none"> Idila Rafaela Carvalho Gonçalves Ana Clara Cazarin Queiroz Luciana Loureiro de Pinho Rolemberg de Andrade Silvia Maria Zanini Sebrão Krishnaswamy Rajagopal 	
DOI 10.22533/at.ed.37119030423	
CAPÍTULO 24	210
AVALIAÇÃO REOLÓGICA DE TINTAS ACRÍLICAS COMERCIAIS E ADITIVADAS COM CARGA CONDUTORA	
<ul style="list-style-type: none"> Alex da Silva Sirqueira Monica Cristina dos Santos Vieira Monica Feijó Naccache Stanley Pires de Alcântara 	
DOI 10.22533/at.ed.37119030424	
CAPÍTULO 25	222
EFEITO DA ADIÇÃO DA CINZA GASEIFICADA DE CARVÃO PULVERIZADO NA FORMULAÇÃO DE CERÂMICA VERMELHA	
<ul style="list-style-type: none"> Gabryella Cerri Mendonça Cristiano Corrêa Ferreira 	
DOI 10.22533/at.ed.37119030425	
CAPÍTULO 26	232
TRANSFERÊNCIA DE CALOR EM SISTEMAS PARTICULADOS: DETERMINAÇÃO DA CONDUTIVIDADE TÉRMICA EFETIVA DE FERTILIZANTES GRANULADOS NA ESTAGNAÇÃO DE AR	
<ul style="list-style-type: none"> Hugo Perazzini Maisa Tonon Bitti Perazzini Rayssa Caroline Ribeiro Bernardes João Marcos Cardoso Silva 	
DOI 10.22533/at.ed.37119030426	
CAPÍTULO 27	248
DETERMINAÇÃO DA SOLUBILIDADE DA UREIA EM SOLUÇÕES AQUOSAS DE ETANOL	
<ul style="list-style-type: none"> Raquel de Oliveira Silva Ana Paula Silva Capuci Raíssa Araújo de Oliveira Campos Ricardo Amâncio Malagoni 	
DOI 10.22533/at.ed.37119030427	
CAPÍTULO 28	255
CALIBRAÇÃO DE MEDIDORES DE VAZÃO COM ALTAS VAZÕES E VISCOSIDADES ELEVADAS: UMA ALTERNATIVA TÉCNICA À LEGISLAÇÃO BRASILEIRA DE ROYALTIES E PARTICIPAÇÕES ESPECIAIS	
<ul style="list-style-type: none"> Carlos Eduardo Ribeiro de Barros Barateiro Romulo Carlos da Silva Emerik 	
DOI 10.22533/at.ed.37119030428	
SOBRE A ORGANIZADORA	271

ANÁLISE E DIAGNÓSTICO DE FALHAS POR TÉCNICAS ESTATÍSTICAS APLICADAS A SISTEMAS DE BOMBEAMENTO HIDRÁULICO

Rebeca Albino de Jesus

Universidade Federal de Campina Grande.
Campina Grande – Paraíba

Ezequiel José da Silva Honorato

Universidade Federal de Campina Grande.
Campina Grande – Paraíba

Fábio George Nogueira Cruz

Universidade Federal de Campina Grande.
Campina Grande – Paraíba

José Nilton Silva

Universidade Federal de Campina Grande.
Campina Grande – Paraíba

RESUMO: Este trabalho teve por objetivo desenvolver e avaliar um algoritmo baseado em técnicas estatísticas para diagnóstico e identificação de falhas em sensores de processos multivariáveis, mediante a aplicação do modelo *Principal Component Analysis* (PCA) como referência, a estatística T^2 de *Hotelling* como indicador de variabilidade global e a estatística Q (*SPE- square prediction error*) para a determinação da variável em falha. Para validação do algoritmo, reproduziu-se o ambiente de um processo industrial por meio das plataformas *Aspen Plus®* e *Aspen Dynamics®* utilizando como cenário uma unidade de recuperação secundária de poços petrolíferos. Perturbações foram incorporadas aos sensores

do processo, com o intuito de aproximar a simulação da realidade. Esta metodologia possibilitou a identificação de anomalias em sinais de sensores, bem como do sensor em falha, de modo a propiciar um monitoramento do processo industrial.

PALAVRAS-CHAVE: Detecção de falha, modelo PCA, recuperação secundária.

ABSTRACT: This work aimed to develop and evaluate an algorithm based on statistical techniques for diagnosis and fault identification in multivariable process sensors, by applying the Principal Component Analysis (PCA) model as reference, the Hotelling T^2 statistic as indicator of global variability and the Q (*SPE- square prediction error*) statistic for the determination of the failing variable. To validate the code, the environment of an industrial process was reproduced through the Aspen Plus® and Aspen Dynamics® platforms using a secondary oil well recovery unit as scenario. Disturbances were incorporated into the process sensors, in order to approximate the simulation of reality. This methodology allowed the identification of anomalies in sensor signals as well as the fault sensor in order to provide a monitoring of the industrial process.

KEYWORDS: Failure detection, PCA model, secondary recovery

1 | INTRODUÇÃO

O petróleo é proveniente da decomposição de elevadas quantidades de matéria vegetal, como também animal, e a ação da pressão e calor sobre estas produziu uma mistura de hidrocarbonetos. A substância é retirada a partir de um reservatório utilizando diferentes métodos, visando as condições de porosidade da rocha em que foi gerado, denominada rocha geradora ou rocha matriz, e a porção de material localizada forma uma jazida comercial (SILVA *et al.*, 2007).

Segundo Thomas *et al.* (2001), o método aplicado nos processos de recuperação é muito mais vasto que uma interferência em poços, em outras palavras a área de atuação é todo o reservatório, sem depender da simplicidade ou complexidade do método que está sendo utilizado.

Métodos foram desenvolvidos para recuperação do petróleo e os mesmos estão sendo aprimorados, tendo como objetivo principal aumentar a produção do mesmo. Assim, pode-se classificar tais métodos de recuperação como: primária, secundária e terciária. Tal classificação está relacionada com a vida produtiva do reservatório (ROSA *et al.*, 2016).

