

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE OSCILAÇÕES EM MALHAS DE  
CONTROLE**

TESE DE DOUTORADO

*Jônathan William Vergani Dambros*

**Porto Alegre  
2019**



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

## **DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE OSCILAÇÕES EM MALHAS DE CONTROLE**

*Jônathan William Vergani Dambros*

Tese de Doutorado (D.Sc.) apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Engenharia

*Área de concentração:* Pesquisa e Desenvolvimento de Processos

*Linha de Pesquisa:* Projeto, Simulação, Modelagem, Controle e Otimização de Processo

**Orientadores:**

**Prof. Dr. Jorge Otávio Trierweiler**

**Prof. Dr. Marcelo Farenzena**

**Orientador no período de intercâmbio na Alemanha:**

**Prof. Dr. Marius Kloft**

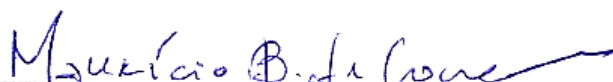
**Porto Alegre  
2019**



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

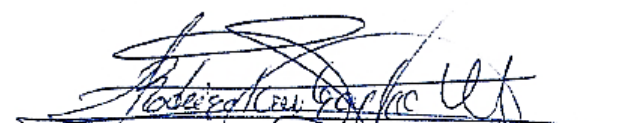
A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova a Tese *Detecção e Diagnóstico de Oscilações em Malhas de Controle*, elaborada por Jônathan William Vergani Dambros, como requisito parcial para obtenção do Grau de Doutor em Engenharia.

Comissão Examinadora:



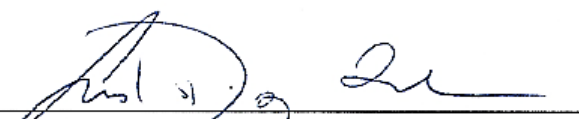
---

Prof. Dr. Mauricio Bezerra de Souza Junior – UFRJ/COPPE



---

Prof. Dr. Rodrigo Iván Goytia Mejía – Unisinos



---

Dr. André Domingues Quelhas - Petrobras



## Resumo

Em indústrias de processos, a oscilação é um problema de grande incidência que degrada a rentabilidade da planta. Essas indústrias possuem tipicamente entre 500 e 5000 malhas de controle. O número elevado dificulta a inspeção individual de cada malha para a detecção de falhas o que cria a necessidade por técnicas automáticas. Nos últimos 30 anos, dezenas dessas técnicas foram propostas para a detecção e diagnóstico da oscilação, mesmo assim, suas eficiências são abaixo da desejável quando aplicadas em plantas reais. Este trabalho tem por objetivo o refinamento da literatura na detecção e diagnóstico da oscilação em indústrias de processos. Para isso, o trabalho inicia com uma revisão completa da literatura na área da detecção da oscilação com o propósito de apresentar, classificar e discutir prós e contras de cada técnica de modo a facilitar sua escolha pelo engenheiro. A seguir, dez métodos de detecção da oscilação são avaliados a dados industriais. Nota-se que a acuracidade das técnicas ainda é insatisfatória e a principal causa é a variedade de características encontradas em dados industriais. Assim, o trabalho prossegue com a proposta de três técnicas. A primeira é uma técnica de detecção da oscilação baseada em inteligência artificial onde um modelo é treinado a partir de exemplos, diferente das técnicas tradicionais baseadas algoritmos. Essa abordagem garante que a técnica cubra um maior número de características dos dados industriais. A segunda técnica objetiva a detecção e o diagnóstico simultâneo da oscilação. Para isso, o padrão dos sinais de saída do controlador e saída do processo é classificado por modelo baseado em redes neurais. A última técnica resolve um problema específico na área: o diagnóstico em sinais de baixa amostragem. O desenvolvimento da técnica foi baseado na resolução de um problema real em uma refinaria brasileira. As três técnicas propostas foram testadas a dados industriais e retornaram melhores resultados quando comparadas a técnicas tradicionais.

**Palavras-chave:** Detecção da oscilação, diagnóstico da oscilação, monitoramento de processos, controle de processos, detecção de falhas.





# Abstract

In process industries, oscillation is a problem of high incidence that degrades plant profitability. These industries typically have between 500 and 5000 control loops. The high number turns difficult the individual inspect of each loop for fault detection, which makes necessary the use of automatic techniques. In the last 30 years, dozens of these techniques have been proposed for oscillation detection and diagnosis, however, their efficiencies are below desirable when applied on real plants. This work aims the refinement of the literature on oscillation detection and diagnosis in process industries. For this, the work begins with a complete literature review in the area of oscillation detection with the purpose of presenting, classifying and discussing pros and cons of each technique in order to facilitate the choice by engineers. Following, ten oscillation detection methods are evaluated on industrial data. It is verified that the accuracy of the techniques is still unsatisfactory, and the main cause is the variety of characteristics found in industrial data. Thus, the work proceeds with the proposal of three techniques. The first is an oscillation detection technique based on artificial intelligence, in which a model is trained by examples, different from traditional techniques based on algorithms. This approach ensures that the technique covers a greater number of characteristics found on industrial data. The second technique aims simultaneous oscillation detection and diagnosis. For this, the pattern of the output signals of the controller and output of the process is classified by a model based on neural networks. The latter technique solves a specific problem in the area: the diagnosis in signals with low sampling. The development of the technique was based on the resolution of a real problem in a Brazilian refinery. The three proposed techniques were tested on industrial data and returned better results when compared to traditional techniques.

**Keywords:** Oscillation detection, oscillation diagnosis, process monitoring, process control, fault detection.



*“Eu prefiro ser essa metamorfose ambulante  
do que ter aquela velha opinião formada sobre tudo.”*

Raul Seixas



## Agradecimentos

Meus pais por toda confiança e apoio. Meu irmão pela parceria.

Minha namorada, Andressa, por me apoiar e aconselhar nas minhas escolhas e pelas inúmeras coisas que fazemos juntos.

Meus grandes amigos Allan, Paulo, Primo e Bruno pelas conversas, opiniões e shows de metal.

Minha tia Adriana, meus avós Aurora e Casemiro pelo carinho.

Meus orientadores Jorge e Marcelo pelo auxílio no meu desenvolvimento profissional e pessoal.

Meu orientador no exterior, Marius, pela confiança no trabalho e acolhimento na Universidade de Kaiserslautern.

Os engenheiros da Petrobras Herbert e Luís e o engenheiro da Trisolutions Ariel pelas sugestões e ajuda com a coleta dos dados.

Agradeço o auxílio financeiro da CAPES, que fez possível o desenvolvimento desta tese e o povo brasileiro, o real financiador.

Também agradeço o Rock and Roll, Peter, Arnold, Júpiter, Julian, Luna, o patins inline, a guitarra elétrica e tudo aquilo e aqueles que de alguma forma contribuíram para o desenvolvimento ou esquecimento (nas horas de lazer) deste trabalho.

Muito obrigado.



## SUMÁRIO

<b>Capítulo 1 – Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação.....	1
1.2 Objetivos .....	3
1.3 Contribuições .....	3
1.4 Estrutura.....	3
1.5 Produção científica e atividades realizadas .....	4
1.5.1 Capítulos deste trabalho:.....	4
1.5.2 Trabalhos completos publicados em anais de congresso .....	5
1.5.3 Outras atividades e trabalhos realizados durante o período de doutorado .....	6
1.5.3.1 Trabalhos como coautor .....	6
1.5.3.2 Orientação de trabalho de conclusão de curso .....	6
1.5.3.3 Desafio/prêmio .....	7
1.6 Últimas palavras .....	7
<b>Capítulo 2 – Detecção da Oscilação em Indústrias de Processos - Parte I: Revisão dos Métodos de Detecção.....</b>	<b>9</b>
2.1 Resumo.....	9
2.2 Lista das principais contribuições.....	9
2.3 Metodologia sumarizada.....	9
2.4 Resultados e discussões .....	10
<b>Capítulo 3 – Detecção da Oscilação em Indústrias de Processos - Parte II: Aplicação Industrial      13</b>	<b>13</b>
3.1 Resumo.....	13
3.2 Lista das principais contribuições.....	13
3.3 Metodologia sumarizada.....	13
3.4 Resultados e discussões .....	14
<b>Capítulo 4 – Detecção da Oscilação em Indústrias de Processos por Técnica Baseada em Inteligência Artificial .....</b>	<b>17</b>
4.1 Resumo.....	17
4.2 Lista das principais contribuições.....	17
4.3 Metodologia sumarizada.....	17
4.4 Resultados e discussões .....	18
<b>Capítulo 5 – Detecção e Diagnóstico da Oscilação em Indústrias de Processos por Técnica de Reconhecimento de Padrão .....</b>	<b>21</b>
5.1 Resumo.....	21
5.2 Lista das principais contribuições.....	21
5.3 Metodologia sumarizada.....	21
5.4 Resultados e discussões .....	22
<b>Capítulo 6 – Detecção do agarramento em Sinais de Baixa Amostragem .....</b>	<b>25</b>
6.1 Resumo.....	25
6.2 Lista das principais contribuições.....	25
6.3 Metodologia sumarizada.....	25
6.4 Resultados e discussões .....	26
<b>Capítulo 7 – Considerações finais .....</b>	<b>27</b>
7.1 Conclusões.....	27
7.1.1 Definição de oscilação em indústrias de processo. ....	28
7.2 Sugestões para trabalhos futuros .....	28

**Referências .....31**



## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1.1:</b> Resumo gráfico da tese. ....	4
<b>Figura 2.1:</b> Classificação das técnicas de detecção da oscilação. ....	10
<b>Figura 2.2:</b> Classificação das técnicas de detecção da oscilação. ....	12
<b>Figura 2.3:</b> Exemplo de janela apresentada pela seleção de algum trabalho. ....	12
<b>Figura 4.1:</b> Resumo da metodologia proposta.....	18
<b>Figura 4.2:</b> Exemplos de sinais extraídas de Jelali e Huang (2010), onde $T_s$ é o período de amostragem.....	19
<b>Figura 5.1:</b> Resumo da metodologia proposta.....	22
<b>Figura 5.2:</b> Sinais OP e PV transformados em imagem de 8x8 pixels. ....	22
<b>Figura 5.3:</b> Sinais OP e PV transformados em imagem de 8x8 pixels, onde $T_s$ é o período de amostragem.....	23
<b>Figura 6.1:</b> Exemplo de sinal senoidal antes e depois do aumento da amostragem.....	26
<b>Figura 6.2:</b> Sinais industriais de baixa amostragem (A) e após o aumento da amostragem (B).....	26



**LISTA DE TABELAS**

<b>Tabela 3.1:</b> Resumo dos resultados para cada método.....	14
<b>Tabela 4.1:</b> Avaliação da técnica proposta, onde C é uma detecção correta e I uma detecção incorreta.....	19
<b>Tabela 5.1:</b> Avaliação da técnica proposta para dados industriais. ....	23



# Capítulo 1 – Introdução

---

Oscilações em indústrias de processos são um problema frequente que comprometem a rentabilidade da planta. Apesar do grande número de trabalhos reportados na literatura sobre a detecção e o diagnóstico da oscilação, algumas áreas permanecem subexploradas e requerem aprimoramentos. Este capítulo introduz a tese de doutorado, onde são apresentadas as motivações, objetivos, contribuições, estrutura e a produção científica desenvolvida durante o projeto.

