UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROJETO DE GRADUAÇÃO

DÉBORA DE SOUZA MARTINS

IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS ACF E ENVELOPE ESPECTRAL PARA DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES EM AMBIENTE INDUSTRIAL

VITÓRIA – ES
12/2017

DÉBORA DE SOUZA MARTINS

IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS ACF E ENVELOPE ESPECTRAL PARA DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES EM AMBIENTE INDUSTRIAL

Parte manuscrita do Projeto de Graduação da aluna Débora de Souza Martins, apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheira Eletricista.

_____

Prof. Dr. Celso J. Munaro
Orientador

VITÓRIA – ES
12/2017

DÉBORA DE SOUZA MARTINS

IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS ACF E ENVELOPE ESPECTRAL PARA DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES EM AMBIENTE INDUSTRIAL

Parte manuscrita do Projeto de Graduação da aluna **Débora de Souza Martins**, apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheira Eletricista.

Aprovada em 22/12/2017

COMISSÃO EXAMINADORA:

Prof. Dr. Celso José Munaro
Universidade Federal do Espírito Santo - UFES
Orientador

Prof. Dr. Patrick Marques Ciarelli
Universidade Federal do Espírito Santo - UFES
Examinador

Eng. Paulo Emílio Altoé Targa
Examinador

RESUMO

A presença de oscilações em sinais de malhas de controle de processos industriais pode indicar problemas que comprometem a qualidade do produto final e elevam os custos da produção. Diante disso, técnicas de detecção de oscilações são desejáveis em ambientes industriais com o objetivo de identificar comportamentos oscilatórios e minimizar seus efeitos no processo. Esse trabalho apresenta a implementação de dois métodos para a detecção de oscilações, as técnicas para o pré-tratamento dos sinais industriais e pós tratamento dos resultados. O algoritmo é implementado em um software denominado Plataforma de Gerenciamento de Ativos, que é utilizado para o monitoramento de sinais em plataformas de petróleo da Petrobras. Os resultados são apresentados de forma simplificada para fácil entendimento, e a confiança nos mesmos é assegurada por índices que quantificam sua repetibilidade. Os métodos são aplicados a conjuntos de dados de uma plataforma de petróleo.

ABSTRACT

The presence of oscillations in industrial control signals can suggest problems that compromise the quality of the final product and increases the costs of production. So, oscillation detection methods are been developed to identify oscillatory behavior and reduce the consequences of this kind of disturbance. This work presents the implementation of two methods to oscillation detection and techniques to pretreatment of industrial signals and post-treatment of results. The algorithm is implemented in an software called Plataforma de Gerenciamento de Ativos, that is used to monitor signals at Petrobras offshore oil. The results are shown in a simplified interface to allow an easier understanding, and the reliability of results is assured by the repeatability recorded by the measurement of oscillations. This methods are applied in offshore oil data.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comparação entre a transformada de Fourier em um sinal com ruído e um sinal sem ruído. 18
Figura 2 – Verificação dos efeitos da ACF no espectro de frequências de um sinal com ruído. 19
Figura 3 – Impacto da escolha do valor de α na PSD de um sinal 21
Figura 4 - FFT do sinal f(t) e limiar de potência. 22
Figura 5 - Área que representa a energia da oscilação. 23
Figura 6 - Exemplo de envelope espectral aplicado aos sinais f(t) e y(t). 26
Figura 7 - Passos do pré-tratamento para um sinal 28
Figura 8 - Sinal com baixo valor de Coeficiente de Variação 29
Figura 9 - Sinal com alto valor de Coeficiente de Variação 29
Figura 10 - Sinal de entrada e histograma 31
Figura 11 – Exemplos de histogramas com números diferentes de classes 32
Figura 12 - Sinal selecionado antes e depois da etapa de seleção das classes vizinhas 33
Figura 13 - Sinal selecionado antes e depois da etapa de modificação dos limites máximo e mínimo de seleção, baseado no desvio padrão e na média do sinal 35
Figura 14 - Sinal selecionado antes e depois da separação das amostras descontínuas do sinal 36
Figura 15 - ACF da transformada inversa de Fourier de um sinal industrial que apresenta oscilações regulares. 38
Figura 16 - Fluxograma de funcionamento do agrupamento de oscilações em um sinal 41
Figura 17 - Gráfico de bolhas com resultado para múltiplos sinais 42
Figura 18 - Representação das divisões em classes das oscilações detectadas 43
Figura 19 - Histograma de agrupamento das oscilações 43
Figura 20 - Agrupamento para o resultado de múltiplas execuções 46
Figura 21 - Exemplo de análise construída na PGA 48
Figura 22 - Esquemático de transferência de dados entre a PGA e a função criada no Matlab51
Figura 23 - Saída gráfica mostrada no Visualizador de Resultados 54
Figura 24 - Exemplo de conteúdo do arquivo Períodos.csv 55
Figura 25 - Envelope espectral feito no Excel 56
Figura 26 - Diagrama de blocos utilizado na PGA para o estudo de caso 57

Figura 27 – Sinais industriais utilizados na detecção de oscilações 58
Figura 28 - Segmentos selecionados dos quatro sinais em cada uma das execuções 59
Figura 29 - Percentual de seleção de dados dos sinais em cada uma das execuções do estudo de caso 59
Figura 30 – Arquivo *.csv de saída com os valores de CV de todos os sinais, em todas as execuções do programa 60
Figura 31 - Resultado do envelope espectral em cada uma das execuções 61
Figura 32 – Resultado obtido no arquivo *.csv, com os períodos das oscilações detectadas em todos os sinais nas três execuções realizadas 61
Figura 33 - Resultado gráfico obtido na PGA para o Estudo de Caso 62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Intervalos de oscilações, percentual de ocorrência em múltiplas execuções e impacto em cada sinal analisado.....46
Tabela 2 - CV de cada sinal, a cada execução de deteção de oscilações.....60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACF	*Auto Correlation Function*
CV	Coeficiente de Variação
CVE	Coeficiente de Variação ponderado pela Energia
DEL	Departamento de Engenharia Elétrica
DCT	*Discrete Cosine Transform*
FFT	*Fast Fourier Transform*
ITD	*Time-Scale Decomposition*
LCI	Laboratório de Controle e Instrumentação
ODC	*Oscillation Detection and Caracterization*
PGA	Plataforma de Gestão de Ativos
PSD	*Power Spectral Density*
RZC	*Robust Zero crossing intervals Clustering*
SE	*Spectral Envelope*
UEPOG	Unidade Estacionária de Processamento de Óleo e Gás
UFES	Universidade Federal do Espírito Santo

LISTA DE SÍMBOLOS

ρ_k Autocorrelação de uma série temporal

ϕ_x Densidade Espectral de Potência

ϕ_{Nx} Densidade Espectral de Potência Normalizada

W_g Janela Gaussiana

ε_ρ Limiar de Potência

$Sup(x)$ Valores supremos de x

$\hat{r}$ Covariância estimada

P_X Densidade Espectral de Potência estimada de X

V_X Variância estimada de X

$\widehat{\phi_P}$ Periodograma estimado

$\widehat{\phi_C}$ Correlograma estimado

$\mathcal{F}$ Transformada de Fourier

$\hat{\lambda}$ Envelope Espectral estimado

μ Média

σ Desvio Padrão

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 12
1.1 Apresentação e Justificativa 12
1.2 Objetivos 14
1.2.1 Objetivo geral 14
1.2.2 Objetivos Específicos 14
1.3 Estrutura do Trabalho 14
2 MÉTODOS DE DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES 16
2.1 Método Baseado na ACF 16
2.1.1 Função de Autocorrelação 16
2.1.2 Densidade Espectral de Potência (PSD) 17
2.1.3 Determinação das Frequências Dominantes 21
2.2 Método do Envelope Espectral 23
3 APLICAÇÃO DOS MÉTODOS DE DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES 27
3.1 Metodologia 27
3.2 Pré-Tratamento 27
3.2.1 Coeficiente de Variação 29
3.2.2 Seleção de Dados 30
3.3 Seleção das Oscilações 36
3.3.1 Regularidade das Oscilações 37
3.3.2 Coeficiente de Variação Ponderado pela Energia 38
3.4 Agrupamento de Oscilações 39
3.4.1 Agrupamento de oscilações em um mesmo sinal 40
3.4.2 Agrupamento de oscilações em múltiplos sinais de um mesmo processo 41
3.5 Comparação de Resultados Sucessivos 44
3.5.1 Divisão dos dados de entrada 44
3.5.2 Saídas de múltiplas execuções 44
4 IMPLEMENTAÇÃO EM PLATAFORMA INDUSTRIAL 47
4.1 Plataforma de Gestão de Ativos 47
4.1.1 Estrutura da análise 47
4.2 Desenvolvimento de Plug-ins 49

4.3 Plug-in de Detecção de Oscilações 51
4.3.1 Entradas 51
4.3.2 Saídas 52
4.3.2.1 Visualizador de Resultados 53
4.3.2.2 Arquivos *.csv 54
5 ESTUDO DE CASO 57
6 CONCLUSÕES 64
REFERÊNCIAS 66

1 INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação e Justificativa

O processamento e a análise de sinais de malhas de controle industriais é importante para o diagnóstico de falhas. Comumente, esses sinais apresentam oscilações que podem indicar problemas como sintonia irregular de controladores, agarramento de válvulas e distúrbios externos (JELALI e HUANG, 2009). A propagação de oscilações em uma malha pode ocasionar a diminuição da vida útil dos equipamentos. Além disso, oscilações podem acarretar redução da qualidade do produto final.