Rosa *et al.* (2016) mostra a diferença existente entre tais métodos citados. No caso do método de recuperação primária é definida como a produção espontânea que ocorre como influência da elevada pressão no interior do reservatório de petróleo, ou com reforço de outros métodos que favorecem a elevação do óleo, como por exemplo: bomba centrífuga submersa ou gás *lift*.

O método convencional de recuperação de petróleo é realizado injetando um fluido em um determinado reservatório tendo como intuito a remoção do óleo dos poros da rocha que o gerou (THOMAS *et al.*, 2001). Esta técnica pode ser denominada como método de recuperação secundária, tal processo utiliza bombas para injeção do fluido.

No entanto, para a classe de recuperação terciária, utilizam-se métodos mais robustos que buscam potencializar a produção do reservatório em estudo. Tais métodos se baseiam nos respectivos conceitos: reduzir a viscosidade do óleo, este é classificado como método térmico; pode inserir um fluido no poço com o intuito de reduzir a tensão interfacial, por meio da miscibilidade deste com o óleo, tal processo é denominado métodos miscíveis; entre outros métodos desenvolvidos (ROSA *et al.*, 2016).

Na indústria petrolífera, geralmente utiliza-se bombas do tipo centrífuga. Ocorre uma diferenciação entre os casos de acordo com a potência necessária, ou seja, a capacidade de bombeamento do equipamento.

Para o bombeamento por injeção de água (recuperação secundária) faz-se necessária a perfuração de dois poços de tipos diferentes, em que o mais profundo tem como função a injeção de água e o outro, mais superficial, será o destino da mistura que será deslocada. O funcionamento desse sistema é basicamente a injeção

da água reprimindo assim o óleo dos lençóis e transportando o mesmo para o poço de produção, finalizando o processo com a separação da substância.

Processos químicos são constituídos por um conjunto de operações em que ocorre a alteração de matérias-primas em produtos por meio de mudanças, tais como químicas, físicas, mecânicas ou térmicas. Como exemplo de processo, pode-se citar o transporte de reagentes e produtos por meio de tubulações, com auxílio de equipamentos como: bombas, compressores entre outros.

O grande desafio atual é a automação do controle de supervisão usando sistemas de controle inteligentes, fornecendo assim às operadoras humanas a assistência nesta área de necessidade mais urgente. As pessoas nas indústrias de processo veem isso como o próximo grande desafio na pesquisa e aplicação de sistemas de controle. Há, no entanto, uma série de desafios práticos na concepção desses sistemas devido a vários fatores, como a complexidade da dinâmica do processo, falta de modelos adequados, dados incompletos e incertos, diversas fontes de conhecimento, quantidade de esforço e conhecimentos necessários para desenvolver e manter os sistemas, entre outros (VENKATASUBRAMANIAN, 2001).

Para garantir a qualidade final do produto, assim como a estabilidade e segurança do processo, podem ser utilizadas técnicas estatísticas multivariadas de monitoramento (*Multivariate Statistical Process Control - MSPC*) de processos industriais, tendo como base os dados que são gerados pelo próprio processo. Com base na literatura, uma das técnicas mais utilizadas para monitoramento é o modelo PCA (*Principal Components Analysis*) aliada à utilização de estatísticas (ASSIS *et al.*, 2017).

A anormalidade é indicada por meio do registro de informações com o tempo, do reconhecimento e da indicação do comportamento das variáveis no sistema. Tal operação pode ser realizada por diversas formas, desde o simples acompanhamento de alguma variável do sistema até a análise da diferença (chamada de resíduo). Este consiste na análise do valor medido de uma variável e o seu respectivo valor estimado por um modelo (chamada de detecção de falhas com redundância analítica) ou medido por um instrumento extra que realiza uma medida equivalente (chamada de detecção de falhas com redundância física ou de *hardware*) (ISERMANN e BALLÉ, 1997).

Segundo Ait-Izema *et al.*, (2018) este eixo de pesquisa está se revelando muito promissor, e várias questões abertas merecem um estudo mais detalhado para variáveis avaliadas por intervalos. Uma é a extensão da estratégia de diagnóstico para o caso dinâmico, que é limitado pelas habilidades de atualização do modelo de intervalo.

Dessa forma, esse trabalho aplicou a Análise de Principais Componentes (PCA) a um sistema multivariável, seguido pela aplicação da estatística T^2 de *Hotteling* e a estatística Q buscando identificar modo de falhas nos sinais de entrada de dados gerados por um sistema de injeção de água simulado em plataforma específica, tendo como objetivo ser mais uma ferramenta de auxílio para controle de processos industriais.

2 | METODOLOGIA

2.1 Material

Este trabalho pode ser dividido em etapas, sendo estas: teórica e simulada. Assim, os materiais utilizados para o desenvolvimento de tal estão diretamente envolvidos e fazem parte de um sistema computacional, juntamente com seus periféricos. Como ferramenta computacional de modelagem e simulação, foram utilizadas as plataformas *Matlab*[®], *Aspen Plus*[®] e *Aspen Dynamics*^á.

2.2 Método

Quanto à metodologia, o trabalho é fundamentado na implementação em ambiente *Matlab*[®] seguindo uma lógica estruturada para diagnóstico de falhas em sistema multivariáveis baseado na Análise de Principal Componente (PCA), na estatística T^2 de *Hotelling* e na estatística Q (SPE - *square prediction error*).

Inicialmente estruturou-se um algoritmo baseado no modelo PCA, tendo este a função de reduzir a dimensionalidade das variáveis existentes no processo para uma análise simplificada e representativa do sistema como um todo.

Segundo Jackson (1991), o método dos componentes principais é embasado em um resultado chave da álgebra matricial: uma matriz simétrica, não singular, como a matriz de covariância \mathbf{S} , pode ser reduzida a uma matriz diagonal \mathbf{L} pré-multiplicando e pós-multiplicando a mesma por uma matriz ortonormal particular \mathbf{U} , tal que:

$$\mathbf{U}'\mathbf{S}\mathbf{U} = \mathbf{L} \quad (1)$$

Por meio da Equação 1 obtém-se dados necessários para gerar o novo conjunto de variáveis descorrelacionadas. Os eixos coordenados dessas novas variáveis são descritos pelos vetores característicos \mathbf{u}_i , que compõem a matriz \mathbf{U} dos cossenos de direção usados na transformação:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{U}' [\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}] \quad (2)$$

Além do modelo citado, foram implementados ao algoritmo os métodos estatísticos T^2 de *Hotelling* e a estatística Q . O primeiro foi incorporado com o objetivo de verificar a ocorrência de falhas, porém este não é capaz de identificar qual variável de processo apresenta anomalia.