---

## 1.1 Motivação

Indústrias de processos são responsáveis pela transformação de um produto em outro de maior valor agregado através de processos químicos e/ou físicos. O avanço da tecnologia trouxe novas perspectivas a esse tipo de indústria. Plantas modernas possuem sensores mais precisos e inteligentes, informações são extraídas, transmitidas e processadas mais rapidamente. Por outro lado, novos problemas surgem:

- O aumento na competição no mercado exige que o processo atinja e se mantenha em alto desempenho.
- Normas ambientais e de segurança mais rigorosas restringem a operação da planta.
- Maior integração de massa e energia torna a planta mais complexa e difícil de operar.
- Diminuição no número de funcionários faz com que um maior número de tarefas seja executado por menor número de pessoas.

Em resumo, plantas modernas devem operar com maior rendimento em um cenário de maior restrição, maior complexidade e menor número de operadores/engenheiros.

Indústrias de processo possuem, em média, entre 500 e 5000 malhas de controle, sendo que cada engenheiro de controle é responsável por aproximadamente 450 delas (BAUER et al., 2016). O grande número de malhas por responsável torna impossível o monitoramento individual e faz essencial a utilização de técnicas automáticas para a verificação do desempenho da malha.

A área de estudo responsável por essas técnicas é denominada monitoramento do desempenho de malha de controle (ou CPM, do inglês *“control loop performance”*

*monitoring*") (BAUER et al., 2016). O principal objetivo do CPM é fornecer, *online* e automaticamente, informações sobre o desempenho das malhas de controle à equipe de automação da planta, para que seja possível verificar se as exigências de desempenho estão sendo alcançadas (JELALI, 2006). Trabalhos em CPM incluem técnicas de avaliação da sintonia do controlador, detecção e diagnóstico de perturbações e identificação da causa.

Entre os problemas encontrados em indústrias de processo, a oscilação é de grande incidência. Bialkowski (1994) e Ender (1993) reportam que a oscilação atinge entre 20 e 30% das malhas de controle. Em estudos mais recentes, Torres *et al.* (2006) avaliam o desempenho de uma refinaria e confirmam a presença de oscilação em 41% das malhas. Bauer *et al.* (2016) pesquisam a opinião de engenheiros de controle, que confirmam a oscilação como um dos problemas mais frequentes. A alta incidência de malhas oscilatórias é inquestionável, a principal razão para isso é que muitas malhas de controle interagem entre si, o que faz com que a oscilação gerada em uma malha se propague para outras (HÄGGLUND, 1995). Mesmo com a melhora da tecnologia e o maior número de estudos na área, malhas oscilatórias continuam sendo frequentes devido à alta integração de massa e energia do processo.

Oscilações causam diminuição da qualidade e uniformidade do produto final, gastos adicionais com energia e matéria-prima, desgaste nos atuadores e podem levar a acidentes com danos ambientais e aos funcionários. A grande incidência e os graves problemas causados pela oscilação levaram ao desenvolvimento de dezenas de trabalhos na área de detecção e diagnóstico da oscilação em malhas de controle, sendo uma das áreas mais ativas dentro do CPM. Porém, apesar do extenso número de trabalhos, algumas áreas permanecem subexploradas ou requerem aprimoramento, como as descritas abaixo:

1. **Inexistência de revisão completa e atualizada dos métodos de detecção** - Novas técnicas de detecção automática da oscilação são propostas ano após ano, buscando-se maior eficiência ou a aplicação a algum caso específico. Sendo assim, a literatura na área é extensa. A busca e leitura de cada um dos trabalhos consome tempo de pesquisadores que pode ser minimizado pela leitura de um resumo da bibliografia na área.
2. **Inexistência de avaliação exaustiva dos métodos aplicados a dados industriais** - Além da literatura extensa, pouco se discute sobre a eficiência das técnicas quando aplicadas diretamente a dados industriais. Muitas das técnicas são aplicadas, em seus trabalhos originais, a uma quantidade limitada de dados que não representam problemas frequente encontrados industrialmente.
3. **Baixo desempenho de técnicas de detecção e diagnóstico quando aplicado a plantas reais** – O baixo desempenho é principalmente devido a grande diferença de características encontrada em dados reais. Técnicas que cobrem apenas parte dessas características estão sujeitas a detecções incorretas.
4. **Inexistência de técnica para o diagnóstico em sinais de baixa amostragem** - Devido a limitações no *hardware* e à dinâmica rápida de algumas malhas, alguns sinais provenientes da indústria apresentam amostragem insuficiente para a distinção da forma do sinal. Assim, mesmo que a presença da oscilação seja confirmada, a causa não pode ser identificada.

A detecção e diagnóstico eficientes da oscilação em indústrias de processo levam à manutenção mais rápida e adequada, reduzindo o número de malhas oscilatórias e os problemas causados pelas mesmas. Como motivação econômica para o correto tratamento da oscilação, toma-se como base a Petrobras. O gasto com matérias-primas e produtos para revenda no ano de 2016 foi de 65,9 bilhões de reais (PETROBRAS, 2016), Mesmo a diminuição de 0,01% no consumo geraria uma economia de milhões de reais. Já considerando o gasto com energia em 2015, que foi de 1,12 milhões de terajoules (ou 310 milhões de MWh) (PETROBRAS, 2015), a economia de 0,01% seria, aproximadamente o equivalente ao consumo de energia elétrica de 11 mil pessoas.

## 1.2 Objetivos

O presente trabalho tem como objetivos:

- (O1) - Revisar e organizar a literatura sobre os métodos de detecção da oscilação;
- (O2) - Avaliar métodos de detecção da oscilação a dados provenientes da indústria;
- (O3) - Propor uma nova técnica para a detecção de oscilações que supere o desempenho das atuais;
- (O4) - Propor uma nova técnica para o diagnóstico de oscilações que supere o desempenho das atuais;
- (O5) - Propor técnica de diagnóstico da oscilação para sinais de baixa amostragem.

## 1.3 Contribuições

Têm-se como contribuições do trabalho:

- (C1) - Revisão e classificação dos métodos de detecção da oscilação.
- (C2) - Revisão sobre a definição, magnitude, tipos e causas da oscilação.
- (C3) - Revisão sobre dificuldades, características de interesse, tamanho da janela e aplicação online e offline dos métodos de detecção da oscilação.
- (C4) - Avaliação de algumas técnicas da detecção da oscilação a dados industriais.
- (C5) - Desenvolvimento de técnica de detecção da oscilação baseada em inteligência artificial.
- (C6) - Desenvolvimento de técnica para a quantificação do número de períodos e amplitude da oscilação.
- (C7) - Desenvolvimento de técnica para a detecção e diagnóstico da oscilação baseada em reconhecimento de padrão.
- (C8) - Desenvolvimento de técnica de diagnóstico para sinais de baixa amostragem baseada no agrupamento de dados de diferentes períodos.

## 1.4 Estrutura

A presente tese é segmentada em sete capítulos, sendo que este capítulo apresentou a introdução do trabalho. O Capítulo 2 apresenta a revisão e classificação das técnicas de detecção da oscilação. No Capítulo 3, dez métodos de detecção são selecionados e testados a dados industriais. O capítulo 4 apresenta uma nova técnica de detecção da oscilação baseada em inteligência artificial. Outra técnica, essa para a detecção e diagnóstico simultâneo da oscilação, é apresentada no Capítulo 5. Para a detecção do agarramento em sinais de baixa amostragem, uma técnica de pré-processamento é apresentada no Capítulo 6. O trabalho finaliza com as conclusões e sugestões para trabalhos futuros no Capítulo 7

Os Capítulos 2 ao 6 apresentam o resumo dos artigos que fazem parte da estrutura da tese. O resumo (e não a cópia do artigo) foi preferido de modo a se evitar conflitos de direitos autorais com as editoras. Nota-se que esse tipo de conflito tem se agravado e tem causado problema para as universidades e autores.

A Figura 1.1 apresenta o resumo gráfico desta tese, onde as conexões indicam os capítulos onde os objetivos são alcançados e as contribuições apresentadas.

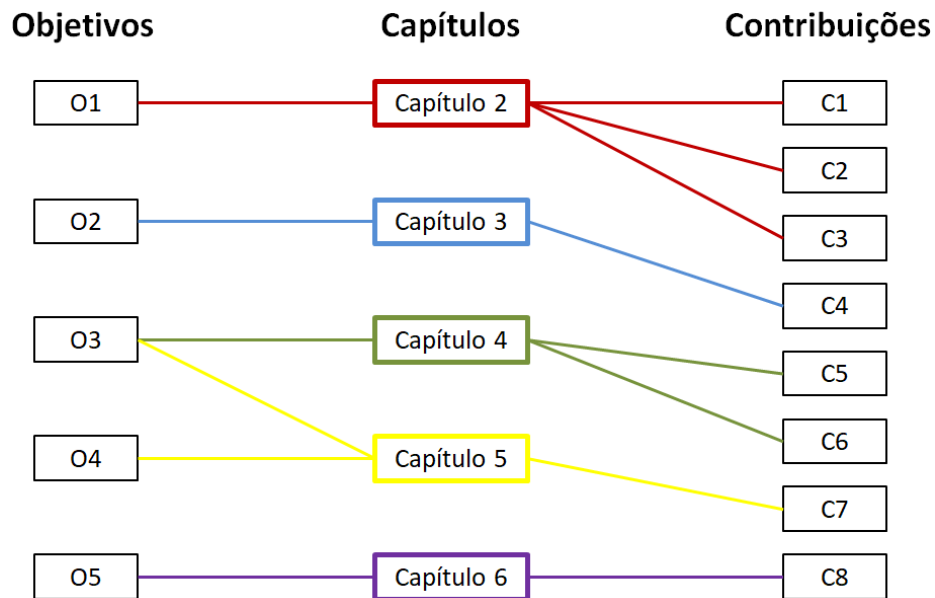


Figura 1.1: Resumo gráfico da tese.