Segundo (SHINSKEY, 1990), a amplitude da componente oscilatória no sinal é proporcional ao aumento do custo de produção. A identificação dessas oscilações permite ao corpo técnico organizar manutenções preditivas, evitando interrupções emergenciais na produção, aumentando assim a rentabilidade e a confiabilidade na eficiência do processo.

Detectar oscilações em sinais industriais e fazer a correção desse comportamento é, portanto, uma demanda atual nas indústrias. Por isso, muitos estudos estão sendo realizados afim de implementar de forma computacionalmente simples algoritmos para detectar oscilações bem como suas causas.

O método baseado na Função de Auto Correlação dos sinais (*Auto Correlation Function – ACF*) (MIAO e D., 1999) (THORNHILL, HUANG e ZHANG, 2003) identifica a presença de oscilações regulares. A aplicação da ACF possui a vantagem de atenuar os ruídos mantendo as componentes oscilatórias. Assim, é possível tratar e analisar sinais que naturalmente possuem distúrbios, como os provenientes de indústrias, identificando as frequências dominantes das oscilações presentes.

Em (KARRA e KARIM, 2009) foi apresentada uma melhoria ao método ACF para a caracterização das componentes oscilatórias identificadas nos sinais. O método Caracterização e Detecção de Oscilação (*Oscillation Detection and Caracterization* - ODC) tem o objetivo de fornecer informações mais completas quanto à natureza das oscilações, auxiliando no diagnóstico.

O Envelope Espectral (*Spectral Envelope* – SE) (H. JIANG, M. A. S. CHOUDHURY e SHAH, 2007) envolve ferramentas matemáticas distintas dos métodos anteriores, analisando

várias variáveis ao mesmo tempo, com a vantagem de obter somente uma curva para representar o espectro de todos os sinais analisados.

O método proposto por (JIANDONG WANG, 2013) consiste em uma aplicação da transformada discreta de cosseno (*Discrete Cosine Transform* - DCT) juntamente com testes de hipótese para a determinação do intervalo de confiança do coeficiente de variação e da regularidade das oscilações, além de um índice para a determinação da oscilação dominante no sinal. A aplicação desse método é em contexto industrial e apresenta a vantagem de adaptação na seleção dos dados, conforme a variação de frequência das variáveis de processo. Assim, o método permite a detecção em tempo real.

Com o mesmo objetivo de detecção de oscilações *online*, (ZHOU, 2016) propõe um método baseado na função de coerência cruzada, que é uma ferramenta matemática análoga à função de correlação, mas empregada no domínio da frequência. Para dados de simulação, o método apresenta a vantagem de detectar oscilações mesmo com sinais cuja relação sinal-ruído é baixa.

Também com aplicações a sinais industriais, (LIE XIE, 2016) apresenta uma metodologia de monitoramento de oscilações baseada na decomposição de escala de tempo intrínseca (*Time-Scale Decomposition* - ITD) e no agrupamento de intervalos com cruzamentos por zero (*Robust Zero crossing intervals Clustering* - RZC). A proposta é fornecer intervalos de dados confiáveis para a detecção de oscilações em tempo real, preservando as características não lineares das variáveis de processos industriais.

Em (VIEIRA JUNIOR, 2016) verificou-se que, dentre os métodos aplicados e testados até o ano de 2013, o método ACF é o de mais fácil implementação e apresenta resultados satisfatórios.

Este trabalho apresenta a aplicação conjunta dos métodos ACF e Envelope espectral para a detecção de oscilações em malhas de controle industrial. O principal método aplicado é o ACF onde são obtidos os período das oscilações regulares que apresentam elevada energia. Com o auxílio de índices que quantificam o impacto das oscilações no sistema, é possível priorizar os sinais oscilatórios que devem ser investigados.

De forma complementar, tem-se a aplicação do método SE cuja implementação é computacionalmente simplificada (H. G. FARIA, 2017). Com essa segunda abordagem, é

possível verificar se as oscilações encontradas com o método ACF têm de fato grande energia e se devem ser investigadas para a identificação de problemas e prevenção de paradas.

Propõe-se adicionalmente neste trabalho a realização de execuções em períodos sucessivos. Assim, é possível verificar a repetibilidade de oscilações, o que é muito importante para aumentar a confiança nos resultados.

Ressalta-se que este trabalho foi executado à luz do projeto Diagnóstico da Causa Raiz de Oscilações e Perturbações em Unidades Estacionárias de Produção de Óleo e Gás, realizado entre a Petrobrás e o Departamento de Engenharia Elétrica da UFES.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Implementar o algoritmo de detecção de oscilações ACF em conjunto com o método Envelope Espectral na Plataforma de Gestão de Ativos (PGA) utilizada em ambiente industrial da Petrobras.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Estudar o método de detecção de oscilações baseado na ACF;
- Estudar o método de detecção de oscilações baseado no Envelope Espectral;
- Adaptar as rotinas dos métodos ACF e Envelope Espectral desenvolvidas no Matlab para a construção de uma biblioteca dinâmica em C++ a ser utilizada na PGA;
- Construir um bloco de execução de análises para detecção de oscilações na PGA;

1.3 Estrutura do Trabalho

O capítulo inicial deste trabalho apresenta a abordagem teórica para a detecção de oscilações, baseando-se nos métodos ACF e Envelope Espectral, que é a teoria complementar.

O segundo capítulo apresenta a metodologia de aplicação dos métodos com a explicação de todas as suas etapas. Inicialmente, descreve-se o pré-tratamento aplicado aos sinais e a seleção das oscilações mais impactantes ao sistema. Em seguida, é apresentado o tratamento aplicado no processamento de múltiplos sinais e, finalmente, a comparação do resultado de execuções sucessivas do algoritmo.

A implementação do algoritmo é feita em uma plataforma computacional industrial denominada Plataforma de Gestão de Ativos (PGA), utilizada nas Unidades Estacionárias de Processamento de Óleo e Gás (UEPOG) da Petrobras. A estrutura dessa plataforma e o processo necessário para implementar um novo algoritmo serão explicados no capítulo cinco.

Por fim, um estudo de caso com sinais industriais reais é avaliado pela metodologia e os resultados obtidos a partir da detecção de oscilações na PGA.

As conclusões englobam as reais contribuições do algoritmo implementado no contexto industrial e a sugestão de trabalhos futuros.

2 MÉTODOS DE DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES

Os métodos de detecção de oscilações, bem como o pré tratamento dos sinais e os tratamentos para resultados em múltiplas execuções do algoritmo são descritos neste capítulo. Realiza-se o mesmo pré-tratamento para ambos os métodos utilizados para detecção de oscilações.

2.1 Método Baseado na ACF

O método é baseado no cálculo da autocorrelação do sinal e da densidade espectral de potência (PSD) para a detecção das frequências das oscilações.

Os passos para a detecção de oscilações são:

a) Pré-Tratamento dos sinais;
b) Cálculo da ACF do sinal tratado;
c) Cálculo da PSD do sinal autocorrelacionado[1];
d) Determinação das frequências dominantes do sinal;
e) Novo cálculo da ACF dos sinais com transformada inversa de Fourier;
f) Determinação dos períodos das oscilações;
g) Verificação da regularidade das oscilações.

O pré-tratamento dos sinais será explicitado em um item separadamente.

2.1.1 Função de Autocorrelação

A ACF consiste numa ferramenta estatística que mede a independência dos elementos de uma série temporal entre si.

Segundo definido em (MIAO e D., 1999), a ACF de uma série temporal é dada pela equação (1)

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \bar{Z})^2} \quad (1)$$

[1] Diz-se “Autocorrelacionado” neste documento para citar o sinal da saída da função de autocorrelação.

onde Z_t corresponde à medição feita no instante de tempo ($t = 0, 1, 2 \ldots$), $\bar{Z}$ representa a média amostral das N amostras e k é o atraso. Cada coeficiente de autocorrelação ρ_k está contido no intervalo [-1,1]. Neste caso, 1 representa correlação perfeita, -1 a anti-correlação perfeita e 0 significa total ausência de correlação.

Portanto, trata-se de uma ferramenta matemática que gera coeficientes que definem padrões de repetição para sinais periódicos. Dessa forma, a ACF de um sinal oscilatório também será oscilatória e menos ruidosa que o sinal original.

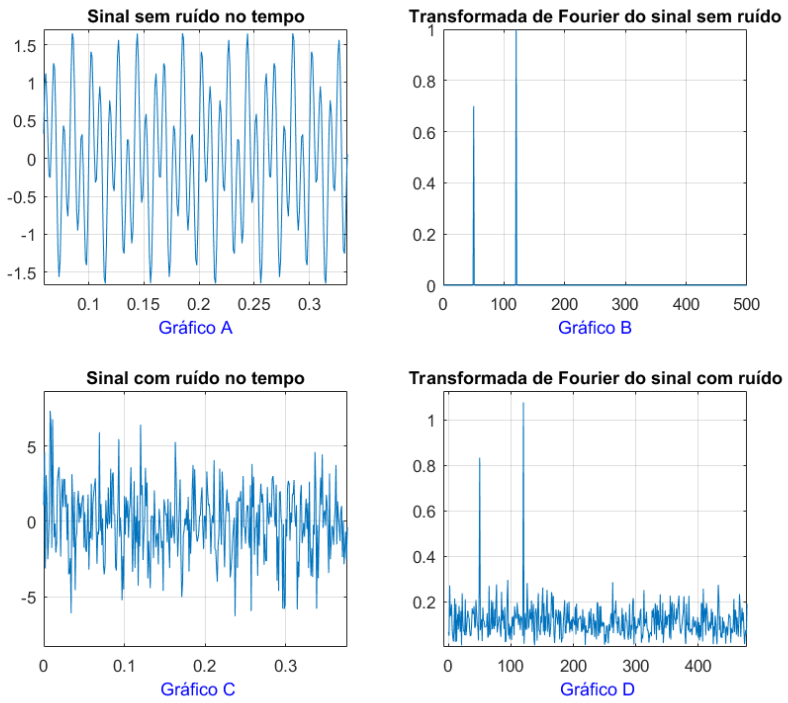
2.1.2 Densidade Espectral de Potência (PSD)

A Transformada de Fourier é uma ferramenta matemática que descreve um sinal como uma função de frequência senoidal e é denominada como representação do sinal no domínio da frequência. Pode ser aplicada a sinais periódicos ou não periódicos (SIMON HAYKIN, 2001).