A detecção de falhas pode ser realizada com o uso de PCA e da estatística de *Hotelling* (T^2). O valor de T^2 de menor dimensão pode ser calculado para cada nova amostra \mathbf{X} através da equação (CHIANG *et al.*, 2002):

$$T^2 = \mathbf{X}' \mathbf{Z} \mathbf{L}_\alpha^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{X} \quad (3)$$

em que α é o número de componentes principais selecionados, \mathbf{x} é um vetor com uma amostra, \mathbf{Z} é a matriz de componentes principais e \mathbf{L}_α é a matriz de autovalores da decomposição em valores singulares reduzidas a dimensão de α .

Com o objetivo de sanar o problema citado, adicionou-se o método estatístico

Q que verifica qual das variáveis de processo apresenta falha. Enquanto a estatística T^2 trata da porção do espaço amostral explicado pelos componentes principais, a estatística Q (SPE - *Square Prediction Error*) trata da porção do espaço amostral correspondente aos menores autovalores, como mostrado nas Equações 4 e 5, onde r é o vetor de resíduos, uma projeção do vetor amostra X no espaço residual e I é a matriz identidade (MONTGOMERY, 2009).

$$Q = r^T r \quad (4)$$

$$r = (I - ZZ^T) X \quad (5)$$

Para testes iniciais e verificação do algoritmo desenvolvido, utilizaram-se sinais randômicos gerados artificialmente na própria plataforma *Matlab*^â. Posteriormente, uma unidade de recuperação secundária de produção de petróleo foi utilizada, sendo a mesma modelada na plataforma *Aspen Dynamics*[®], considerando os níveis de ruídos e incertezas ocorrentes na mesma. Para avaliar as técnicas de diagnósticos estatísticos de falhas propostas, um conjunto de 4 bombas será considerada, como apresentado na Figura 6.

Inicialmente, executou-se a montagem do processo na plataforma de forma estacionária no *Aspen Plus*^â, inserindo na mesma informações, como: pressão, vazões, quedas de pressão, etc. Após a adequação dos valores aos obtidos em processos reais, realizou-se a simulação obtendo informações do processo no estado estacionário, pois tais valores servem de referência para a simulação dinâmica, os denominados pontos operacionais, ou seja, pontos onde o processo possui melhor rendimento.

As informações necessárias para o controle de um processo são obtidas no estado estacionário, em qualquer processo as variáveis envolvidas neste se alteram em relação ao estado estacionário de projeto, são chamados de distúrbios, ou perturbações, ou entradas. O efeito de tal perturbação pode ser amenizado, e possivelmente eliminado, por meio do uso de controladores, baseados nas informações do projeto no estado estacionário, assim para controle de tais variáveis será necessária uma malha de controle. Malhas de controle convencionais são constituídas por três elementos básicos: sensor, controlador e elemento final de controle, usualmente válvulas. Ao transportar o processo para a plataforma do *Aspen Dynamics*^â implementou-se ao processo controladores de pressão (PIC) e distúrbios na vazão volumétrica.

A maioria dos controles de processos industriais, como também o bombeamento por injeção de água, são monitoradas por meio de um controlador com algoritmo PID, embora este possua algumas limitações. O algoritmo PID tem por função diminuir a zero o desvio entre o “setpoint” (medida almejada para a variável em estudo) e a variável do processo (o valor verificado no processo, sendo esta a variável que se deseja controlar conhecida como PV). Assim, o controle que será realizado no processo é baseado nos termos da equação abaixo, os quais são denominados como proporcional, integral e derivativo, respectivamente:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_t^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{d}{dt} e(t) \quad (6)$$

Sendo:

$u(t)$ = Trata-se sinal de saída ou de controle;

$e(t)$ = Desvio entre a variável de processo e o “setpoint”;

k_p = Ação proporcional do controlador;

k_i = Ação integradora do controlador;

k_d = Ação derivativa do controlador.

O termo da ação proporcional determina a variação na saída do sinal de controle que é proporcional ao valor atual do erro, já a ação integral realiza uma variação na saída do sinal de controle baseada na soma dos erros recentes, por fim a ação derivativa determina uma variação na saída do sinal de controle fundamentada na taxa de variação do erro no processo (esta é dada pela subtração do valor de setpoint (SP) e o valor da variável de processo mostrada como resultado na planta do processo (PV), ou seja, $SP - PV$), que tem por objetivo evitar mudança de sinal do erro que o termo da ação integral pode causar (SILVA, 2009).

Para finalização foram gerados distúrbios nas variáveis de processo e posteriormente, para diagnóstico e análise das respectivas anomalias ocasionadas, os resultados das simulações foram aplicados em forma de matriz no algoritmo na linguagem de programação do *Matlab*[®].

A Figura 1 apresenta a metodologia em forma de esquema, sendo expressa de forma resumida.