## 1.5 Produção científica e atividades realizadas

Abaixo, as publicações e atividades realizadas durante o período de doutorado.

### 1.5.1 Capítulos deste trabalho:

Os trabalhos abaixo compõem os capítulos desta tese:

**Capítulo 2:** Dambros, J.W. V, Trierweiler, J.O., Farenzena, M., 2019a. Oscillation detection in process industries--Part I: Review of the detection methods. *J. Process Control* 78, 108–123. (DAMBROS; TRIERWEILER; FARENZENA, 2019a)

**Capítulo 3:** Dambros, J.W. V, Trierweiler, J.O., Farenzena, M., Kempf, A., Longhi, L.G.S., Teixeira, H.C.G., 2019b. Oscillation detection in process industries--Part II: Industrial application. *J. Process Control* 78, 139–154. (DAMBROS et al., 2019a)

**Capítulo 4:** DAMBROS, Jônathan William Vergani et al. Oscillation Detection in Process Industries by a Machine Learning-Based Approach. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2019. (DAMBROS et al., 2019b)

**Capítulo 5:** Dambros, J.W.V., Trierweiler, J.O., Farenzena, M., 2019. Oscillation Detection and Diagnosis in Process Industries by Pattern Recognition Technique, in: 12th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems. (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2019)



**Capítulo 6:** Dambros, J.W.V., Farenzena, M., Trierweiler, J.O., 2018. Stiction detection in low sampling rate signals. *Can. J. Chem. Eng.* 96, 1735–1745 (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2018b)

### 1.5.2 *Trabalhos completos publicados em anais de congresso*

Também relacionadas à detecção e diagnóstico da oscilação, mas que não compõem os capítulos desta tese, os trabalhos listados e resumidos abaixo:

1. DAMBROS, J. W. V. , FARENZENA, M., and TRIERWEILER, J O.; The Effect of the Sampling Period on Stiction Detection Methods. *IFAC-PAPERSONLINE*, v. 50, p. 2848-2853, ano (2017). (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2017c)

Avaliação da influência do período de amostragem na detecção do agarramento para cinco métodos de detecção: três métodos bem estabelecidos na literatura e dois métodos recentes. O trabalho apresenta o número mínimo de amostras por ciclo para a correta detecção para cada técnica.

2. DAMBROS, J. W. V., FARENZENA, M., and TRIERWEILER, J.; O., Detecção online e monitoramento da oscilação em processos industriais, in XIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, em Porto Alegre. (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2017a)

O trabalho apresenta uma técnica simples para a detecção online da oscilação. A técnica é baseada no cálculo da similaridade entre os padrões de oscilação dos dois últimos períodos. A oscilação é detectada após a coleta de dois ciclos, ou seja, muito mais breve quando comparados a métodos já publicados.

3. DAMBROS, J. W. V., FARENZENA, M., and TRIERWEILER, J. O.; Método de quantificação do agarramento em válvulas de controle baseado em redes neurais artificiais, in XIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, em Porto Alegre. (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2017b)

O trabalho apresenta uma nova técnica de quantificação do agarramento baseada em redes neurais artificiais, onde os dados de entrada são propriedades extraídas das séries temporais, nesse caso, dos sinais OP e PV.

4. Dambros, J.W.V, Trierweiler, J.O., Farenzena, M., and Teixeira, H.C.G., 2019, Stiction Detection: Problems in Industrial Application, in I Congresso Brasileiro em Engenharia de Sistemas em Processos. (DAMBROS et al., 2019c)

Técnicas de detecção do agarramento tradicionais encontram problemas quando aplicadas a dados reais de planta. O artigo apresenta as principais causas de problemas e os principais meios de solucioná-los.

5. Dambros, J.W.V, Trierweiler, J.O., Farenzena, M., Teixeira, and H.C.G., 2019, A Short Review and Challenges on Oscillation Detection in Process Industries, in I Congresso Brasileiro em Engenharia de Sistemas em Processos. (DAMBROS; TRIERWEILER; FARENZENA, 2019b)

O trabalho é um resumo do artigo apresentado no Capítulo 2 dessa tese.

### 1.5.3 Outras atividades e trabalhos realizados durante o período de doutorado

#### 1.5.3.1 Trabalhos como coautor

1. Schaumlöffel, L. de S., Dambros, J.W.V., Bolognese Fernandes, P.R., Gutterres, M., Piatnicki, C.M.S., 2019. Direct and simultaneous determination of four phenolic antioxidants in biodiesel using differential pulse voltammetry assisted by artificial neural networks and variable selection by decision trees. *Fuel* 236, 803–810. (SCHAUMLÖFFEL et al., 2019)

A quantificação de antioxidantes em biodiesel é um processo complexo e demorado quando realizado por técnicas convencionais de cromatografia. O trabalho propõe a coleta de dados por DPV (differential pulse polarography) e a utilização de redes neurais para a quantificação de quatro antioxidantes. A técnica é de rápida análise e pode ser utilizada para o controle em tempo real em uma planta industrial.

2. Apio, A., Dambros, J.W. V., Diehl, F.C., Farenzena, Marcelo Trierweiler, J.O., 2019. PDG Pressure Estimation in Offshore Oil Well: Extended Kalman Filter vs. Artificial Neural Networks, in: 12th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems. (APIO et al., 2019a)

O trabalho avalia e compara a utilização de filtros de Kalman e redes neurais artificiais na predição da pressão de fundo de poço (PDG) em uma planta offshore de produção de petróleo. Redes neurais são bastante eficientes enquanto o processo mantém o mesmo ponto de operação, mas falham quando este é alterado. Filtros de Kalman retornaram boa/razoável estimativa em qualquer caso.

3. APIO, Andressa et al. Comparison of Kalman filter-based approaches for permanent downhole gauge pressure estimation in offshore oil production. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019. (APIO et al., 2019b)

O trabalho avalia a eficiência de cinco abordagens baseadas em filtro de Kalman para a estimativa da pressão de fundo de poço (PDG) em uma planta offshore de produção de petróleo. Para a avaliação, dados artificiais e industriais são utilizados. Para os dados artificiais, metodologias com linearização retornaram resultados satisfatórios. Enquanto que para dados industriais, a linearização prejudica a estimativa, indicando que metodologias sem linearização são necessárias.

#### 1.5.3.2 Orientação de trabalho de conclusão de curso

1. Norton Faitão Farias. Desenvolvimento de Analisador Virtual para Predição da Pressão de Fundo em Poços de Petróleo Utilizando Rede Neural. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em Engenharia Química) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Orientador: Marcelo Farenzena e Jônathan William Vergani Dambros. (FARIAS, 2018)

No trabalho, diferentes arquiteturas e hiperparâmetros de rede neural foram testados para a estimativa da pressão de fundo de poço (PDG). O modelo final possui ajuste excelente ao processo, mas não justifica a utilização quando comparado com modelo baseado em regressão linear, que é de mais simples implementação e interpretação e retornou similar predição.

### 1.5.3.3 *Desafio/prêmio*

#### 1. Vencedor do desafio Gerdau Digital Scrap Challenge

Juntamente com os professores Jorge O. Trierweiler e Marcelo Farenzena, vencedor do desafio Gerdau Digital Scrap Challenge. A primeira colocação foi compartilhada com equipe de Cabo Verde. O desafio buscou soluções automáticas para a classificação da qualidade da sucata trazida para venda e despejada nas unidades de Gerdau. A solução proposta foi a utilização de câmeras de espectro visível e infravermelho para a captura de imagens do despejo que são classificadas pela utilização de algoritmo de inteligência artificial.

## 1.6 Últimas palavras

A tese é continuação do projeto de mestrado do mesmo autor (DAMBROS, 2016), o qual o foco foi a solução de um problema específico no diagnóstico da causa da oscilação: diagnóstico em sinais de referência variável. Na dissertação, duas abordagens são seguidas. A primeira é a criação de novas técnicas robustas a esse tipo de sinal (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2016). Já a segunda é a utilização de técnicas de pré-processamento para a eliminação da referência variável para posterior diagnóstico por técnicas convencionais (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2018a). Na dissertação, uma análise preliminar do efeito da amostragem no diagnóstico da oscilação é apresentada (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2017c).

O autor se desculpa pela brevidade dos capítulos. Se o leitor não tiver acesso aos artigos completos, não hesite em solicitá-los pelo e-mail [jonathanwvd@gmail.com](mailto:jonathanwvd@gmail.com).

Boa leitura.



# Capítulo 2 – Detecção da Oscilação em Indústrias de Processos - Parte I: Revisão dos Métodos de Detecção

---

O presente capítulo é o resumo do artigo “*Oscillation Detection in Process Industries - Part I: Review of Detection Methods*” publicado em *Journal of Process Control*.

---

## 2.1 Resumo

O número de trabalhos publicados na área da detecção da oscilação é elevado o que torna trabalhosa a escolha do método adequado para uma determinada aplicação. A coleta, leitura, compreensão e avaliação de todas as técnicas de detecção é inviável. Com o objetivo de organizar a literatura e facilitar a escolha, o artigo resumido neste capítulo apresenta uma extensa revisão de todos os trabalhos relacionados à detecção da oscilação em indústrias de processos. Além disso, discussões sobre a definição, quantificação, tipos e causas de oscilação são apresentadas.

## 2.2 Lista das principais contribuições

- Revisão completa e classificação dos trabalhos relacionados à detecção da oscilação em indústrias de processo.
- Discussão dos prós e contras dos métodos de detecção.
- Discussões sobre a definição, quantificação, tipos e causas da oscilação.
- Discussões sobre as dificuldades e características de interesse dos métodos, tamanho da janela para análise e diferenças entre métodos online e offline.
- Figuras iterativas com a classificação e distribuição dos trabalhos.

## 2.3 Metodologia sumarizada

Onze trabalhos relacionados à revisão dos métodos de detecção da oscilação foram coletados. Esses, além de não serem recentes, focam na revisão de apenas alguns trabalhos bem estabelecidos na literatura. O artigo proposto é o primeiro com a revisão de todos os

trabalhos. Esses foram coletados a partir de extensa pesquisa em bases de dados científicas e a partir das referências e citações de cada artigo incluído. Não fazem parte da revisão trabalhos em outro idioma que não seja o inglês e técnicas não aplicáveis em indústrias de processos.