Na verificação do espectro gerado pela transformada, quanto maior a amplitude de determinada componente maior é sua energia, ou seja, mais significativa é aquela frequência na composição do sinal analisado.

Quando a transformada de Fourier é aplicada a um sinal ruidoso, a geração do espectro de frequências é fortemente influenciada. O exemplo a seguir ilustra essa situação. Na Figura 1, o gráfico *A* contém um sinal senoidal $f(t) = 0{,}7sen(2\pi 0{,}7t) + sen(2\pi 120t)$; no gráfico *B* tem-se a sua resposta em frequência. O gráfico *C* corresponde ao mesmo sinal com a inserção de um ruído branco. Observa-se, comparando os gráficos *B* e *D*, que o último é um espectro poluído por pequenas componentes de frequência devido ao ruído do sinal.

Figura 1 - Comparação entre a transformada de Fourier em um sinal com ruído e um sinal sem ruído.



Fonte: Produção do próprio autor.

A PSD corresponde ao cálculo da Transformada de Fourier da autocorrelação (equação (1)) de um sinal. Em outras palavras, com a PSD obtém-se o espectro de frequências que compõem o sinal e suas respectivas energias, minimizando o efeito dos ruídos e destacando as frequências dominantes.

A descrição matemática da PSD é dada pela equação (2), onde $\phi_x(f)$ é a densidade espectral do sinal na frequência f.

$$\phi_x(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \rho(k) e^{-2\pi j f k} \tag{2}$$

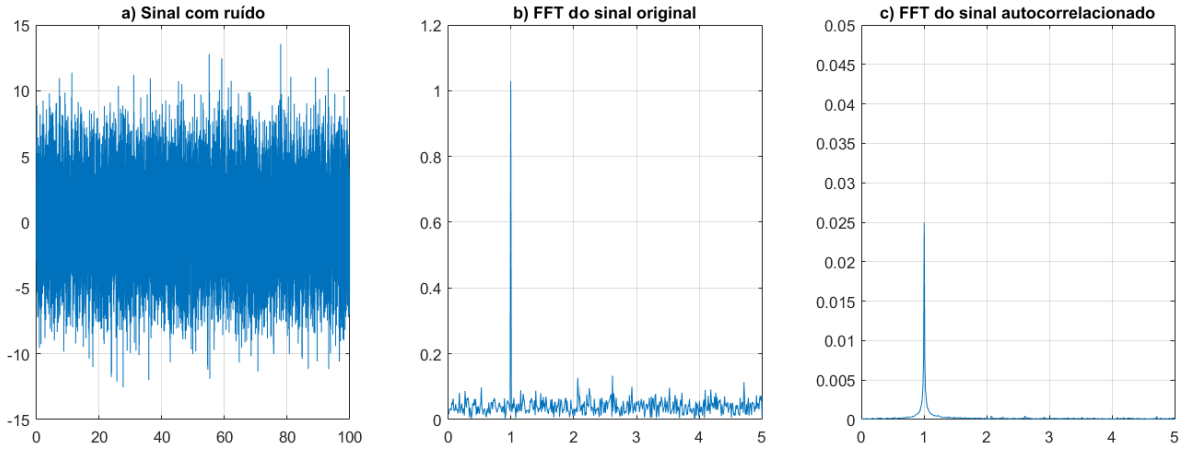
Com o método aplicado, utiliza-se a PSD normalizada dada por:

$$\phi_{Nx}(f) = \frac{\phi_x(f)}{\sum_f \phi_x(f)} \tag{3}$$

A Figura 2 ilustra os efeitos do cálculo da autocorrelação de um sinal, na obtenção do seu espectro de frequências. Na Figura 2 a) é mostrado o sinal $f(t) = sen(2\pi 1t) + e(t)$, onde

$e(t)$ corresponde a um ruído branco. Com as figuras 2 b) e 2 c) é possível comparar os resultados da FFT do sinal sem tratamento e do sinal autocorrelacionado. Observa-se que o pico que corresponde a frequência do sinal tem menor energia com a ACF. Por outro lado, o espectro do sinal sem tratamento contém picos espúrios, causados pelo ruído.

Figura 2 – Verificação dos efeitos da ACF no espectro de frequências de um sinal com ruído.



Fonte: Produção do próprio autor.

Com sinais industriais, porém, o emprego de $\phi_{Nx}(f)$ não elimina completamente os falsos picos de potência no espectro. Por isso, muitas medidas são adotadas para a minimização dos problemas causados por sinais ruidosos.

A aplicação da transformada de Fourier neste trabalho será através da Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* – FFT), que é uma implementação eficiente da DFT (*Discrete Fourier Transform*).

O cálculo da FFT neste caso é feito para tempo curto (*Short Time* FFT) e por isso deve-se utilizar uma janela para a seleção de um fragmento do sinal original. Assume-se que o conjunto de dados finito obtido com a janela de seleção contém um número inteiros de períodos das oscilações, ou seja, quando o sinal medido for periódico, o intervalo de aquisição conterá um número inteiro de períodos de forma que represente todas as componentes oscilatórias do sinal.

Por outro lado, a aplicação de uma janela inadequada pode selecionar um fragmento de dados que não contém um número inteiro de períodos. Isso ocasiona uma distorção na frequência de oscilação original e o resultado da FFT apresenta componentes em alta frequência que não são

presentes no sinal original. Esse efeito se chama vazamento espectral e sua presença provoca a introdução de picos espúrios de frequência, influenciando os resultados finais do método estudado (C. F. DEPIZZOL, 2011).

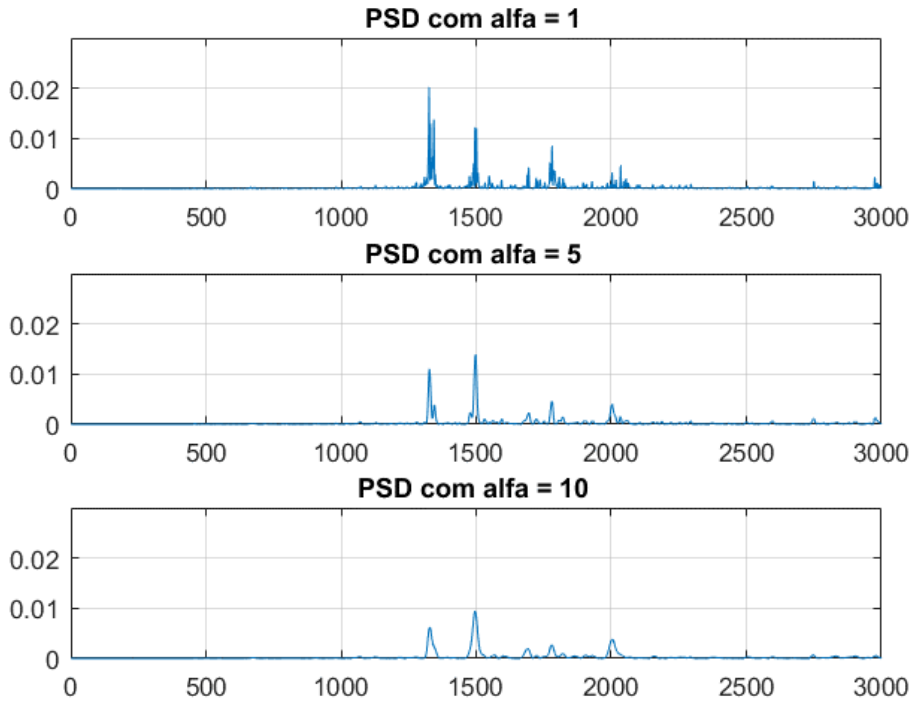
Para garantir que a janela de seleção seja adequada, é necessária uma estimativa do período máximo das oscilações que compõem esse sinal. Além disso, sinais com múltiplas frequências de oscilações podem não apresentar um número inteiro de períodos concomitantemente. Por isso, utilizam-se janelas ponderadas. As janelas de Hamming e Gaussiana mostraram melhores resultados no tratamento para dados coletados na indústria (C. F. DEPIZZOL, 2011).

A aplicação da janela ponderada deve ser feita antes do cálculo da transformada de Fourier do sinal, ou seja, aplica-se a janela à $\rho(k)$. O presente trabalho aplica a janela Gaussiana, dada pela equação (4), onde $-\frac{N-1}{2} \leq n \leq \frac{N-1}{2}$, sendo que N corresponde ao comprimento da janela.

$$W_g(n) = e^{-\frac{1}{2}\left(\alpha \frac{n}{(N-1)/2}\right)^2}, \tag{4}$$

Para a aplicação da janela, deve-se escolher o fator α adequadamente, pois quanto maior seu valor , menor será o efeito do vazamento espectral. Por outro lado, a aplicação da janela atenua a energia do sinal, de forma que com um α elevado, tem-se uma diminuição na energia das oscilações detectadas (C. F. DEPIZZOL, 2011) . A Figura 3 mostra a diminuição da amplitude do pico da PSD conforme o aumento de α.

Figura 3 – Impacto da escolha do valor de α na PSD de um sinal



Fonte: Produção do próprio autor.