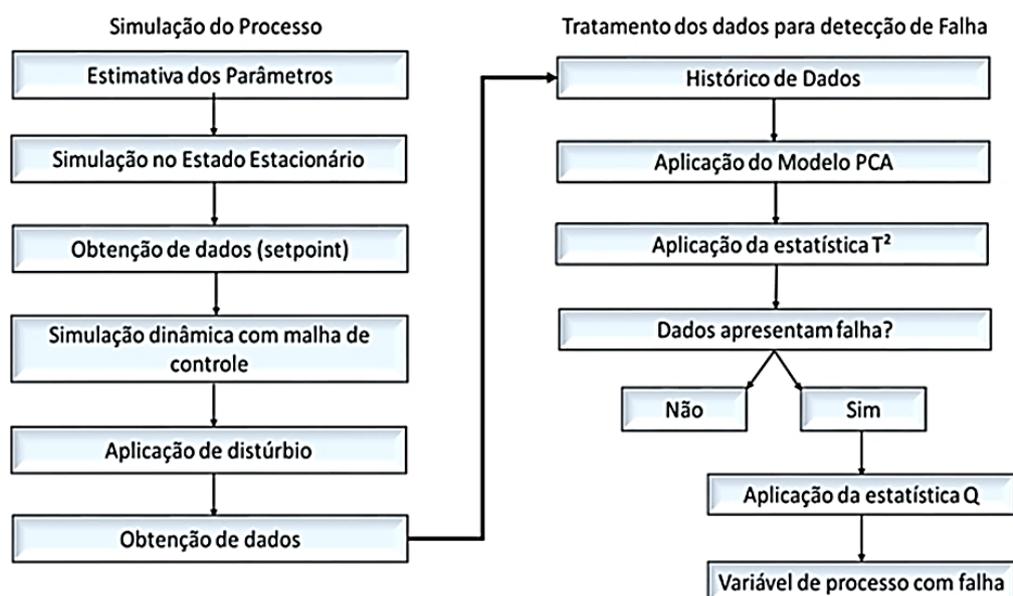


Figura 1. Esquema resumido do funcionamento da comunicação entre as plataformas *Matlab*[®], *Aspen Plus*[®] e *Aspen Dynamics*[®].

Fonte: Autoria Própria (2018).

O algoritmo pode ser apresentado na Figura 2, este tem duas regiões importantes, a região (I) diz respeito a calibração do modelo PCA, enquanto a região (II), corresponde a utilização do modelo PCA como parâmetro comparativo com os respectivos sinais posteriores, assim como também a aplicação da estatística T^2 .

Na região (I) do algoritmo foi proposto a entrada do número de sinais e a janela de tempo considerada. Por sua vez, a janela de tempo foi definida para a quantidade de pontos do histórico de dados para treinamento do modelo PCA. A partir da estimação do modelo PCA, o mesmo é armazenado em um banco de dados, que será utilizado na região (II).

A região (II), representando a etapa de aplicação do PCA e da estatística T^2 , corresponde a implementação do diagnóstico de falhas baseado no modelo PCA, onde poderão ser gerados os gráficos de controle e monitoramento dinâmico do sistema de controle e processo.

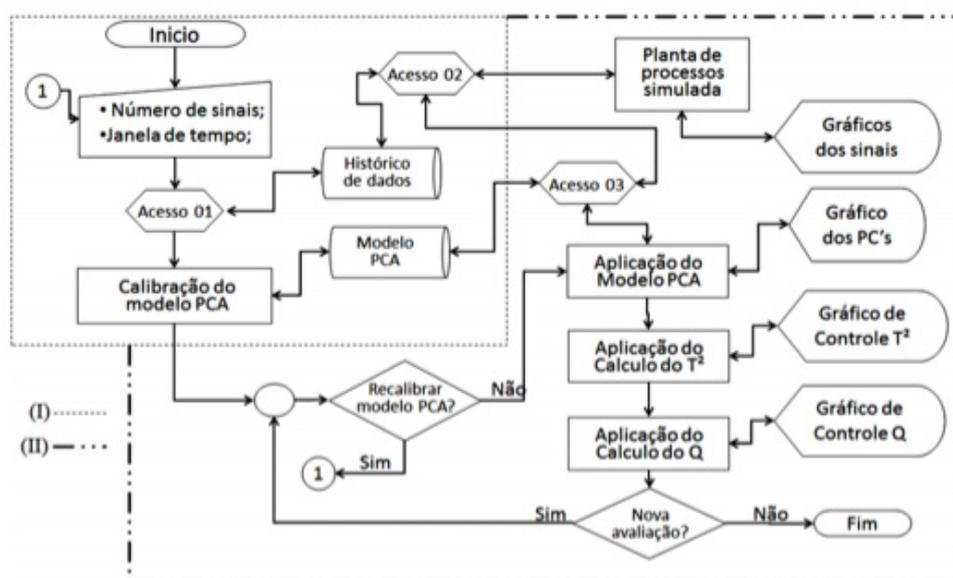


Figura 2. Algoritmo simplificado de implementação do método diagnóstico de falhas em processos químicos.

Fonte: Autoria Própria (2018).

3 | RESULTADOS E DISCUSSÕES

Inicialmente, para validação do algoritmo desenvolvido, utilizou-se quatro sinais randômicos (X_1, X_2, X_3, X_4) gerados artificialmente com características idênticas aos sinais de sensores de um sistema real na plataforma *Matlab*[®]. O resultado gerado pela simulação está expresso na Figura 3 e vale ressaltar que os sinais X_2 e X_4 sofreram perturbações com o objetivo de verificar o desempenho do algoritmo na análise e diagnóstico de falhas durante o processo.

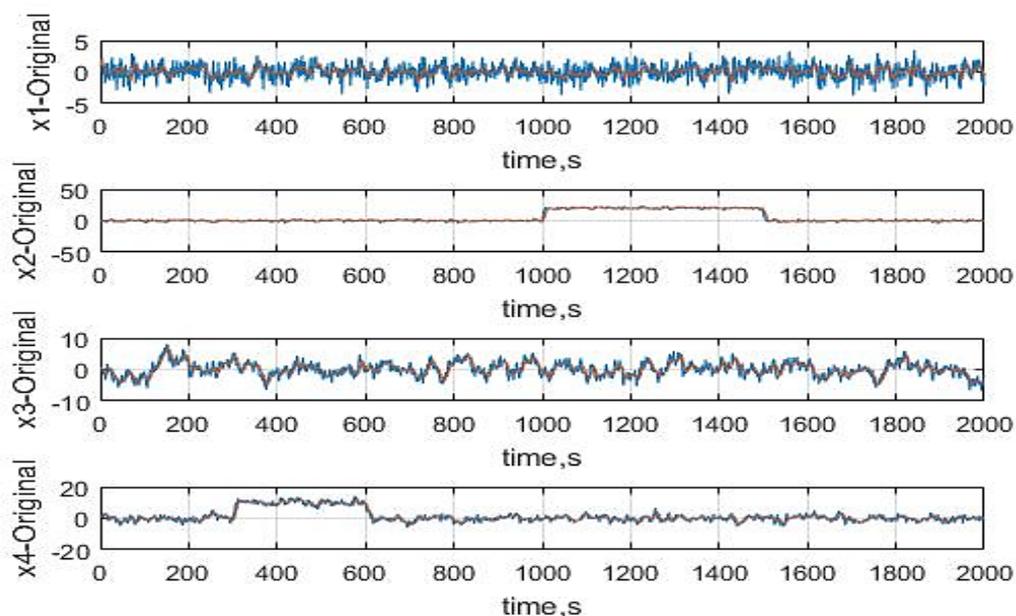


Figura 3. Gráfico que relaciona os sinais originais X_1 , X_2 , X_3 e X_4 em função do tempo.