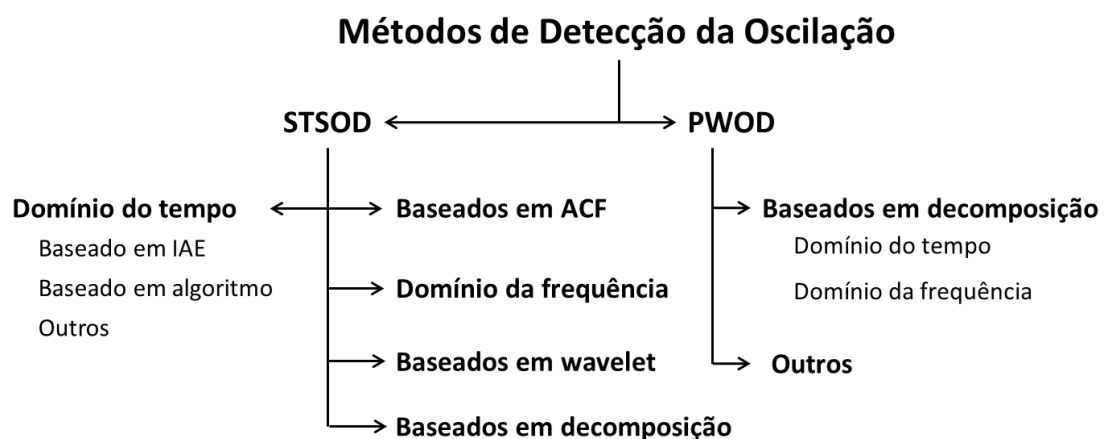
## 2.4 Resultados e discussões

A definição de oscilação em indústrias de processo foi proposta por dois autores. Segundo Horch (2007), oscilação é uma variação periódica que não está completamente escondida no ruído. Já segundo Choudhury et al. (2008), a oscilação é caracterizada por uma série temporal com frequência e período bem definido.

Essas oscilações podem ser divididas em três grupos de acordo com a fonte e a frequência. Oscilações de baixa frequência tem período de meses ou ano e são facilmente eliminadas pela ação integral do controlador. Oscilações de alta frequência são normalmente causadas pelo ruído nas medições. Oscilações de médias frequências são causadas pelo agarramento, controle mal ajustado e distúrbios. Esse grupo é o que causa maior degradação nas malhas de controle e o objeto de estudo dessa tese.

A quantificação da oscilação é fundamental para a definição da prioridade de manutenção das malhas oscilatórias. No artigo original (que aqui está sendo resumido), cinco procedimentos para a quantificação são apresentados. Também no artigo, discussões sobre as dificuldades e características de interesse dos métodos, tamanho da janela para análise e diferenças entre métodos online e offline podem ser consultadas.

Para a revisão, 54 trabalhos que propõem técnicas de detecção da oscilação foram coletados. As técnicas são classificadas de acordo com a Figura 2.1:



**Figura 2.1:** Classificação das técnicas de detecção da oscilação.

onde técnicas do tipo STSOD (*single time series oscillation detection*) realizam a detecção individualmente para cada series temporal. Já as técnicas do tipo PWOD (*plant-wise oscillation detection*) detectam a oscilação em um conjunto de dados da planta.

Com 38 trabalhos, métodos STSOD são mais frequentes. Esses são subclassificadas em cinco grupos:

- **domínio do tempo** – detecção direta da série temporal sem transformação necessária.
- **baseados em ACF (*autocorrelation function*)** – a função de autocorrelação de um sinal oscilatório é oscilatória de mesma frequência com a vantagem da atenuação do ruído;
- **domínio da frequência** – a oscilação no domínio do tempo reflete em um pico pronunciado no domínio da frequência. As técnicas neste grupo são baseadas na identificação desse pico;
- **baseados em wavelets contínuas** – fornecem simultaneamente a informação no domínio do tempo e frequência. Técnicas baseadas em wavelets utilizam essa característica para a detecção de múltiplas oscilações e oscilações intermitentes; e
- **baseados em decomposição** – decomposição dos componentes oscilatórios de uma série temporal para posterior detecção da oscilação em cada componente.

Os métodos PWOD são propostos em 16 trabalhos. A maioria é baseado na decomposição do conjunto de dados em bases, onde cada base apresenta (ou deveria apresentar) exclusivamente um componente de frequência presente no conjunto. Após, o nível da presença de cada base em cada série temporal do conjunto é medido para a identificação de oscilações propagadas.

Além dos trabalhos baseados em novos métodos de detecção, outros quatro são baseados em avaliações e comparações dos métodos já propostos e um trabalho apresenta técnicas de processamento de dados para aplicação prévia aos métodos de detecção.

As figuras iterativas em HTML foram desenvolvidas em Python com o auxílio da biblioteca Bokeh e podem ser baixadas no link <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152419302239>. Duas figuras iterativas são disponibilizadas: classificação das técnicas (Figura 2.2) e distribuição dos trabalhos. Além do título, o nome do autor e ano de publicação, número de citações, prós, contras e abstract são apresentados, como mostrado na Figura 2.3, quando algum trabalho é selecionado.

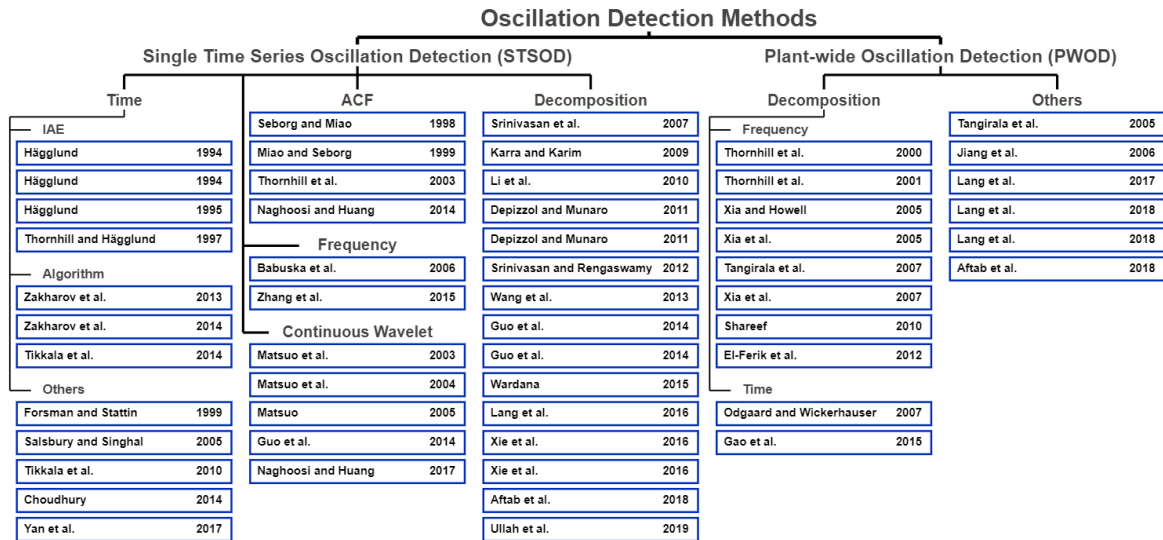


Figura 2.2: Classificação das técnicas de detecção da oscilação.

**Title:** Automatic detection of excessively oscillatory feedback control loops

**Authors:** Miao, T., Seborg, D. E.

**Year:** 1999

**Cited by:** 150

**Mode:** Offline

**Category:** ACF

**Typology:** Damping ratio

**Pros:** Little affected by noise. Simple implementation. Detects non-persistent oscillations. Well-established.

**Cons:** Not robust to multiple oscillations.

**Abstract:** A statistically-based approach is proposed to detect excessively oscillatory feedback control loops. The technique is simple and requires only normal operating data. The effectiveness and widespread applicability of the new approach are demonstrated in several experimental applications, including an industrial distillation column.

Figura 2.3: Exemplo de janela apresentada pela seleção de algum trabalho.



# Capítulo 3 – Detecção da Oscilação em Indústrias de Processos - Parte II: Aplicação Industrial

---

O presente capítulo é o resumo do artigo “*Oscillation Detection in Process Industries - Part II: Industrial Application*” publicado em *Journal of Process Control*.

---

## 3.1 Resumo

Métodos de detecção da oscilação são propostos sem uma sistemática avaliação com dados compatíveis com as condições comumente encontradas em aplicações reais. Assim, a verificação do desempenho do método depende da implementação e testes, o que demanda tempo excessivo. O artigo resumido neste capítulo avalia o desempenho de dez técnicas STSOD na aplicação a duas bases de dados. Além disso, o trabalho apresenta desafios para futuras pesquisas na área.

## 3.2 Lista das principais contribuições

- Avaliação de técnicas selecionadas a duas bases de dados industriais.
- Proposta de características de interesse dos métodos de detecção.
- Especificação de series temporais para a avaliação de futuras técnicas.
- Discussões sobre o tamanho da janela de dados para análise e o pré-processamento de dados.
- Proposta preliminar de técnica baseada no veredito de múltiplas técnicas.
- Sugestões para futuros trabalhos

## 3.3 Metodologia sumarizada

As técnicas avaliadas são selecionadas baseadas na tipologia (buscando-se a seleção de técnicas distintas) e no número de citações (buscando-se técnicas mais bem estabelecidas na literatura). Essas técnicas são testadas a duas bases de dados industriais. A primeira é

um *benchmark* no campo da detecção e diagnóstico da oscilação. A segunda é um conjunto de dados extraídos de uma refinaria brasileira ao longo de dois dias. O uso da segunda base de dados se justifica já que a primeira apresenta dados com certo pré-processamento.

O resultado obtido pela técnica é comparado com o obtido por inspeção visual da série temporal e seu espectro. O desempenho é medido por três métricas: acurácia, sensibilidade e especificidade.

### 3.4 Resultados e discussões

No artigo, as técnicas são avaliadas extensamente e casos específicos onde a técnica se mostra eficiente ou ineficiente são discutidos. A Tabela 3.1 apresenta a tendência de resposta dos métodos avaliados para diferentes condições dos sinais, onde P, N, FN e FP significa positivo, negativo, falso negativo e falso positivo, respectivamente, oscilações não regulares são aquelas onde a frequência é variável, o sinal de mais (+) indica que a falha na detecção só ocorrerá quando a condição é forte.