2.1.3 Determinação das Frequências Dominantes

As frequências dominantes representam as oscilações que mais afetam o sinal analisado. A determinação dessas frequências pode ser prejudicada caso o sinal analisado apresente ruído de elevada energia, pois seu efeito no espectro poderá ser confundido com uma oscilação de frequência dominante com pico de pequena amplitude.

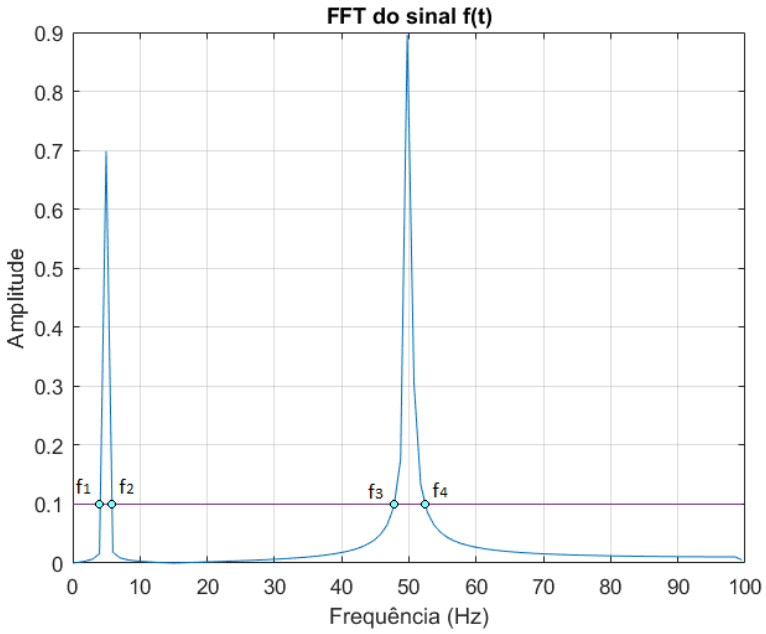
O método baseado na ACF apresenta portanto, dois limiares a serem aplicados na PSD normalizada ($\phi_{Nx}(f)$). O primeiro deles consiste na verificação da potência do espectro obtido enquanto que o segundo limiar verifica a energia das bandas de frequência anteriormente selecionadas.

A amplitude de cada pico presente em ϕ_{Nx} representa a potência da componente oscilatória que está na correspondente banda de frequências. O limiar de potências ε_ρ é utilizado para definir as bandas de frequência que correspondem a oscilações de potência relevante.

A Figura 4 exemplifica a seleção pelo limiar de potência. Seja a FFT do sinal $f(t) = 0{,}7sen(2\pi 5t) + sen(2\pi 50t)$, assim como definido por (KARRA e KARIM, 2009), adota-se

o limiar $\varepsilon_\rho = 0{,}1$ nesse exemplo. Os pontos onde o limiar cruza a curva do espectro definem as bandas de frequência. Neste caso, obtém-se duas bandas: a primeira é entre f_1 e f_2 e a segunda é entre f_3 e f_4. Assim, os picos de oscilações consideráveis que compõem o sinal são em 5Hz e 50Hz.

Figura 4 - FFT do sinal f(t) e limiar de potência.



Fonte: Produção do próprio autor

Para a aplicação em dados industriais, utilizou-se o limiar de potência a partir do cálculo:

$$\varepsilon_\rho = \mu_{PSD} + 2 \times \sigma_{PSD} \tag{5}$$

onde μ_{PSD} é a média e σ_{PSD} é o desvio padrão da PSD.

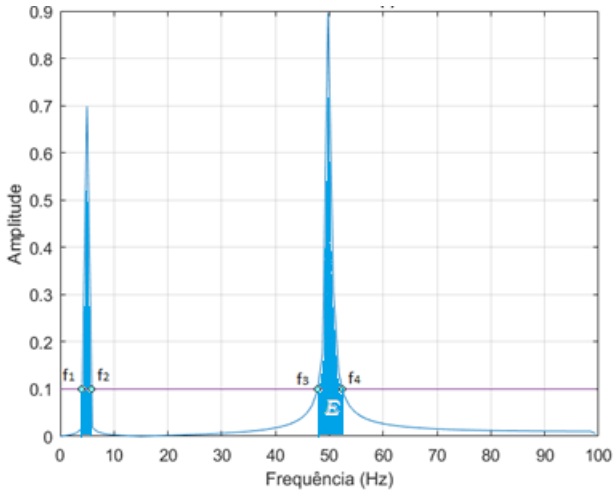
O segundo limiar determina a energia mínima necessária para que a componente oscilatória seja considerada relevante. O cálculo da energia é feito a partir das bandas de frequência que foram selecionadas pelo limiar de potência.

A equação (6) mostra o cálculo da energia para a primeira banda (entre f_1 e f_2). De forma similar, calcula-se a energia para a segunda banda de frequência. Caso os valores de P_n sejam superiores ao limiar, a oscilação que está na respectiva banda de frequência é considerada relevante no sinal.

$$P_1 = \sum_{i=f1}^{f2} \phi_{Nx}(i) \tag{6}$$

A Figura 5 mostra a área calculada para a determinação da energia de oscilação de ambos os picos selecionados pelo limiar de potência.

Figura 5 - Área que representa a energia da oscilação.



Fonte: Produção do próprio autor

Deve-se especificar a energia mínima para que a oscilação seja detectada e incluída nos resultados. Assim, os picos que têm energia acima do limiar são considerados de bandas de frequência dominantes.

2.2 Método do Envelope Espectral

O método do Envelope Espectral (H. JIANG, M. A. S. CHOUDHURY e SHAH, 2007) tem como objetivo encontrar a transformação linear ótima da série temporal que destaque, no domínio da frequência, as componentes oscilatórias e atenue os ruídos.

Seja X uma matriz composta por m sinais, no domínio do tempo, de comprimento n :

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_1(t) & \boldsymbol{x}_1(t+1) \dots & \boldsymbol{x}_1(t+n) \\ \boldsymbol{x}_2(t) & \boldsymbol{x}_2(t+1) \dots & \boldsymbol{x}_2(t+n) \\ \dots & \dots & \dots \\ \boldsymbol{x}_m(t) & \boldsymbol{x}_m(t+1) \dots & \boldsymbol{x}_m(t+n) \end{bmatrix} \tag{7}$$

O cálculo do envelope espectral é dado por:

$$\hat{\lambda}(\omega) = {}^{2}\sup_{\beta \neq 0} \left\{ \frac{\beta^{*} \hat{P}_{x}(\omega) \beta}{\beta^{*} \hat{V}_{x} \beta} \right\} \tag{8}$$

Onde ω é frequência, $\hat{P}_x$ é a matriz que contém a PSD estimada dos sinais da matriz X, $\hat{V}_x$ é a matriz de covariância estimada da matriz X e β é um vetor de dimensão $m \times 1$, que pode ser real ou complexo e, associado aos sinais no tempo, gera a combinação linear das linhas de cada sinal $x(t)$.

A partir da obtenção do envelope espectral, tem-se uma única curva que mostra o espectro das oscilações encontradas em todos os sinais analisados. Pode-se observar que existem picos com grande amplitude que correspondem às oscilações detectadas.

Cada um desses picos tem seu máximo definido em um valor de frequência, no eixo das abcissas, e um valor de amplitude, referenciado no eixo das ordenadas. Essa amplitude está relacionada à energia da oscilação.

Uma vez que o método SE realiza o cálculo com todos os sinais juntos e o resultado apresenta somente uma curva, a informação da localização da oscilação é obtida através de cálculos estatísticos. Diferentemente do método ACF, onde tem-se o processamento de cada sinal separadamente.

Além disso, para a aplicação do envelope espectral proposto por (H. JIANG, M. A. S. CHOUDHURY e SHAH, 2007), é necessário que todos os sinais estejam disponíveis com mesma quantidade de dados e no mesmo tempo. Com o pré-tratamento a partir da seleção de dados (item 3.2.1), é possível que os segmentos dos sinais selecionados não sejam de mesmo tamanho.

O estudo realizado por (H. G. FARIA, 2017) consiste em uma aplicação alternativa do método SE. Calcula-se a soma das curvas de PSD de cada sinal analisado e então armazena-se as informações obtidas em cada sinal e identificam-se as oscilações presentes em cada um deles. Isso é possível, pois as transformadas de Fourier são calculadas em cada sinal separadamente.

---

[2] Seja S um subconjunto do conjunto P. Um elemento $y \in P$ é dito majorante se $x \leq y$ $\forall x \in S$. Um elemento $g \in P$ é dito sup(S) se ele for o menor dos majorantes.

Além disso, com a soma das curvas de PSD, a energia armazenada nas bandas de frequência é preservada. Dessa forma, na curva resultante, os picos de maior amplitude correspondem as oscilações de maior energia encontradas no conjunto de sinais analisado.