Fonte: Autoria Própria (2019).

A aplicação da PCA é feita sobre a matriz de covariância dos sinais, requerendo obrigatoriamente que os dados sejam correlacionados para sua construção. Tal técnica tem por objetivo a geração de novas variáveis, descorrelacionadas, denominadas de principais componentes, na forma de combinações lineares das variáveis originais. Característica interessante desta técnica é o fato da variância total do sistema original incidir sobre as novas variáveis de forma gradual, ou seja, $\text{var}(Z_1) > \text{var}(Z_2) > \dots > \text{var}(Z_4)$.

Na Figura 4 é apresentado os sinais com aplicação do método estatístico T^2 de *Hotelling*, no qual se verifica que o mesmo funciona como um limite de controle superior (demostrado nas figuras como a reta vermelha). Este limite trata-se do valor máximo aceitável que os sinais dos sensores podem variar, o sinal que ultrapassar o limite superior é diagnosticado com anomalia. Porém, o T^2 pode gerar alarmes falsos durante a análise dos dados do sistema, informando que em algum intervalo está ocorrendo falha. Esses alarmes falsos são decorrentes dos ruídos dos sinais, sendo os mesmos uma característica natural dos sensores industriais. Para evitar este tipo de problema durante o diagnóstico e análise, inclui-se ao algoritmo a função filtro, no caso foi utilizado o do tipo média-móvel, que irá reduzir o ruído destes sinais, como dito anteriormente. Este utiliza uma janela móvel de n amostras para calcular a média de uma sequência de dados, a cada instante de tempo, com isso tem-se a redução dos ruídos destes sinais, gerando assim uma análise precisa.

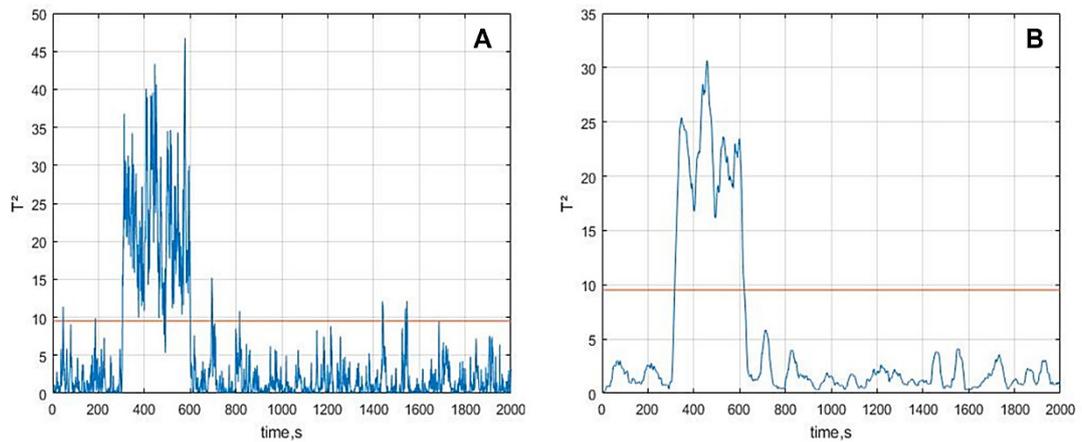


Figura 4. Sinais Randômicos tratados com a estatística T^2 de Hotelling sem filtro (A) e com filtro de média móvel (B).

Fonte: Aatoria Própria (2019).

O método estatístico T^2 de *Hotelling* apenas verifica se existem sensores com falha, não sendo capaz de distinguir dentre as variáveis qual está causando o problema. Para identificar qual dos sensores está em falha utilizou-se a estatística Q que identifica qual sensor está com maior variação, como expresso na Figura 5.

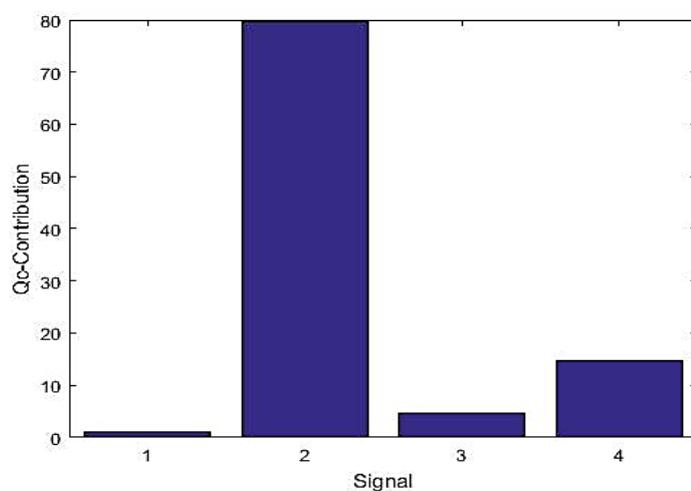


Figura 5. Distribuição da estatística Q para cada sinal randômico gerado.

Fonte: Aatoria Própria (2019).

Por meio da verificação feita com sinais randômicos, comprovou-se a funcionalidade do algoritmo em analisar e diagnosticar falhas. Com isso, foi possível realizar a simulação de uma planta de processo químico como apresentado na Figura 6.