**Tabela 3.1:** Resumo dos resultados para cada método.

Métodos*	Oscilação Não-regular	Media não-estacionaria	Ruído	Múltiplas oscilações
Hägglund	P	FN		FN
Zakharov	N			FN
Forsman	N	FN	FN+	FN
Miao	P	FN+	FP+	FN
Thornhill	N	FN		FN
Srinivasan	P			
Li	P		FN+	
Karra	N	FN	FN+	
Zhang	P			
Naghoosi	P			

\*Hägglund (HÄGGLUND, 1995), Zakharov (ZAKHAROV; JÄMSÄ-JOUNELA, 2014), Forsman (FORSMAN; STATTIN, 1999), Miao (MIAO; SEBORG, 1999), Thornhill (THORNHILL; HUANG; ZHANG, 2003), Srinivasan (SRINIVASAN; RENGASWAMY, 2012), Li (LI et al., 2010), Karra (KARRA; KARIM, 2009), Zhang (ZHANG; HUANG; JI, 2015), Naghoosi (NAGHOOSI; HUANG, 2017).

Através da análise, observou-se que alguns métodos classificam sinais com oscilação não-regular como oscilatórios (não-regular positivo) e outros como não-oscilatórios (não-regular negativo). Essa classificação depende da interpretação do autor quanto ao que é e não é considerado um sinal oscilatório.

Pelas métricas, o método de Zakharov é o mais exato com 83% de acurácia, sensibilidade e especificidade balanceadas iguais a 0.8 e 0.85, respectivamente. A técnica de Karra, por outro lado, tem forte tendência para a detecção de falsos negativos, sendo a sensibilidade igual a 0,19. A técnica de Zhang não foi eficiente para a detecção, onde praticamente todas as series temporais foram classificados como oscilatórias.

Pela análise da base de dados extraída de uma refinaria, notou-se que 53% das malhas apresentam oscilação em pelo menos uma das variáveis. Esse valor é maior que os tradicionalmente apresentados na literatura (entre 20% e 30%) o que pode indicar a forte propagação de uma oscilação entre as malhas.

Baseado no que é discutido neste e no Capítulo 2, as seguintes características de interesse para os métodos de detecção são desejadas: uso apenas de medições da malha de controle, robustez quanto ao ruído e distúrbio, simplicidade, ser automático e quantificar a frequência de oscilação.

Métodos de detecção não possuem 100% de acurácia, como visto pelas análises. Cada método é afetado de alguma forma pelas diferentes condições encontradas em dados industriais: uns podem ser robustos outros fortemente afetados. Assim, se propôs, mesmo que de forma preliminar, a utilização do veredito de várias técnicas para a decisão final. O resultado foi a detecção com acurácia similar ao obtido pelo método de Zakharov, mas com melhor sensibilidade e especificidade.

Também baseado neste e no capítulo anterior, propõe-se potenciais áreas para pesquisas futuras:

- A **definição de oscilação** não é clara, o que gera desacordo entre os métodos. A proposta de uma definição mais precisa é atrativa.
- A proposta de uma técnica para a definição do **tamanho da janela para análise** é interessante para se garantir a captura do mínimo requerido de ciclos.
- A **quantificação da força da oscilação** é interessante para a definição da ordem de manutenção e para a detecção da causa raiz.
- **Novas técnicas** são atrativas. Essas devem seguir as recomendações dadas nos dois capítulos.
- A proposta de **técnicas para o pré-processamento dos dados** pode auxiliar o aumento do desempenho de técnicas já existentes.



# Capítulo 4 – Detecção da Oscilação em Indústrias de Processos por Técnica Baseada em Inteligência Artificial

---

O presente capítulo é o resumo do artigo “Oscillation Detection in Process Industries by a Machine Learning-Based Approach” submetido para publicação em *Industrial & Engineering Chemistry Research*

---

## 4.1 Resumo

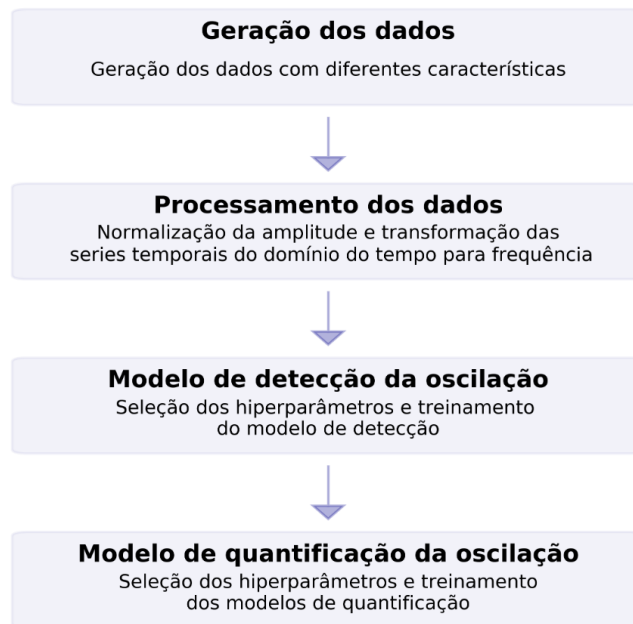
Técnicas de detecção da oscilação são, normalmente, baseadas em regras compiladas em um algoritmo. Para dados industriais, onde muitas características diferentes são observadas, o algoritmo deve cobrir todas essas possíveis formas. Já que o desenvolvimento desse algoritmo é impraticável, é razoável afirmar que as técnicas estão sujeitas a erros. O artigo resumido neste capítulo apresenta uma abordagem baseada em inteligência artificial para a detecção da oscilação. Em vez de baseada em regras, o modelo aprende as características de um sinal oscilatório ou não a partir de exemplos. Além da detecção, modelos para a quantificação do número de períodos e amplitude da oscilação são treinados.

## 4.2 Lista das principais contribuições

- Primeira técnica, pelo menos que seja do conhecimento dos autores, baseada em inteligência artificial para a detecção da oscilação.
- Técnica eficiente na detecção em sinais com ruído, distúrbio e múltiplas oscilações.
- Treinamento de modelos para a quantificação do número de períodos e amplitude da oscilação.
- A técnica pode ser utilizada em outras aplicações após simples modificações.

## 4.3 Metodologia sumarizada

A técnica proposta é resumida na Figura 4.1.



**Figura 4.1:** Resumo da metodologia proposta

A geração de dados artificiais foi necessária para suprir a necessidade de quantidade requerida para o treinamento. Os dados possuem diferentes níveis de ruído e distúrbio, diferentes números de ciclos e pontos e diferentes formas. Ainda, algumas series temporais são oscilatórias com frequência variável (não-regulares). A variação dos parâmetros utilizados para a geração dos dados é larga. Assim garantido que os dados cubram um maior número de processos reais.

Os dados gerados são normalizados para média igual a zero e amplitude igual a 1 e transformados para o domínio da frequência por transformada de Fourier. A transformada garante que os dados utilizados na entrada da rede tenham o mesmo tamanho e elimina a dependência da fase.

Para o treinamento do modelo de detecção, a magnitude no domínio da frequência é utilizada como entrada e o diagnóstico não-oscilatório, oscilatório regular ou oscilatório não-regular como saída de uma rede neural. Os hiperparâmetros da rede são selecionados por busca aleatória. Mais especificamente, o conjunto de hiperparâmetros que retorna o melhor desempenho para os dados de validação são escolhidos para o modelo final.

O treinamento dos modelos de quantificação do número de períodos e amplitude da oscilação é desenvolvido de forma semelhante, onde as saídas são os parâmetros quantificados.

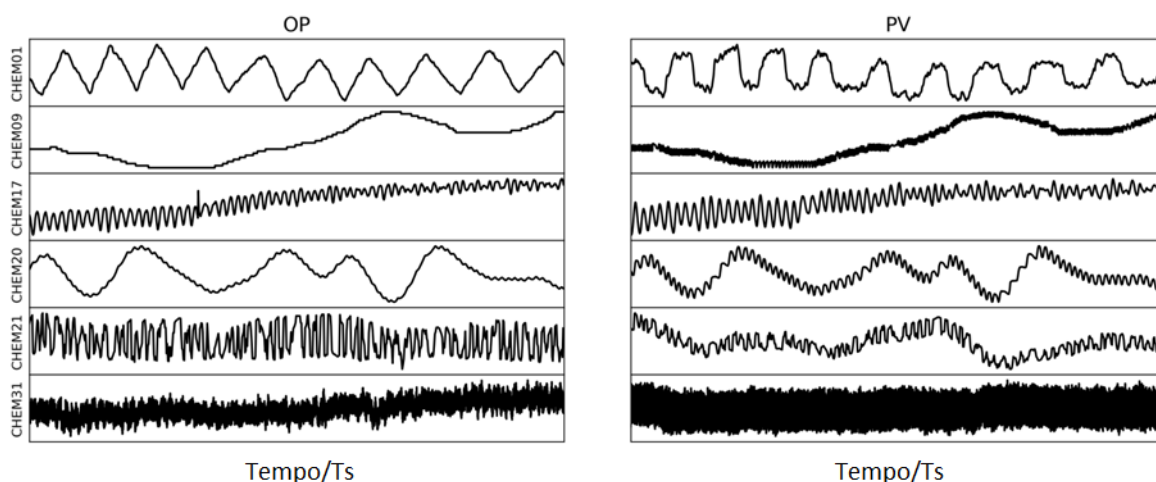
#### 4.4 Resultados e discussões

Dados artificiais e reais foram utilizados para o teste do desempenho da técnica. A aplicação a dados artificiais reservados para teste revelou precisão superior a 97%. Bons resultados eram esperados, pois esses dados apresentam a mesma distribuição que os utilizados para o treinamento.

Nesse estudo de caso, a identificação incorreta da oscilação é relacionada principalmente ao forte ruído ou distúrbio, baixo número de ciclos ou à pequena janela de dados utilizada para análise.

Duas bases de dados industriais foram utilizadas, que são as mesmas apresentadas no Capítulo 3. A técnica proposta, nesses estudos de caso, foi comparada com seis técnicas que retornaram bom desempenho no artigo resumido no Capítulo 3.

Para a primeira base de dados (*benchmark*), seis malhas foram selecionadas para análise detalhada e são apresentadas na Figura 4.2. Note que as malhas apresentam características distintas, isto é: diferentes formas, frequências de oscilação e níveis de ruído e distúrbio. O resultado retornado pelas técnicas é apresentado na Tabela 4.1.