Seja ϕ_i a transformada de Fourier do sinal autocorrelacionado. O envelope espectral de (H. G. FARIA, 2017) será dado por:

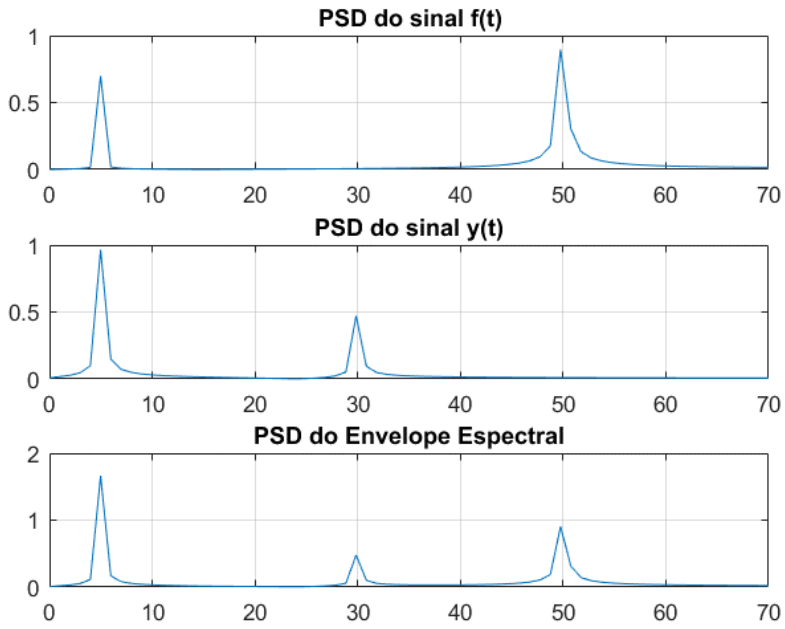
$$\lambda_p(\omega_k) = \sum_{i=1}^{L} \Phi_i\,(\omega_k) \tag{9}$$

onde L é o tamanho do vetor contendo a PSD.

A Figura 6 mostra um exemplo do envelope calculado para dois sinais. O primeiro sinal é $f(t) = 0{,}7sen(2\pi 5t) + sen(2\pi 50t)$ e o resultado do cálculo de sua PSD é mostrado na primeira figura, de cima para baixo. Na figura do meio, tem-se o resultado da PSD do sinal $y(t) = sen(2\pi 5{,}1t) + 0{,}5sen(2\pi 30t)$. O gráfico inferior mostra o resultado do envelope espectral aproximado λ_p, como definido em (H. G. FARIA, 2017).

Verifica-se que todas as frequências de oscilações destes sinais foram consideradas na soma. Na região de frequências onde há mais de uma oscilação, a área abaixo da curva é maior. Assim, no cálculo de energia, obtém-se um maior valor, indicando que aquela banda de frequência de fato deve ser investigada.

Figura 6 - Exemplo de envelope espectral aplicado aos sinais f(t) e y(t).



Fonte: Produção do próprio autor

No contexto deste trabalho, a curva obtida com o envelope espectral auxilia o usuário a verificar e validar as respostas obtidas ao final de toda a execução do programa.

3 APLICAÇÃO DOS MÉTODOS DE DETECÇÃO DE OSCILAÇÕES

3.1 Metodologia

Neste trabalho, o algoritmo de detecção de oscilações é aplicado a sinais provenientes de UEPOG da Petrobras. Com isso, é preciso levar em consideração que o processamento de sinais industriais reais não é trivial, uma vez que estes apresentam distúrbios e ruídos que dificultam a detecção das oscilações. Na implementação do algoritmo, utiliza-se um pré-tratamento nos dados a serem analisados.

As verificações de oscilações no ambiente industrial são realizadas preferencialmente com dados de 24 horas. Oscilações que estão presentes nos sinais em mais de um dia normalmente representam problemas a serem investigados.

Assim, é importante para o operador verificar se as oscilações estão presentes em detecções de oscilações em dias seguidos. Com a ferramenta para detecções de oscilações é possível fazer várias execuções do algoritmo de forma sequencial e obter o percentual de vezes que as oscilações de maior energia foram encontradas nos sinais. Essa funcionalidade é explicada no item 3.5.

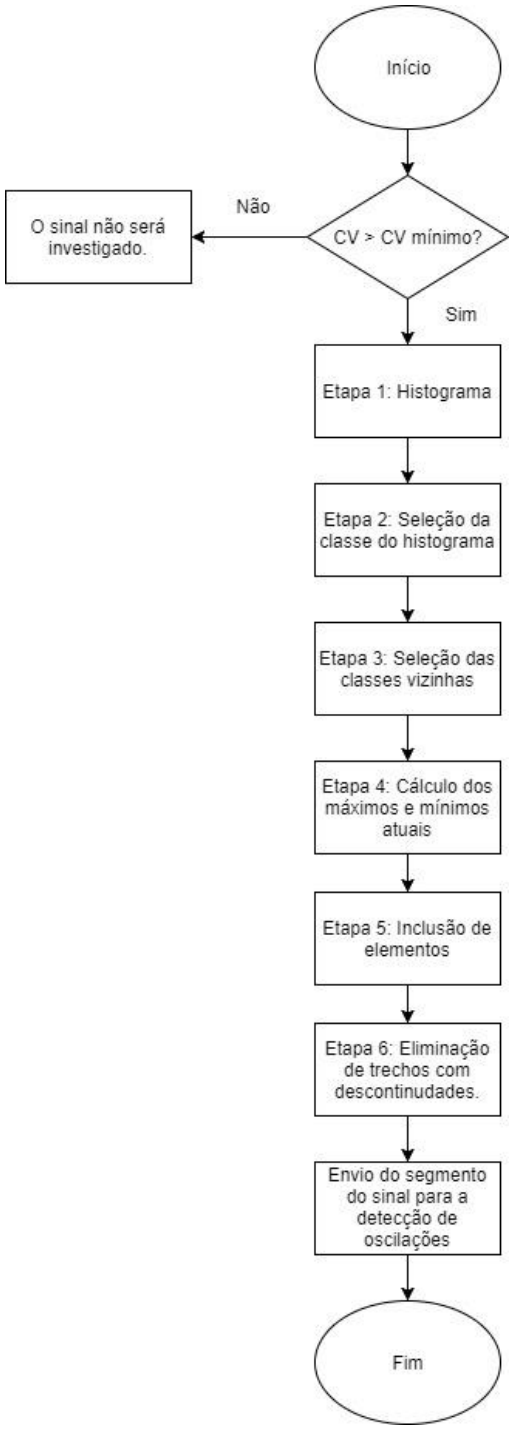
3.2 Pré-Tratamento

Existem sinais cuja amplitude varia muito pouco em torno do valor médio e, por isso, não são considerados preocupantes para os operadores. Se apresentarem oscilações, essas serão de amplitude muito pequena e não precisam ser incluídas no resultado da detecção. Para apurar se há necessidade de investigar oscilações em determinado sinal e quantificar o impacto das oscilações que nele estão presentes, utiliza-se um índice chamado de Coeficiente de Variação (CV), explicitado no item 3.2.1.

A partir da seleção dos sinais que devem ser investigados, é necessário realizar um tratamento para minimizar os distúrbios e ruídos em cada um deles. A utilização da função de autocorrelação, conforme explicado no item 2.1.1, minimiza o efeito dos ruídos na PSD, mas essa metodologia não é o suficiente para garantir que a detecção não sofrerá interferências de outros distúrbios ou mesmo mudanças de *set-points*. Por isso, utiliza-se uma rotina de seleção de segmentos dos sinais, que será explicada no item 3.2.2.

O fluxograma apresentado na Figura 7 mostra todos os passos do pré-tratamento para um sinal a ser analisado com a rotina de detecção de oscilações. Cada um dos blocos do histograma será explicado nos itens a seguir.

Figura 7 - Passos do pré-tratamento para um sinal



3.2.1 Coeficiente de Variação

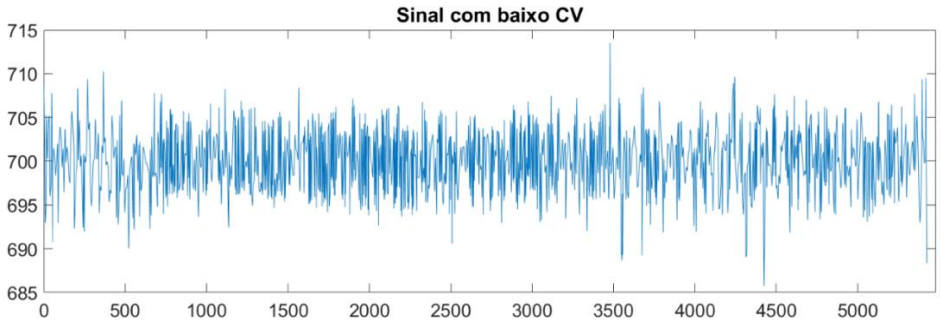
O Coeficiente de Variação (CV) é dado por:

$$CV = \frac{100\sigma}{\mu} \tag{10}$$

onde σ é o desvio padrão do sinal e μ é a sua média. Este fator é utilizado para selecionar os sinais oscilatórios que causam maior impacto no sinal. A variabilidade é normalmente utilizada, medindo apenas o desvio padrão (ou a variância). Entretanto, nas aplicações industriais foi sugerido pela equipe de operação que o valor médio fosse considerado, usando o CV ao invés de desvio padrão apenas.

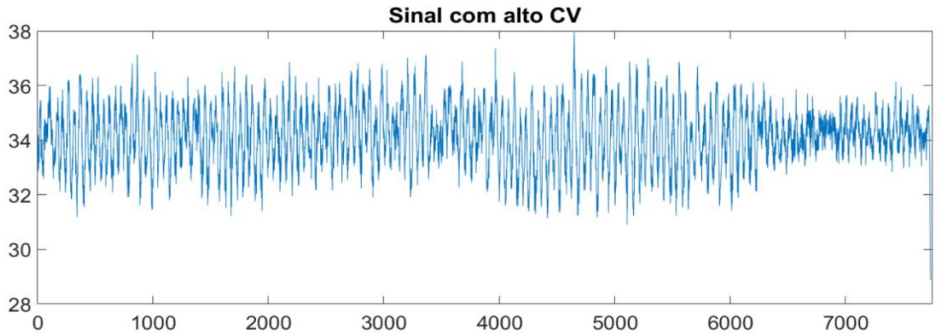
Um exemplo de sinal industrial com baixo CV é mostrado na Figura 8 e outro sinal com alto valor de CV é mostrado na Figura 9.