Com o intuito de validação do algoritmo desenvolvido, manipulou-se distúrbios no processo e para isso realizou-se modificação nas especificações das bombas. Forçaram-se distúrbios em duas das bombas (como demonstrado na figura 3 pelos círculos vermelhos), no encaço de duas simulações diferentes com o objetivo de

realizar uma comparação entre tais e verificar assim a eficiência do algoritmo.

A verificação da ocorrência de falha deu-se pelo acompanhamento do comportamento da pressão nas linhas à jusante de cada uma das bombas, bem como de outras quatro correntes do processo, conforme sinalizado na Figura 6.

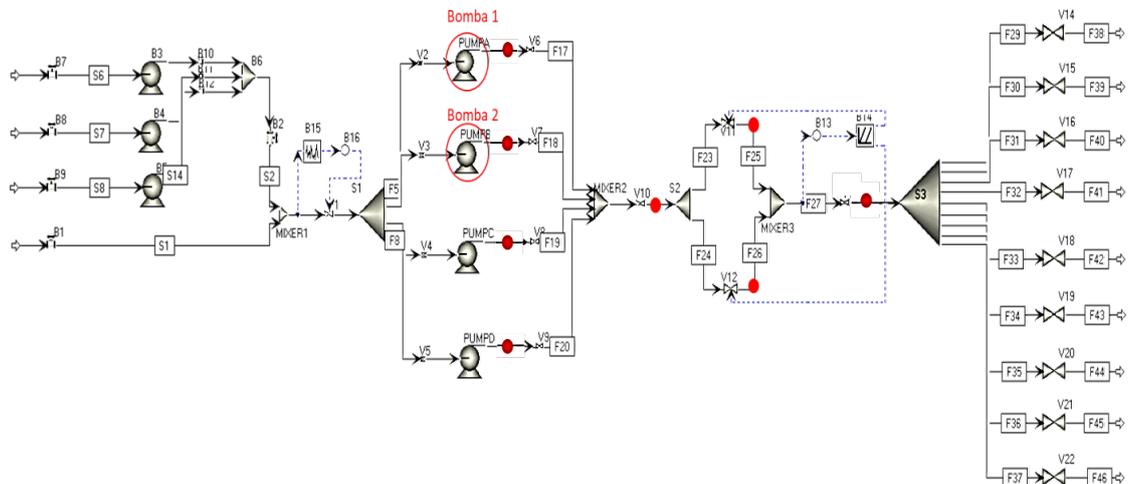


Figura 6. Sistema de injeção de água em poços de petróleo simulado na plataforma *Aspen Dynamics*^a.

Fonte: Adaptado no *Aspen Dynamics*[®] (2018).

As informações geradas no processo foram coletadas, aplicadas no algoritmo e apresentadas na forma de gráficos. Destaca-se que a variável de processo monitorada foi a pressão em oito correntes (como explícito na Figura 6 pelos pontos vermelhos).

Nas Figuras 7 e 8, os sinais não foram tratados com as técnicas estatísticas em estudo, ou seja, trata-se dos dados originais do processo. Os gráficos das respectivas figuras foram gerados utilizando a plataforma computacional *Matlab*[®]. As linhas azuis, tratam-se dos sinais ruidosos da variável de processo, sendo esta a pressão, ou seja, são sinais emitidos dos sensores responsáveis por monitorar a pressão no processo. A linha vermelha trata-se do sinal utilizando filtro digital, para o caso foi utilizado o tipo média-móvel que tem como função reduzir o ruído do sinal mantendo transições agudas e é aplicado para ocasiões em que têm-se ruídos aleatórios. O eixo vertical trata-se do intervalo de leitura para a pressão e o eixo horizontal refere-se ao tempo.

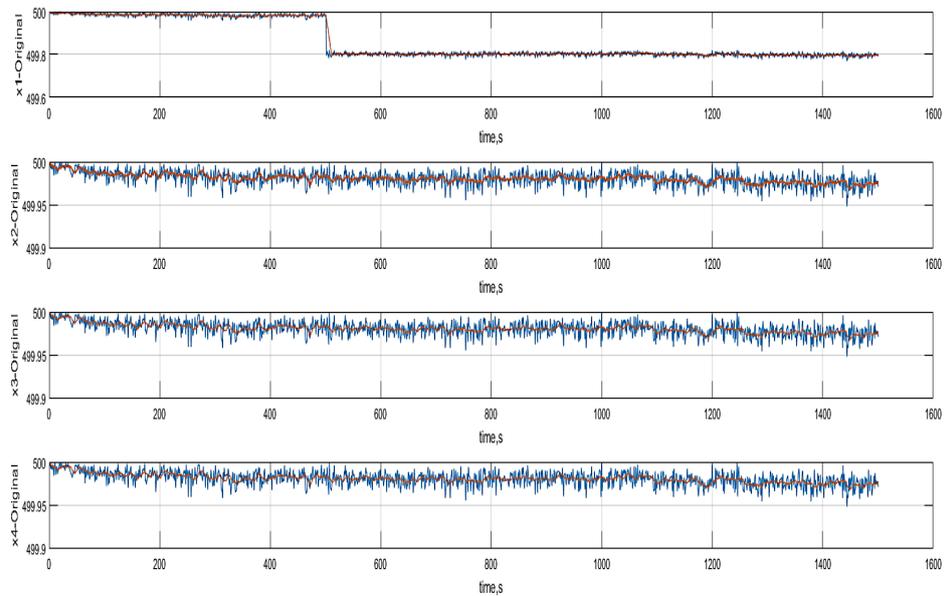


Figura 7. Sinais originais, sem tratamento estatístico, gerados pela anomalia na bomba 1.

Fonte: Autoria Própria (2018).