**Figura 4.2:** Exemplos de sinais extraídas de Jelali e Huang (2010), onde  $T_s$  é o período de amostragem.

**Tabela 4.1:** Avaliação da técnica proposta, onde C é uma detecção correta e I uma detecção incorreta.

Malha	Esperado	Proposta	Thornhill	Miao	Forsman	Zakharov	Srinivasan	Li
CHEM01	Osc.	C	I	C	C	C	C	C
CHEM09	Não-osc.	C	C	C	C	I	C	C
CHEM17	Osc.	C	I	C	C	C	I	C
CHEM20	Osc.	C	C	C	I	C	I	I
CHEM21	Osc.	C	I	I	I	I	I	C
CHEM31	Osc.	C	I	C	I	C	C	C

Como observado, a técnica proposta retornou resultado correto para todas as malhas analisadas. O mesmo foi observado na análise da segunda base de dados industriais (como apresentado no artigo).

Comparada com as técnicas apresentadas na Tabela 3.1, a técnica proposta é sensível à detecção de qualquer tipo de oscilação (regular ou não regular) e é robusta à presença de ruído, média não estacionária e múltiplas oscilações.

Os modelos de quantificação do agarramento foram testados às mesmas bases de dados. Da mesma forma, os resultados obtidos foram satisfatórios, com a exceção da quantificação do número de períodos de oscilação em series temporais com múltiplas oscilações, onde o resultado não é confiável.



# Capítulo 5 – Detecção e Diagnóstico da Oscilação em Indústrias de Processos por Técnica de Reconhecimento de Padrão

---

O presente capítulo é o resumo do artigo “*Oscillation Detection and Diagnosis in Process Industries by Pattern Recognition Technique*” apresentado no *12th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems*.

---

## 5.1 Resumo

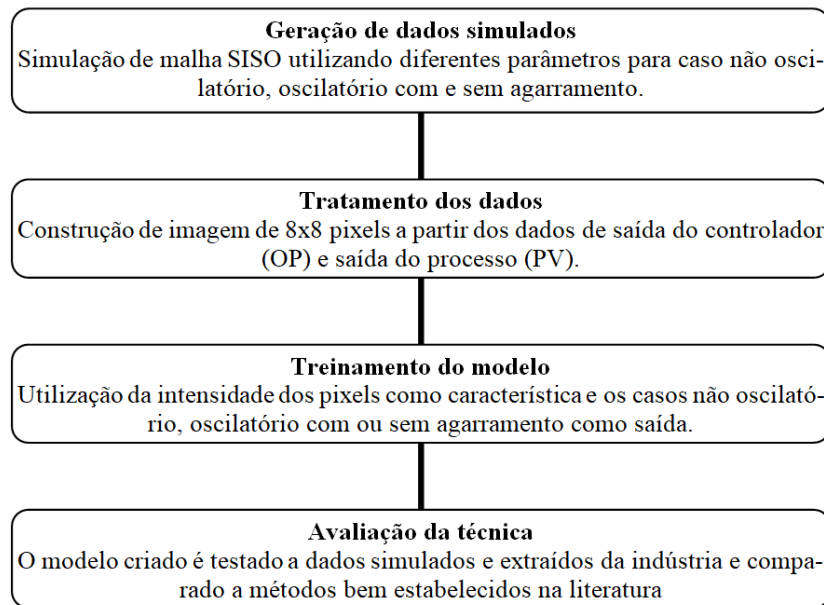
Dezenas de técnicas de diagnóstico da causa da oscilação foram propostas nos últimos 20 anos. Entretanto, o desempenho no diagnóstico quando aplicadas a dados reais ainda é baixo. O artigo resumido neste capítulo apresenta uma técnica de detecção e diagnóstico simultâneo da oscilação baseado no reconhecimento de padrões do gráfico PV(OP).

## 5.2 Lista das principais contribuições

- Técnica de detecção e diagnóstico simultâneo da oscilação.
- Melhor eficiência na aplicação a dados industriais.
- Simples implementação quando comparada a técnicas recentes.

## 5.3 Metodologia sumarizada

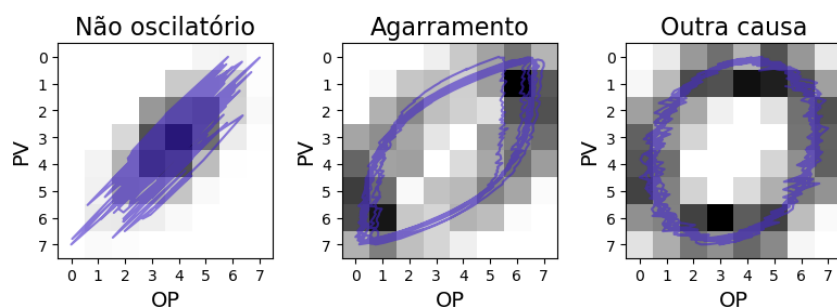
A metodologia proposta é dividida em três etapas e, após, é testada a dados artificiais e reais como resumido na Figura 5.1.



**Figura 5.1:** Resumo da metodologia proposta

Dados não-oscilatórios, oscilatórios devido ao agarramento e oscilatório devido a outras causas são gerados a partir de simulações utilizando-se malha de controle tipo SISO. Os parâmetros da malha, do controlador e do modelo do agarramento são variados dentro de uma faixa ampla, de modo que os dados contenham exemplos de diversos processos.

O tratamento dos dados é, basicamente, a transformação dos sinais OP (saída do controlador) e PV (saída do processo) em imagens de 8x8 pixels. O procedimento de transformação é melhor descrito no artigo. Exemplos para as três classes de sinais são mostrados na Figura 5.2.



**Figura 5.2:** Sinais OP e PV transformados em imagem de 8x8 pixels.

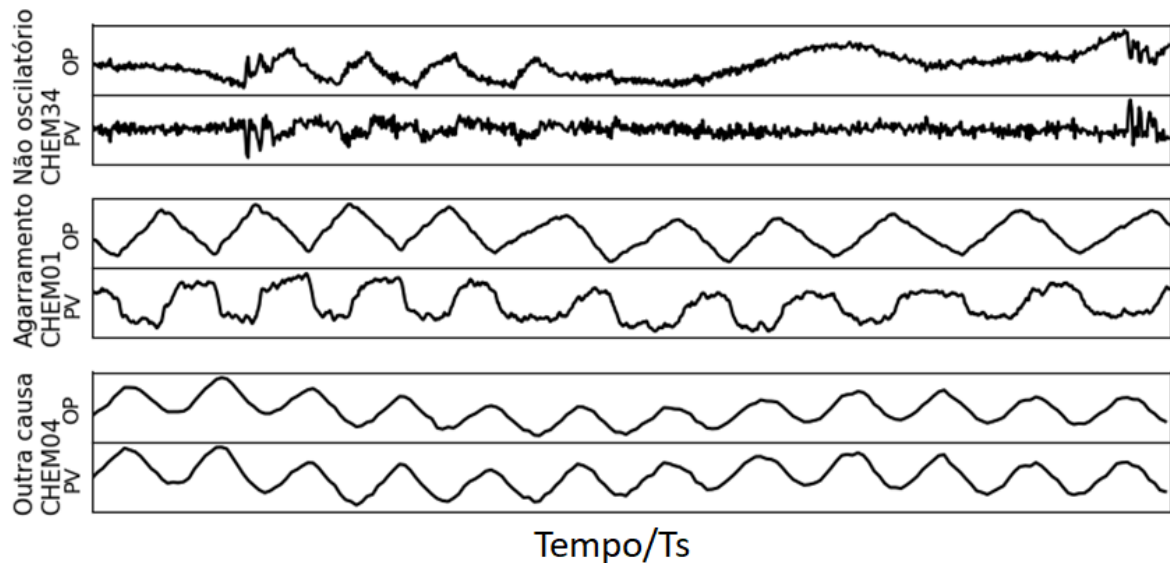
O modelo treinado é uma rede neural simples do tipo *feedforward* cuja hiperparâmetros são definidos por busca aleatória, assim como feito para a técnica do Capítulo 4.

## 5.4 Resultados e discussões

A técnica proposta foi comparada com a técnica de detecção da oscilação proposta por Thornhill et al. (2003) e a técnica de diagnóstico proposta por He et al. (2007). Para isso, um conjunto de dados artificiais e outro real foram utilizados.

O conjunto de dados artificiais é composto por 300 exemplos (100 para cada classe). O método de Thornhill foi capaz de detectar a oscilação com aproximadamente 99% de precisão. Já a precisão para o método de He foi de aproximadamente 90%, onde os resultados incorretos são devido à presença de ruído. Para a técnica proposta, ambas as etapas foram conduzidas simultaneamente e a precisão foi de 99%.

Novamente, os dados industriais são provenientes do *benchmark* fornecido por Jelali e Huang (2010). Os exemplos estudados no artigo são os apresentados na Figura 5.3 e o resultado para a técnica proposta e as duas técnicas comparadas é apresentado na Tabela 5.1.



**Figura 5.3:** Sinais OP e PV transformados em imagem de 8x8 pixels, onde  $T_s$  é o período de amostragem.

**Tabela 5.1:** Avaliação da técnica proposta para dados industriais.

Malha	Esperado	Proposta	Thornhill	He
CHEM34	Não-osc.	Não-osc.	Não-osc.	-
CHEM01	Agar.	Agar.	Não-osc.	Agar.
CHEM04	Outra causa	Outra causa.	Osc.	Agar.

Como observado, a técnica proposta detectou e diagnosticou corretamente a causa da oscilação para as três malhas. A técnica de Thornhill não detectou a oscilação na malha CHEM01. A classificação incorreta foi devido à média não-estacionária. Já a técnica de He diagnosticou incorretamente a causa da oscilação da malha CHEM04 como agarramento.

A técnica proposta detecta apenas oscilações regulares e é robusta à presença de ruído, mas retorna falso negativos para sinais com média não estacionária e múltiplas oscilações.



# Capítulo 6 – Detecção do agarramento em Sinais de Baixa Amostragem

---

O presente capítulo é o resumo do artigo “*Stiction Detection in Low Sampling Rate Signals*” publicado na revista *The Canadian Journal of Chemical Engineering*.