Figura 8 - Sinal com baixo valor de Coeficiente de Variação



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 9 - Sinal com alto valor de Coeficiente de Variação



Fonte: Produção do próprio autor

Observa-se que, embora na Figura 8 a amplitude varie em torno de 10, o valor médio é em torno de 700. Assim, o valor do CV obtido é baixo, cerca de CV = 0,4.

Por outro lado, na Figura 9 a amplitude varia menos: cerca de 4 para mais e para menos em torno de 34. Como o valor médio é baixo, essa é considerada uma variação preocupante. Por isso, o CV resultante é 3,2.

3.2.2 Seleção de Dados

A rotina de seleção dos dados utilizada no pré-tratamento dos sinais realiza uma segmentação (SASAN MAHMOODI, 2005) do sinal e armazenam-se as amostras que estão mais próximas do valor médio. Com isso, seleciona-se o segmento do sinal que contém o maior número de amostras contínuas.

Os parâmetros de entrada da rotina, além do sinal a ser tratado são os seguintes:

$\boldsymbol{nb}$: Número de classes do histograma;
$\boldsymbol{le}$: Limiar de energia para a seleção de classes vizinhas;
$\boldsymbol{ndp}$: Número de desvios padrão para aumentar a retenção de dados do grupo
$\boldsymbol{nd}$: Número de amostras faltantes para considerar a ruptura de segmento.

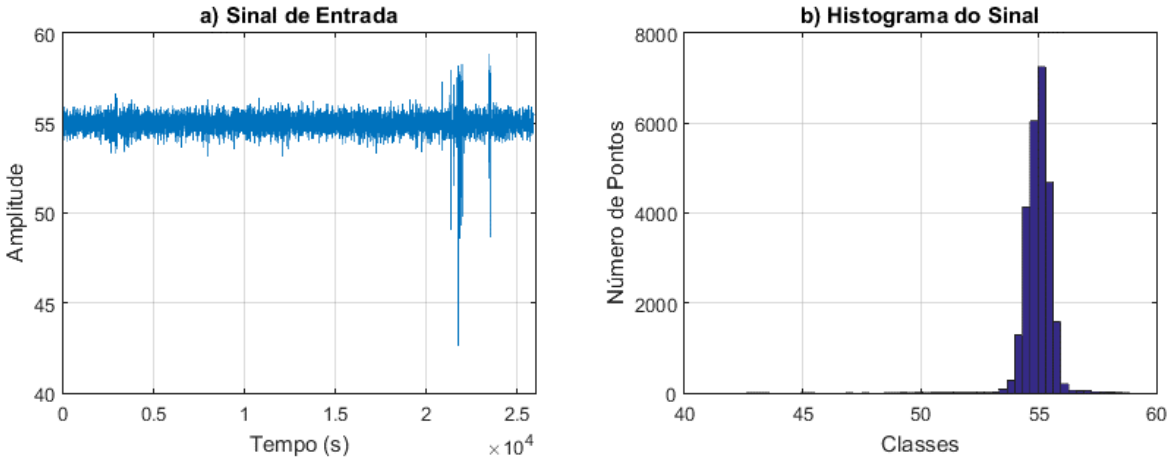
A seleção dos dados é composta por seis etapas onde são utilizados todos os parâmetros de entrada. Cada uma das etapas, bem como a escolha dos parâmetros será explicada a seguir. Utilizou-se um sinal industrial para exemplificar a seleção de dados.

- **Etapa 1: Histograma dos dados**

A primeira parte consiste em realizar um histograma dos dados do sinal de entrada, com número de classes nb. A quantidade de amostras de cada classe é determinada a partir de seu intervalo de abrangência. Com isso, a classe que contiver o maior número de amostras será selecionada como parte principal do sinal.

Na Figura 10 b) tem-se que a maior parte das amostras tem valor torno de 55. A comparação com a Figura 10 a) mostra que o valor médio do sinal também está próximo de 55.

Figura 10 - Sinal de entrada e histograma

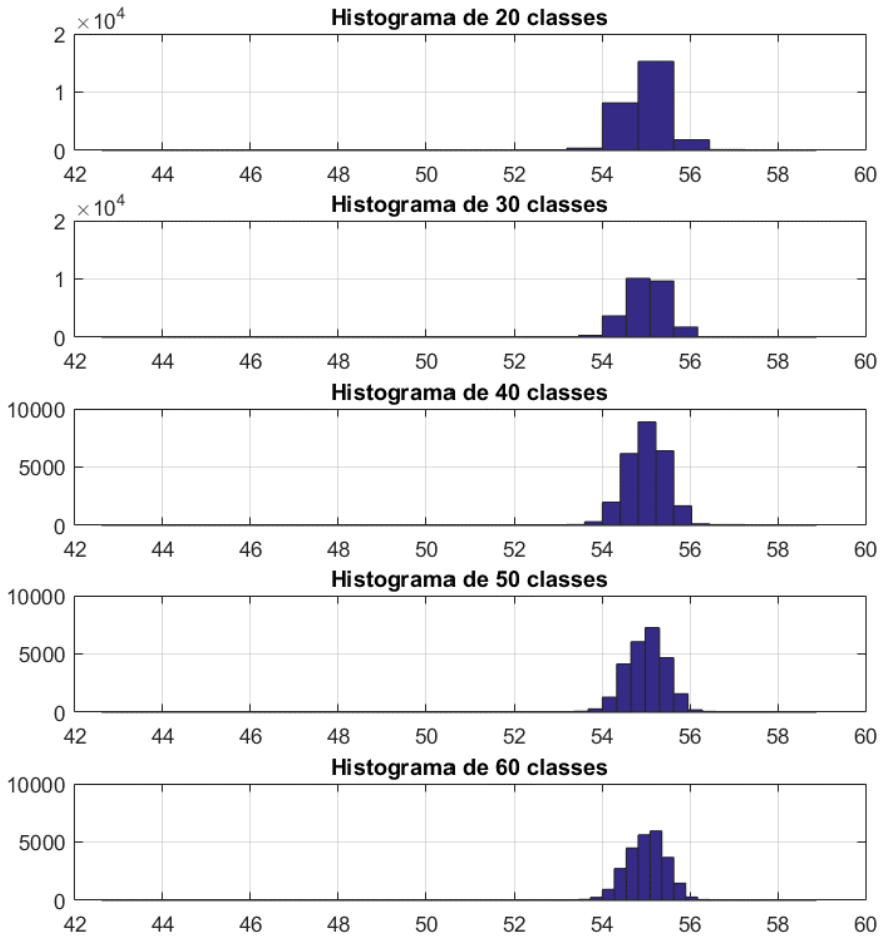


Fonte: Produção do próprio autor

Os testes realizados com os sinais provenientes da Petrobras mostram que o número de classes não influencia de forma significativa no resultado da classificação.

Pode-se observar na Figura 11 histogramas com diferentes números de classes, onde a região que contém um maior número de amostras é a mesma em todos os exemplos. Assim, a escolha do número de classes não é determinante no resultado da seleção de dados. Neste trabalho, definiu-se $nb = 50$.

Figura 11 – Exemplos de histogramas com números diferentes de classes



Fonte: Produção do próprio autor

- **Etapa 2: Seleção da classe que tem maior quantidade de elementos**

As classes obtidas com o histograma são comparadas e a que tem a maior quantidade de elementos é selecionada e chamada de xs.

- **Etapa 3: Seleção das classes vizinhas**

Após a seleção da classe xs, as classes vizinhas são verificadas de forma que, se possuírem uma quantidade significativa de amostras, elas também serão incorporadas à classe selecionada.

Definiu-se um valor percentual que será o limiar para esta verificação: $le = 2{,}5\%$

Seja:

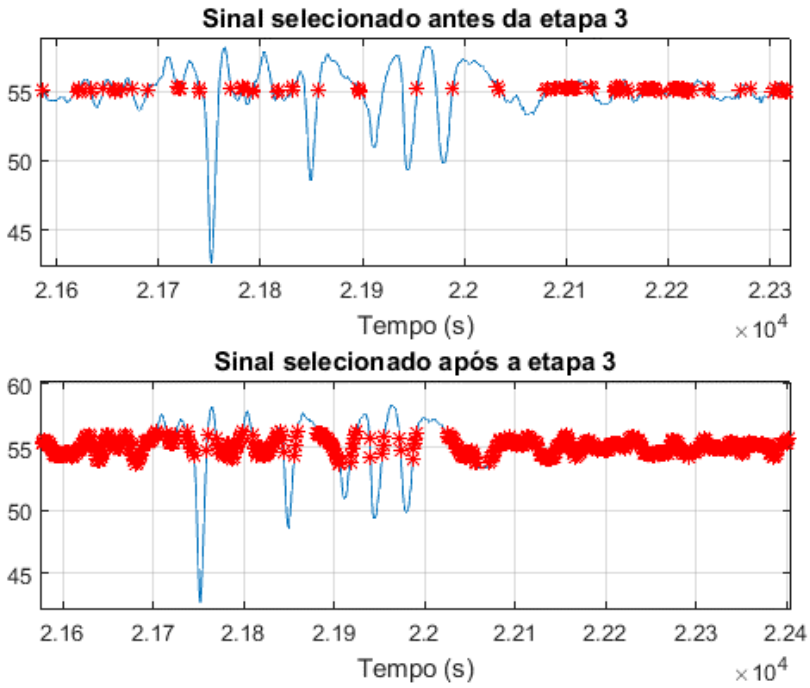
α: número de amostras da classe principal

b: número de amostras da classe vizinha.