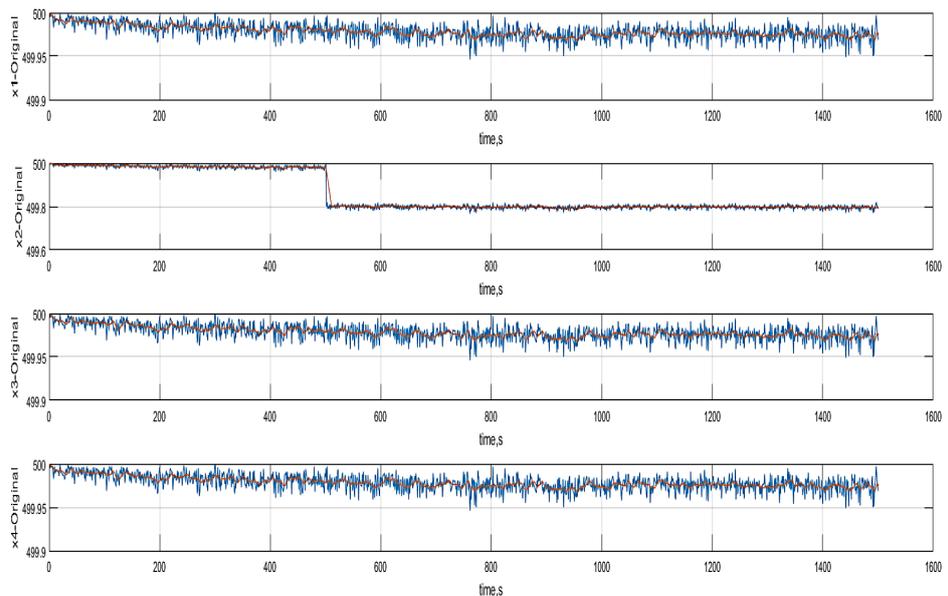


Figura 8. Sinais originais, sem tratamento estatístico, gerados pela anomalia na bomba 2.

Fonte: Autoria Própria (2018).

Nas Figura 9 e 10 são apresentados os resultados do tratamento dos dados utilizando a estatística T^2 de *Hotelling*, verifica-se que os mesmos exibem o efeito esperado de tal técnica.

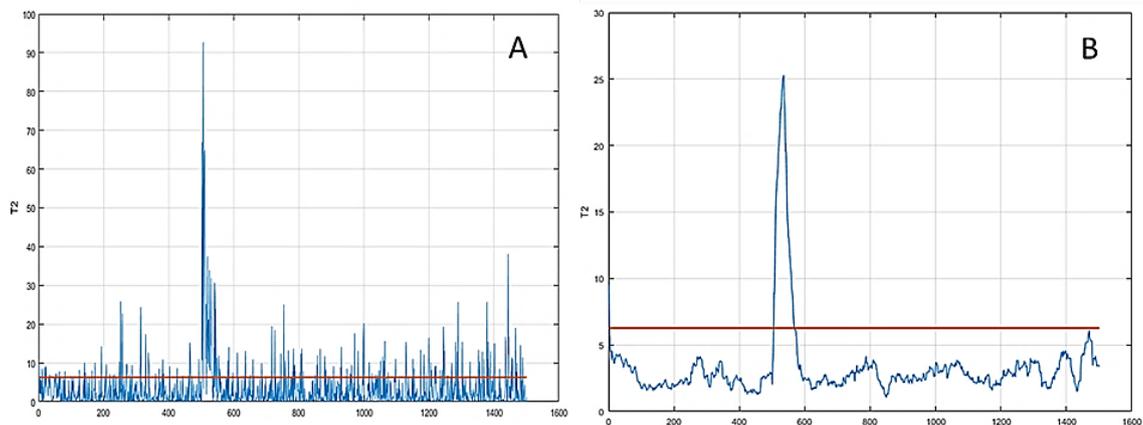


Figura 9. Sinais tratados com a estatística T^2 de Hotelling sem filtro (A) e com filtro de média móvel (B) para anomalia manipulada na bomba 1.

Fonte: Autoria Própria (2018).

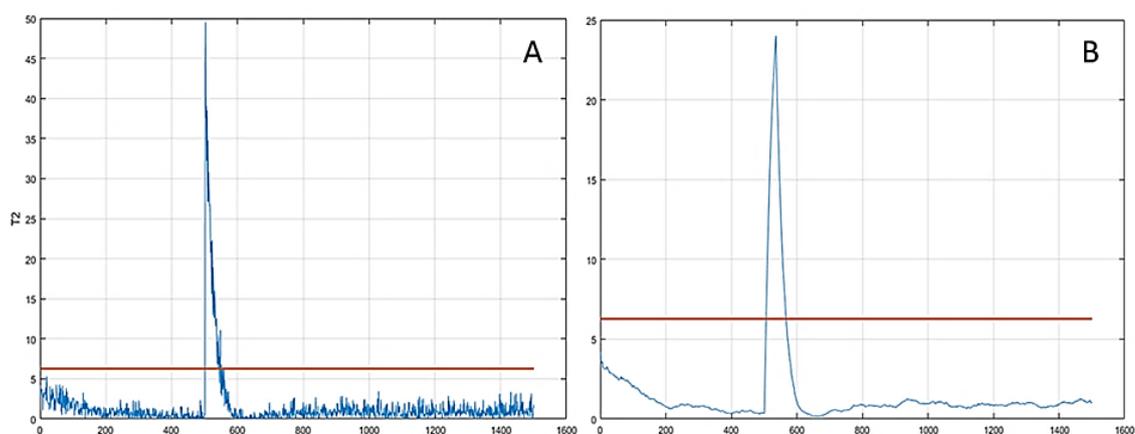


Figura 10. Sinais tratados com a estatística T^2 de Hotelling sem filtro (A) e com filtro de média móvel (B) para anomalia manipulada na bomba 2.

Fonte: Autoria Própria (2018).

Como é de conhecimento, a estatística Q aponta qual das variáveis apresenta falha, ou seja, maior variabilidade em relação as demais variáveis de processo. Na Figura 11 é expresso o resultado do tratamento estatístico nos dados utilizando a respectiva técnica. Observa-se, nos gráficos (a) e (b), que não apenas um, mas três dos sensores de pressão apresentaram variação significativa para o método Q, apontando que duas das correntes à jusante do processo ainda sofreram os efeitos dos distúrbios ocorridos nas bombas. Tal fato corrobora com a já conhecida inter-relação entre as diferentes unidades dos processos químicos, mas não diminui a efetividade do método, uma vez que o sensor mais próximo da falha foi capaz de senti-la com maior intensidade que os demais.