---

## 6.1 Resumo

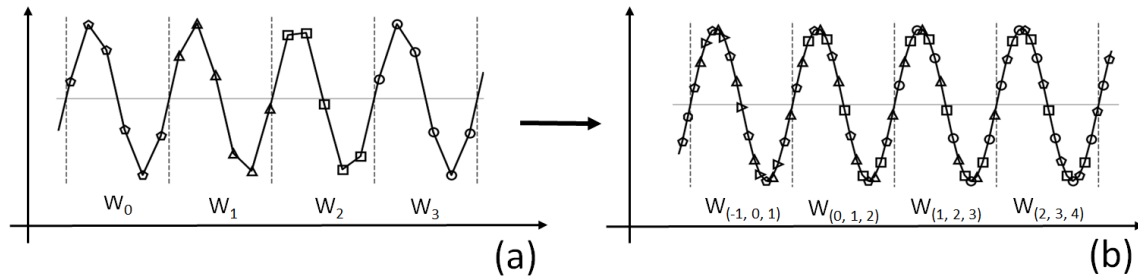
Na sua maioria, os métodos de detecção do agarramento (ou diagnóstico da oscilação) são baseados na classificação da forma do sinal OP ou PV. Para sinais com baixo número de pontos por ciclo, a forma do sinal não pode ser classificada e o diagnóstico é prejudicado. O artigo resumido neste capítulo apresenta uma técnica para o pré-processamento de sinais de baixa amostragem de modo que o sinal tratado apresente um maior número de pontos por ciclo e possa ser avaliado por técnicas tradicionais de detecção do agarramento.

## 6.2 Lista das principais contribuições

- Análise e discussão sobre o efeito da baixa amostragem em cinco métodos de detecção do agarramento;
- Técnica de pré-processamento para o aumento do número de pontos por ciclo;

## 6.3 Metodologia sumarizada

A metodologia proposta é baseada na união de ciclos de baixa amostragem de modo que o sinal resultante apresente um número de pontos por ciclo suficiente para o diagnóstico. Para isso, cada ciclo do sinal é combinado com ciclos anteriores e posteriores. Esse procedimento é mostrado na Figura 6.1. Onde a janela  $W_1$ , por exemplo, foi combinada com a janela  $W_0$  e  $W_2$  para formar a janela de maior amostragem  $W_{\{0, 1, 2\}}$ .



**Figura 6.1:** Exemplo de sinal senoidal antes e depois do aumento da amostragem.

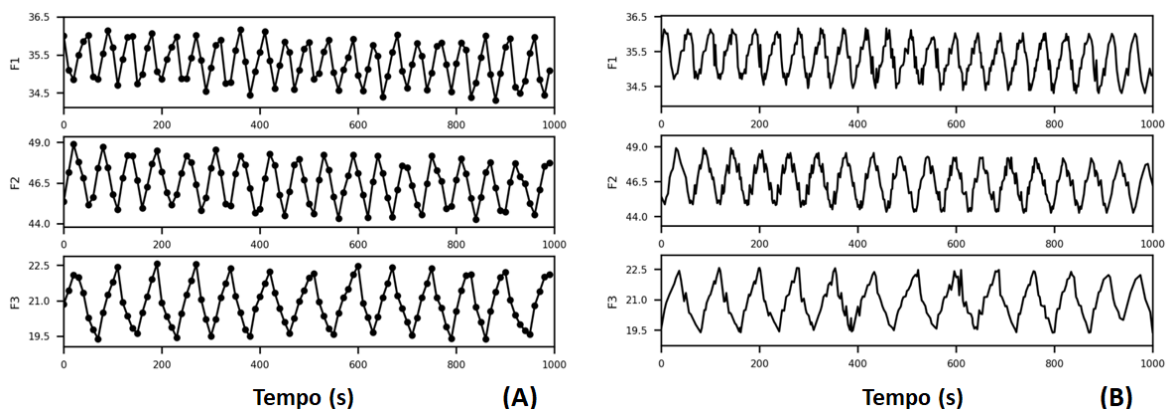
## 6.4 Resultados e discussões

A técnica foi utilizada para o aumento da amostragem de dados artificiais e reais para posterior diagnóstico por cinco técnicas: correlações cruzadas (HORCH, 1999), Yamashita (YAMASHITA, 2006), ajuste de curve (HE et al., 2007), inclinação dos picos e segmentação em zonas (DAMBROS; FARENZENA; TRIERWEILER, 2016).

A análise para os dados artificiais avalia o desempenho da técnica em relação ao número de pontos por ciclo da série temporal e o nível de ruído. Em resumo, bom desempenho no diagnóstico é obtido a partir de series temporais com pelo menos três dados por ciclo antes do aumento da amostragem.

A Figura 6.2(A) apresenta três series temporais provenientes de uma refinaria que foram os motivadores desse trabalho. A amostragem para cada sinal é de aproximadamente 4,5, 6 e 8 dados por ciclo. Como observado, não é possível classificar a forma do sinal nessas condições.

Na Figura 6.2(B), os mesmos sinais são apresentados, mas agora após o aumento da amostragem. Nesse caso, se observa a maior tendência triangular na forma do sinal, o que indica a presença válvula com agarramento na malha de controle.



**Figura 6.2:** Sinais industriais de baixa amostragem (A) e após o aumento da amostragem (B).

Mesmo que a técnica apresentada no Capítulo 5 seja aplicável a sinais de baixa amostragem, a técnica proposta neste capítulo é interessante para se tornar viável a aplicação de técnica consolidadas na literatura.

## Capítulo 7 – Considerações finais

---

Este capítulo apresenta as conclusões do trabalho e sugere futuras potenciais áreas de pesquisa no campo da detecção e diagnóstico da oscilação.

---

### 7.1 Conclusões

A detecção e o diagnóstico da oscilação em processos industriais parecem triviais em um primeiro momento. Na prática, entretanto, a solução esbarra em problemas. Dados industriais apresentam comportamentos distintos, o que tornam o desenvolvimento de técnicas desafiador. Esta tese é o resultado de anos de estudo, onde se buscou o aprimoramento e o complemento da literatura na área da detecção e o diagnóstico da oscilação.

O número de métodos para a detecção da oscilação é elevado, o que torna a escolha do método adequado para uma aplicação específica trabalhosa. Sabendo disso, o Capítulo 2 apresenta a revisão completa e a classificação dos métodos de detecção. Prós e contras são especificados e figuras iterativas são disponibilizadas para a mais rápida consulta. Além disso, discussões como a quantificação da oscilação, dificuldade na detecção e as características de interesse dos métodos são apresentadas.

Mesmo com as discussões apresentadas na revisão, pode ser difícil a escolha do método antes da avaliação em diferentes cenários industriais. No Capítulo 3, dez métodos selecionados são testados a duas bases de dados industriais. Exemplos selecionados mostram onde os métodos apresentam alto e baixo desempenho. Por fim, o método que retornou melhor desempenho é o proposto por Zakharov e Jämsä-Jounela (2014), com 85% de acurácia.

Baseado no amplo estudo gerado nos dois capítulos, características de interesse para os métodos foram traçadas assim como foi proposto preliminarmente uma técnica que baseia a detecção no veredito de várias técnicas. O capítulo conclui com sugestões para futuras pesquisas.

Buscando o melhor desempenho na detecção da oscilação, o Capítulo 4 apresenta uma técnica inovadora baseada em inteligência artificial. Além da detecção, a quantificação do número de períodos e da amplitude da oscilação é realizada. A técnica mostrou-se de maior desempenho para a aplicação em dados industriais quando comparada aos métodos

apresentados no Capítulo 3. A quantificação também foi precisa, com exceção da quantificação do número de períodos no caso de múltiplas oscilações.

Também baseado em inteligência artificial, o Capítulo 5 apresenta uma técnica para a detecção e diagnóstico simultâneo da oscilação. A técnica é baseada no reconhecimento do padrão PV(OP) e mostrou-se eficiente quando comparada com as técnicas bem estabelecidas propostas por Thornhill et al. (2003) e He et al. (2007).

Finalmente, o capítulo 6 apresenta uma técnica para o processamento de sinais de baixa amostragem antes do diagnóstico da oscilação. A técnica é baseada na combinação de períodos de baixa amostragem para a geração de um sinal de maior amostragem. A aplicação a dados artificiais e reais comprovam a eficiência da técnica, onde foi possível diagnosticar a causa da oscilação para os sinais que motivaram o trabalho.

### 7.1.1 Definição de oscilação em indústrias de processo.

Na Seção 2 duas definições de oscilação foram apresentadas. Note que essas divergem entre si. Por exemplo, uma variação periódica com frequência variável se encaixa na primeira definição, mas não na segunda. A falta de uma definição precisa afeta a análise do desempenho das técnicas de detecção. Como visto na Seção 3, algumas técnicas consideram uma variação periódica com frequência variável como oscilação enquanto outras não.

Após um extenso trabalho na área de detecção da oscilação, tomamos a iniciativa de propor uma definição formal e precisa. Assim definimos:

“Oscilação em indústrias de processos é uma variação periódica em torno de uma linha base constante ou não que gera uma região de magnitude acentuada no domínio da frequência. Oscilação regular é aquela que possui frequência constante, enquanto oscilação não-regular é aquela que possui frequência variável.”

## 7.2 Sugestões para trabalhos futuros

A área de detecção e diagnóstico da oscilação apresenta vários desafios. A busca por técnicas que excluam a necessidade do usuário e que retornem excelente desempenho podem ser aceleradas através pesquisas nos seguintes tópicos:

- **tamanho da janela para análise** – Cuidado especial deve ser dado para a seleção do tamanho da janela utilizada para a análise. Se excessivamente grande, a detecção pode ser lenta e ignorar oscilações de alta frequência; se excessivamente pequena, oscilações de baixa frequência não serão capturadas. Sugere-se preliminarmente que a análise seja feita várias vezes para o mesmo sinal com janelas de diferentes tamanhos, assim evitando-se a ocorrência de oscilações não percebidas.
- **quantificação da força da oscilação** – Oscilações mesmo detectadas podem não significar um problema em termos de desempenho da malha de controle. A quantificação da oscilação é interessante para a definição de quais malhas devem passar por manutenção e para definir a ordem da manutenção. A quantificação da frequência da oscilação é importante para a identificação da causa raiz.
- **novas técnicas** – Técnicas mais eficientes são atrativas. Essas devem, preferencialmente, ser focadas na detecção em casos específicos de problemas



encontrados na indústria. Também, devem obedecer as características de interesse e os testes recomendados no Capítulo 3.