Se $b \geq \alpha \times le,$ a classe vizinha será incorporada aos dados selecionados.

Com o mesmo sinal de entrada utilizado na Etapa 1, observa-se um exemplo de como a etapa de seleção das classes vizinhas é importante na seleção dos dados. A Figura 12 mostra que após a seleção das classes vizinhas, as amostras selecionadas do sinal aumenta, impedindo que dados que não representam distúrbios sejam perdidos.

Figura 12 - Sinal selecionado antes e depois da etapa de seleção das classes vizinhas



Fonte: Produção do próprio autor

- **Etapa 4: Cálculo de parâmetros dos dados selecionados até o momento**

Após a obtenção das classes selecionadas, define-se os valores de mínimo e máximo do fragmento de sinal selecionado. Assim, conforme a Equação (11):

$$xs = x|xmin \leq x \leq xmax \tag{11}$$

Em seguida, calcula-se a média e o desvio padrão dos sinais selecionados, onde: σ_{xs} é o desvio padrão e μ_{xs} é a média.

- **Etapa 5: Inclusão de elementos com valores próximos aos limites máximo e mínimo selecionados**

Com essa etapa, ocorre a diminuição do valor mínimo ($xmin$) e o aumento do valor máximo ($xmax$) de seleção. Assim, algumas amostras que foram excluídas anteriormente são adicionadas aos dados selecionados.

A partir dos valores de média e desvio padrão, adota-se que:

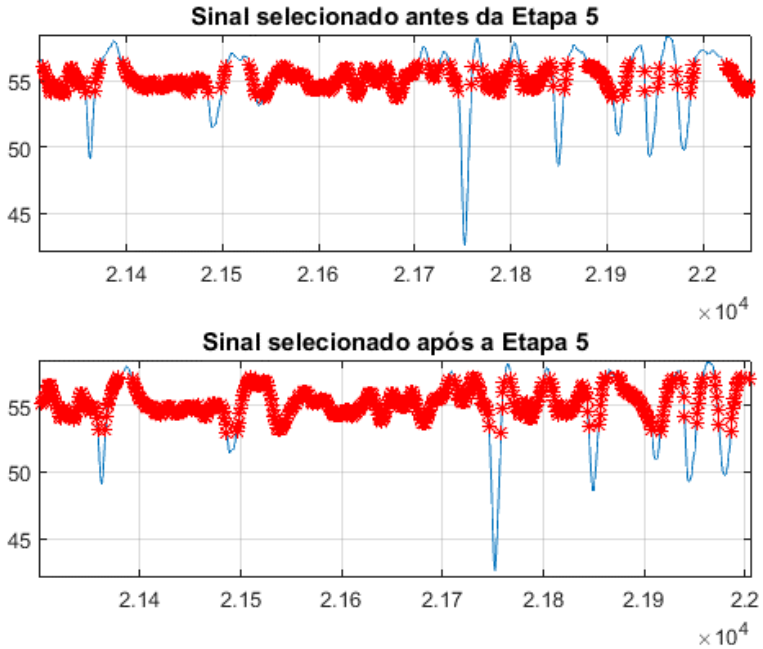
$$xmin = \mu_{xs} - ndp \times \sigma_{xs} \tag{12}$$

$$xmax = \mu_{xs} + ndp \times \sigma_{xs} \tag{13}$$

onde ndp é o número de desvios padrão que deverá ser considerado para aumentar o intervalo de seleção. Neste trabalho, considerou-se $ndp = 5$, pois obteve-se inclusão de dados sem a adição de elementos que representam distúrbios ao sinal – o que prejudicaria a detecção de oscilações.

A Figura 13 mostra a comparação entre o sinal selecionado antes e depois da Etapa 5. Observa-se que os dados que não possuem grande diferença de amplitude foram selecionados. Isso acontece pois o alargamento da faixa de seleção é baseado no desvio padrão em torno do valor médio dos sinais.

Figura 13 - Sinal selecionado antes e depois da etapa de modificação dos limites máximo e mínimo de seleção, baseado no desvio padrão e na média do sinal



Fonte: Produção do próprio autor

- **Etapa 6: Eliminação de trechos com descontinuidade**

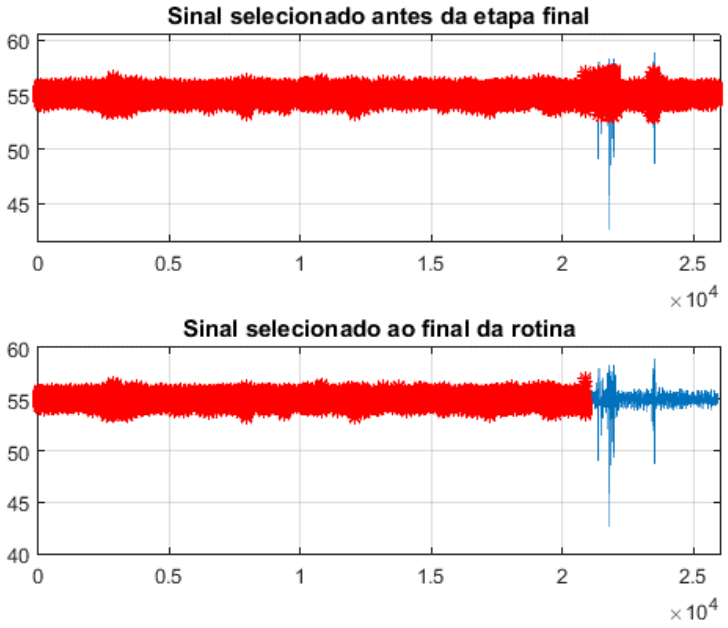
Nesta etapa, as amostras selecionadas nas etapas anteriores são divididas em segmentos. De forma que, se houver uma grande descontinuidade entre duas amostras, cada uma estará junto de um segmento do sinal. A partir disso, escolhe-se o segmento que possui mais dados.

O número de amostras entre segmentos que não foram selecionadas para determinar se há ou não uma descontinuidade é determinado pelo parâmetro de entrada *nd*.

Dessa forma, se há uma descontinuidade, ou seja, uma quantidade de amostras não selecionadas, maior que *nd*, os segmentos do sinal são separados. Por outro lado, se essa descontinuidade for inferior a *nd*, a descontinuidade é eliminada e os segmentos são concatenados.

A Figura 14 mostra todas as amostras do sinal selecionadas antes dessa etapa e o segmento do sinal selecionado ao final da rotina. Observa-se que os principais distúrbios foram eliminados e a parte do sinal que tem mais amostras e menos descontinuidades foi selecionada.

Figura 14 - Sinal selecionado antes e depois da separação das amostras descontínuas do sinal



Fonte: Produção do próprio autor

A partir do sinal selecionado, diante de todo o sinal de entrada, é possível calcular o percentual de retenção de dados. Neste caso, o resultado obtido é: Percentual de retenção de dados = 74,02%.

Esse valor é apresentado ao usuário como uma saída escalar e, caso seja um percentual muito baixo, aconselha-se que o usuário escolha outro intervalo do mesmo sinal para a execução do algoritmo.

3.3 Seleção das Oscilações

Conforme explicitado no item 2.1, a seleção das frequências dominantes nos sinais é feita a partir do cálculo da energia do pico que representa a oscilação na PSD. Assim, as componentes oscilatórias cujos picos ultrapassam o limiar de energia, são consideradas como dominantes no sinal.

Entretanto, para que uma faixa de frequências do espectro seja considerada uma oscilação, é necessário que esta tenha um período regular. Para verificar essa característica, utiliza-se o índice de regularidade das oscilações.

Uma vez que as oscilações regulares são detectadas, torna-se necessário verificar o impacto dessas oscilações no sinal analisado. Para tanto, calcula-se um fator de impacto chamado de Coeficiente de Variação ponderado pela Energia (CVE).

Estes índices serão explicados a seguir.

3.3.1 Regularidade das Oscilações

Após a determinação das frequências dominantes do sinal, utiliza-se um filtro para separá-las a fim de obter o período da oscilação detectada. Para tanto, calcula-se a ACF do resultado da transformada inversa de Fourier das bandas selecionadas.

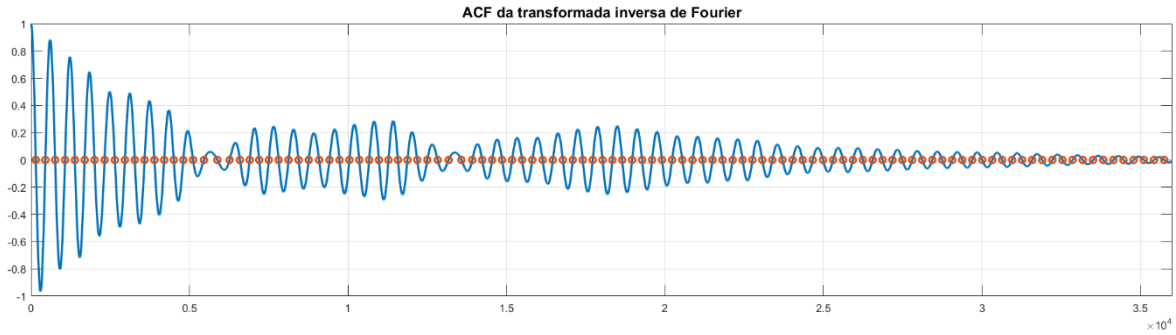
Entretanto, sinais industriais, como visto anteriormente, possuem muitos ruídos, distúrbios e podem não ser regulares durante todo o período de dados analisado. Uma consequência desse comportamento dos sinais industriais é a obtenção de múltiplos valores de períodos a partir da ACF do sinal após a transformada de Fourier, para a caracterização de uma oscilação.