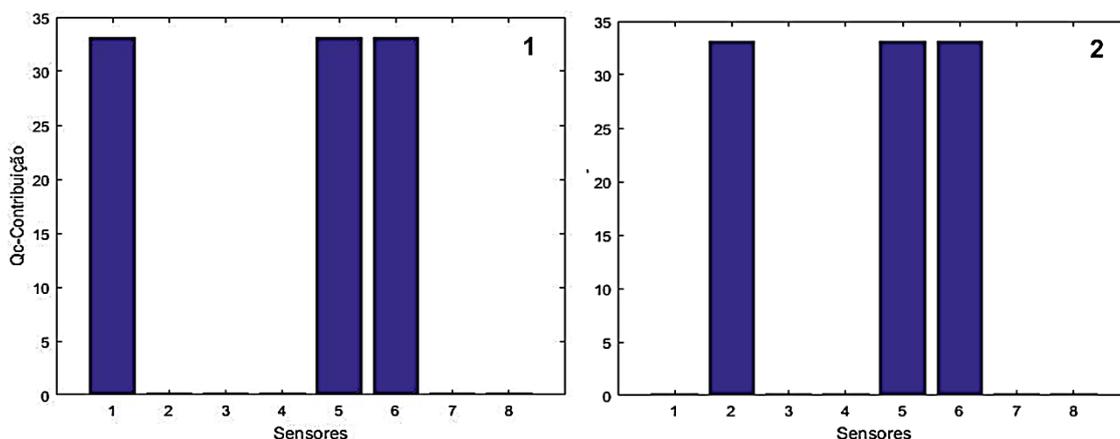


Figura 11. Distribuição da estatística Q para cada sensor do processo para anomalia manipulada na bomba 1 e bomba 2.

Fonte: Autoria Própria (2018).

4 | CONCLUSÃO

O algoritmo desenvolvido, fundamentado no modelo PCA e otimizado com os métodos estatísticos T^2 de Hotelling e Q, mostrou-se eficiente em analisar e detectar falhas em sistemas multivariáveis, sendo comprovado por meio de dados gerados por um processo semelhante à realidade, simulado em plataformas de relevância. Como apresentado, fica evidente que a ferramenta obteve o desempenho esperado na análise e identificação das anomalias no processo, podendo ser apontado para o uso em análise de sensores como também para outras aplicações práticas de monitoramento e controle de processos industriais.

5 | AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi desenvolvido com apoio do CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) – Brasil com bolsa do PIBIC/CNPq – UFCG.

REFERÊNCIAS

AIT-IZEMA, T., HARKAT, M., DJEGHABAA & KRATZ, F. *On the application of interval PCA to process monitoring: A robust strategy for sensor FDI with new efficient control statistics*. pp. 29-46, 2018. Disponível em: <www.elsevier.com/locate/jprocont>. Acesso em: 17 fev. 2018;

CHIANG, L. H.; RUSSELL, E. L.; BRAATZ, R. D. *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems*. Editora Springer-Verlag London Limited, 2002

ISERMANN, R; BALLÉ, P.; *Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes*. *Control Engineering Practice*, v. 5, p. 709 – 719, 1997.

JACKSON, J. Edward. *A User's Guide to Principal Components*. Editora John Wiley & Sons, Inc,

1991.

MONTGOMERY, D. C. **Introduction to Statistical Quality Control**. 6ª edição. Editora *John Wiley & Sons*, 2009;

ROSA, K. R. S. A.; BEZERRA, M.C.M.; PONZIO, E. A.; ROCHA, A.A. **Recuperação Avançada de Petróleo: Potencialidades da Injeção WAG (Water Alternating Gas)**. Revista virtual de Química. Rio de Janeiro, v8, n.3, p 723-738, 2016. Disponível: < rvq.s bq.org.br>. Acesso em: 15 de agosto de 2018;

SARTORI, I.; AMARO, C. A.; JUNIOR, M. B. S.; EMBIRUÇU, M. **Detecção, diagnóstico e correção de falhas**: Uma proposição consistente de definições e terminologias. *Science & Engineering Journal*, 2012, v. 21, n. 2, p. 41 – 53;

SILVA, André Luis Figueira *et al.* **Processamento primário de petróleo**. Rio de Janeiro, 2007 (Apostila);

SILVA, Rafael Tobias. **Aplicações da Teoria de Controle em uma Refinaria de Petróleo**: Estudo de Caso: REVAP, 2009. p. 52. Monografia - Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo (USP), São Paulo, 2009;

THOMAS, José Eduardo *et al.* **Fundamentos de engenharia de petróleo**. Rio de Janeiro: Interciência: PETROBRAS, 2001;

VENKATASUBRAMANIAN, V. **Process Fault Detection and Diagnosis: Past, Present and Future**. *Laboratory for Intelligent Process Systems, School of Chemical Engineering, Purdue University, West Lafayette, USA*, 2001, pp. 1-13;

SOBRE A ORGANIZADORA

CARMEN LÚCIA VOIGT Doutora em Química na área de Química Analítica e Mestre em Ciência e Tecnologia de Alimentos pela Universidade Estadual de Ponta Grossa. Especialista em Química para a Educação Básica pela Universidade Estadual de Londrina. Graduada em Licenciatura em Química pela Universidade Estadual de Ponta Grossa. Experiência há mais de 10 anos na área de Educação com ênfase em avaliação de matérias-primas, técnicas analíticas, ensino de ciências e química e gestão ambiental. Das diferentes atividades desenvolvidas destaca-se uma atuação por resultado, como: supervisora de laboratórios na indústria de alimentos; professora de ensino médio; professora de ensino superior atuando em várias graduações; professora de pós-graduação *lato sensu*; palestrante; pesquisadora; avaliadora de artigos e projetos; revisora de revistas científicas; membro de bancas examinadoras de trabalhos de conclusão de cursos de graduação. Autora de artigos científicos. Atuou em laboratório multiusuário com utilização de técnicas avançadas de caracterização e identificação de amostras para pesquisa e pós-graduação em instituição estadual.

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-237-1