- **abordagem baseada no veredito de várias técnicas** – Técnicas de detecção não são 100% eficientes. Porém, a falha na detecção de uma técnica pode não influenciar outras. Dessa forma a utilização do veredito de várias técnicas para a decisão final tende a retornar melhor desempenho.
- **técnicas para o pré-processamento dos dados** – Uma alternativa para novos métodos robustos a diferentes condições industriais é a definição de técnicas de pré-processamento aplicadas antes da detecção. A técnica pode servir de primeiro passo para a aplicação de técnicas de simples implementação já bem estabelecidas na literatura e indústria.
- **utilização de *data augmentation*** – a geração de dados simulados para o treinamento dos modelos baseados em inteligência artificial se mostrou uma tarefa complexa. Além disso, é difícil garantir que os dados artificiais cobrem todas as características vistas em dados reais. Para trabalhos futuros, sugerimos a utilização de dados industriais combinados com técnicas de *data augmentation*. Gerando assim a quantidade de dados necessária para o treinamento do modelo.



## Referências

APIO, Andressa et al. PDG Pressure Estimation in Offshore Oil Well: Extended Kalman Filter vs. Artificial Neural Networks. **IFAC-PapersOnLine**, [s. l.], v. 52, n. 1, p. 508–513, 2019. a. Disponível em:

<<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405896319301995>>

APIO, Andressa et al. Comparison of Kalman filter-based approaches for permanent downhole gauge pressure estimation in offshore oil production. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, [s. l.], p. 106254, 2019. b. Disponível em:

<<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0920410519306667>>

BAUER, M. et al. The current state of control loop performance monitoring – A survey of application in industry. **Journal of Process Control**, [s. l.], v. 38, p. 1–10, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jprocont.2015.11.002>>

BIALKOWSKI, W. L. Dreams vs. reality: A view from both sides of the gap. In: PULP AND PAPER, CANADA 1994, **Anais...** [s.l: s.n.]

CHOUDHURY, M. A. A. S.; SHAH, S. L.; THORNHILL, N. F. Nonlinearities in Control Loops. In: **Diagnosis of Process Nonlinearities and Valve Stiction**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008. p. 111–121.

DAMBROS, J. W. V. **Detecção do agarramento em válvulas de controle para sinais com referência variável**. 2016. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, [s. l.], 2016.

Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/149795>>

DAMBROS, J. W. V.; FARENZENA, M.; TRIERWEILER, J. O. Detecção Online e Monitoramento da Oscilação em Processos Industriais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE 2017a, Porto Alegre. **Anais...** Porto Alegre Disponível em: <[https://www.ufrgs.br/sbai17/papers/paper\\_189.pdf](https://www.ufrgs.br/sbai17/papers/paper_189.pdf)>

DAMBROS, J. W. V.; FARENZENA, M.; TRIERWEILER, J. O. Método de quantificação do agarramento em válvulas de controle baseado em redes neurais artificiais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE 2017b, Porto Alegre. **Anais...** Porto Alegre Disponível em: <[https://www.ufrgs.br/sbai17/papers/paper\\_188.pdf](https://www.ufrgs.br/sbai17/papers/paper_188.pdf)>

DAMBROS, J. W. V.; FARENZENA, M.; TRIERWEILER, J. O. Signal Preprocessing for Stiction Detection Methods. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, [s. l.], v. 57, n. 1, p.

302–315, 2018. a.

DAMBROS, J. W. V.; FARENZENA, Marcelo; TRIERWEILER, J. O. The Effect of the Sampling Period on Stiction Detection Methods. **IFAC-PapersOnLine**, [s. l.], v. 50, n. 1, p. 2848–2853, 2017. c. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.638>>

DAMBROS, J. W. V.; FARENZENA, Marcelo; TRIERWEILER, J. O. Stiction detection in low sampling rate signals. **The Canadian Journal of Chemical Engineering**, [s. l.], v. 96, n. 8, p. 1735–1745, 2018. b. Disponível em: <<http://doi.wiley.com/10.1002/cjce.23120>>

DAMBROS, J. W. V.; FARENZENA, Marcelo; TRIERWEILER, Jorge O. Data-Based Method To Diagnose Valve Stiction with Variable Reference Signal. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, [s. l.], v. 55, n. 39, p. 10316–10327, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1021/acs.iecr.6b01234>>

DAMBROS, Jônathan W. V. et al. Oscillation detection in process industries – Part II: Industrial application. **Journal of Process Control**, [s. l.], v. 78, p. 139–154, 2019. a. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959152419302239>>

DAMBROS, Jônathan W. V.; FARENZENA, Marcelo; TRIERWEILER, Jorge O. Oscillation Detection and Diagnosis in Process Industries by Pattern Recognition Technique. **IFAC-PapersOnLine**, [s. l.], v. 52, n. 1, p. 299–304, 2019. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405896319301636>>

DAMBROS, Jônathan W. V.; TRIERWEILER, Jorge O.; FARENZENA, Marcelo. Oscillation detection in process industries – Part I: Review of the detection methods. **Journal of Process Control**, [s. l.], v. 78, p. 108–123, 2019. a. Disponível em: <<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959152419302239>>

DAMBROS, Jônathan William Vergani et al. Oscillation Detection in Process Industries by a Machine Learning-Based Approach. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, [s. l.], p. acs.iecr.9b01456, 2019. b. Disponível em: <<http://pubs.acs.org/doi/10.1021/acs.iecr.9b01456>>

DAMBROS, Jônathan W. V et al. Stiction Detection : Problems in Industrial Application. In: PROCESS SYSTEMS ENGINEERING - BRAZIL 2019c, **Anais...** [s.l: s.n.]

DAMBROS, Jônathan W. V; TRIERWEILER, Jorge O.; FARENZENA, Marcelo. A Short Review and Challenges on Oscillation Detection in Process Industries. In: PROCESS SYSTEMS ENGINEERING - BRAZIL 2019b, **Anais...** [s.l: s.n.]

ENDER, D. B. Process Control Performance : Not as Good as you Think. **Control Engineering**, [s. l.], v. 40, n. 10, p. 180–190, 1993.

FARIAS, Norton Faitão. **Desenvolvimento de analisador virtual para predição da pressão de fundo em poços de petróleo utilizando rede neural**. 2018. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, [s. l.], 2018. Disponível em: <<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/193146>>

FORSMAN, K.; STATTIN, A. A new criterion for detecting oscillations in control loops. In: CONTROL CONFERENCE (ECC), 1999 EUROPEAN 1999, Karlsruhe, Germany. **Anais...** Karlsruhe, Germany

- HÄGGLUND, T. A control-loop performance monitor. **Control Engineering Practice**, [s. l.], v. 3, n. 11, p. 1543–1551, 1995. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/096706619500164P>>
- HE, Q. P. et al. A Curve Fitting Method for Detecting Valve Stiction in Oscillating Control Loops. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, [s. l.], v. 46, n. 13, p. 4549–4560, 2007. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-34547380289&partnerID=40&md5=ee860a243841dfb7f913cbcf4097428a>>
- HORCH, A. A simple method for detection of stiction in control valves. **Control Engineering Practice**, [s. l.], v. 7, n. 10, p. 1221–1231, 1999. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0033330566&partnerID=40&md5=5108be23a8f8c11e0909412c395cc2c3>>
- HORCH, A. Benchmarking Control Loops with Oscillations and Stiction. In: ORDYS, AndrzejW; UDUCHI, Damien; JOHNSON, MichaelA (Eds.). **Process Control Performance Assessment**. Advances in Industrial Control London: Springer London, 2007. p. 227–257.
- JELALI, M. An overview of control performance assessment technology and industrial applications. **Control Engineering Practice**, [s. l.], v. 14, n. 5, p. 441–466, 2006. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0967066105002479>>
- JELALI, M.; HUANG, B. **Detection and Diagnosis of Stiction in Control Loops**. London: Springer London, 2010. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/978-1-84882-775-2>>
- KARRA, S.; KARIM, M. N. Comprehensive methodology for detection and diagnosis of oscillatory control loops. **Control Engineering Practice**, [s. l.], v. 17, n. 8, p. 939–956, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2009.02.015>>
- LI, X. et al. The DCT-based oscillation detection method for a single time series. **Journal of Process Control**, [s. l.], v. 20, n. 5, p. 609–617, 2010. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-77955296878&partnerID=40&md5=c6603c5730b0186462e4094ac6b8001b>>
- MIAO, T.; SEBORG, D. E. Automatic detection of excessively oscillatory feedback control loops. In: PROCEEDINGS OF THE 1999 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL APPLICATIONS (CAT. NO.99CH36328) 1999, **Anais...** : IEEE, 1999. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/806659/>>
- NAGHOOSI, E.; HUANG, B. Wavelet Transform Based Methodology for Detection and Characterization of Multiple Oscillations in Nonstationary Variables. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, [s. l.], v. 56, n. 8, p. 2083–2093, 2017. Disponível em: <<http://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/acs.iecr.6b03075>>
- PETROBRAS. **Relatório de sustentabilidade 2015**. [s.l: s.n.].
- PETROBRAS. **Relatório da administração 2016**. [s.l: s.n.].

- SCHAUMLÖFFEL, Lívia de Souza et al. Direct and simultaneous determination of four phenolic antioxidants in biodiesel using differential pulse voltammetry assisted by artificial neural networks and variable selection by decision trees. **Fuel**, [s. l.], v. 236, n. September 2018, p. 803–810, 2019.
- SRINIVASAN, B.; RENGASWAMY, R. Automatic oscillation detection and characterization in closed-loop systems. **Control Engineering Practice**, [s. l.], v. 20, n. 8, p. 733–746, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2012.02.008>>
- THORNHILL, N. F.; HUANG, B.; ZHANG, H. Detection of multiple oscillations in control loops. **Journal of Process Control**, [s. l.], v. 13, n. 1, p. 91–100, 2003. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152402000070>>
- TORRES, B. S. et al. Performance assessment of control loops – case studies. In: PROC IFAC ADCHEM 2006, Gramado, Brasil. **Anais...** Gramado, Brasil
- YAMASHITA, Y. An automatic method for detection of valve stiction in process control loops. **Control Engineering Practice**, [s. l.], v. 14, n. 5, p. 503–510, 2006. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0967066105000833>>
- ZAKHAROV, A.; JÄMSÄ-JOUNELA, S. Robust Oscillation Detection Index and Characterization of Oscillating Signals for Valve Stiction Detection. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, [s. l.], v. 53, n. 14, p. 5973–5981, 2014. Disponível em: <<http://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/ie402636m>>
- ZHANG, K.; HUANG, B.; JI, G. Multiple oscillations detection in control loops by using the DFT and Raleigh distribution. **IFAC-PapersOnLine**, [s. l.], v. 48, n. 21, p. 529–534, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896315017097>>