A Figura 15 mostra um exemplo do resultado da ACF da transformada inversa de Fourier de uma banda de frequências dominantes. A cada vez que a curva cruza o zero no eixo das abcissas há um círculo vermelho.

Observa-se que há um decaimento na curva até o momento em que ela se estabelece em zero. Com o método ACF, estabelece-se o critério de que se houver pelo menos 8 cruzamentos por zero antes desse decaimento completo, a oscilação é estatisticamente regular (THORNHILL, HUANG e ZHANG, 2003).

No caso da Figura 15, como se observa mais de 8 cruzamentos por zero antes do decaimento, a oscilação é estatisticamente regular. Passado este critério, deve-se calcular o período da oscilação.

Figura 15 - ACF da transformada inversa de Fourier de um sinal industrial que apresenta oscilações regulares.



Fonte: Produção do próprio autor

Para uma oscilação, os valores de período T_p são definidos como o dobro da distância no eixo das abcissas entre os círculos vermelhos. Ou seja, T_p é calculado como o dobro do intervalo de tempo entre dois cruzamentos por zero da ACF do sinal.

Se uma oscilação encontrada for um comportamento aleatório na malha naquele momento, os valores de T_p obtidos serão muito diferentes, ou seja, os círculos vermelhos terão espaçamentos diferentes. Por outro lado, se essa oscilação for de fato uma componente do sinal, os valores de períodos serão próximos.

O índice de regularidade das oscilações verifica quão próximos são os valores de período da oscilação detectada. A expressão que descreve essa medida é dada por:

$$r = \frac{1}{3}\frac{\overline{T_p}}{\sigma_{T_p}} \tag{14}$$

onde $\overline{T_p}$ é a média dos períodos daquela oscilação e σ_{T_p} é o desvio padrão dos valores de período.

Considera-se que uma oscilação é regular quando $r \geq 1$, segundo (THORNHILL, HUANG e ZHANG, 2003). Com o exemplo da Figura 15, a regularidade obtida foi de valor $r = 15{,}8023$. Considera-se, portanto, que se trata de uma oscilação regular.

3.3.2 Coeficiente de Variação Ponderado pela Energia

A partir da obtenção de oscilações regulares, observa-se que um mesmo sinal pode possuir mais de uma componente oscilatória. Assim, obter a medida do impacto das oscilações a

partir do CV é insuficiente, uma vez que este apresenta um valor referente a todo o sinal analisado.

Para avaliar o impacto de cada oscilação presente no sinal, desenvolveu-se o coeficiente de variação ponderado pela energia (CVE).

O CVE é obtido para cada oscilação detectada e é medido a partir do CV do sinal e da energia da oscilação.

Para o cálculo da energia da oscilação, verifica-se qual é faixa de frequências na qual a oscilação regular é detectada e então calcula-se a área sob curva da PSD na faixa verificada, conforme explicado no item 2.1.3

O cálculo do CVE é dado pelo CV do sinal e da energia da oscilação, conforme (15).

$$CVE = CV \times Energia \tag{15}$$

3.4 Agrupamento de Oscilações

O método do envelope espectral é aqui calculado pela soma das curvas de PSD de todos os sinais analisados. Com isso, em sua saída obtém-se uma curva única com as informações de oscilações de todos os sinais de entrada.

O método ACF, por outro lado, possui saídas escalares correspondentes aos períodos e os respectivos valores de CVE das oscilações detectadas. Os períodos, quando são valores muito próximos, podem ser considerados uma mesma oscilação, uma vez que as pequenas diferenças entre os valores acontecem devido à variabilidade natural do período causada por ruídos e distúrbios.

Por isso, o procedimento para o tratamento das respostas para múltiplos sinais é o agrupamento de oscilações que é feito em duas etapas, explicitadas a seguir.

3.4.1 Agrupamento de oscilações em um mesmo sinal

A primeira etapa consiste na verificação das frequências detectadas a cada sinal e a possibilidade de agrupamento das mesmas. A expressão (16), apresentada por (THORNHILL, HUANG e ZHANG, 2003), é adotada como um critério para o agrupamento ou não de frequências próximas.

$$d_{i,j} = \frac{\left|Tp_i - Tp_j\right|}{K \times \max(\sigma_i, \sigma_j)} \tag{16}$$

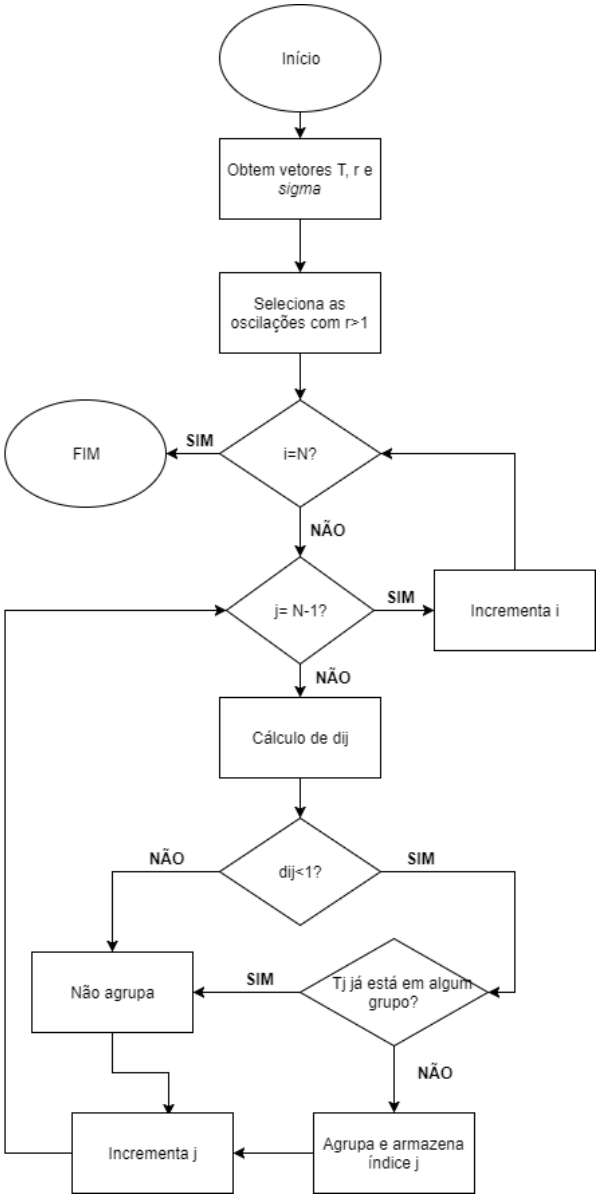
Na expressão (16), Tp_i e Tp_j e σ_i e $\sigma_j$representam, respectivamente, os períodos e os desvios padrão da dupla de oscilações analisadas. A constante K é um número real positivo que fora adotado por (VIEIRA JUNIOR, 2016) para refinar a condição de agrupamento para os sinais provenientes de uma UEPOG.

O agrupamento de frequências pode ser realizado caso a distância entre os períodos detectados, dividido pelo máximo desvio padrão dentre eles for menor do que 1. Ou seja, se $d_{i,j} < 1$, as oscilações i e j podem ser agrupadas, caso não estejam já alocadas em algum grupo.

Para a execução desse agrupamento, a rotina utiliza os seguintes vetores: o vetor $\boldsymbol{T}$ que contém os períodos das oscilações, o vetor $\boldsymbol{r}$ que contém as regularidades, e $\boldsymbol{\sigma}$ (sigma) que é o desvio padrão de cada uma das oscilações. O tamanho desses vetores é igual e representado por N.

O fluxograma mostrado na Figura 16 ilustra o funcionamento da rotina de agrupamento de oscilações detectadas em um mesmo sinal.

Figura 16 - Fluxograma de funcionamento do agrupamento de oscilações em um sinal



Fonte: Produção do próprio autor

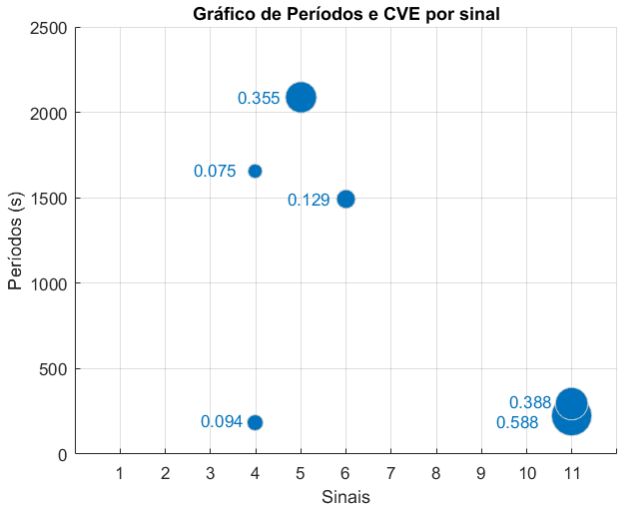
3.4.2 Agrupamento de oscilações em múltiplos sinais de um mesmo processo

Para a detecção de oscilações em múltiplos sinais faz-se um histograma dos períodos das oscilações de todos os sinais analisados. Dessa forma, as oscilações com valores de períodos similares são classificadas em um mesmo grupo que representa uma oscilação.

O período da oscilação será o valor central dos períodos e o CVE da oscilação será a média do CVE das oscilações de um mesmo grupo.

Na Figura 17 há um gráfico de bolhas com um resultado de detecção de oscilações. Cada bolha representa uma oscilação cuja posição nos eixos X e Y corresponde ao sinal onde foi detectada e ao seu período de oscilação em segundos, respectivamente. A dimensão da bolha representa o valor do CVE, que também está escrito ao seu lado.

Figura 17 - Gráfico de bolhas com resultado para múltiplos sinais

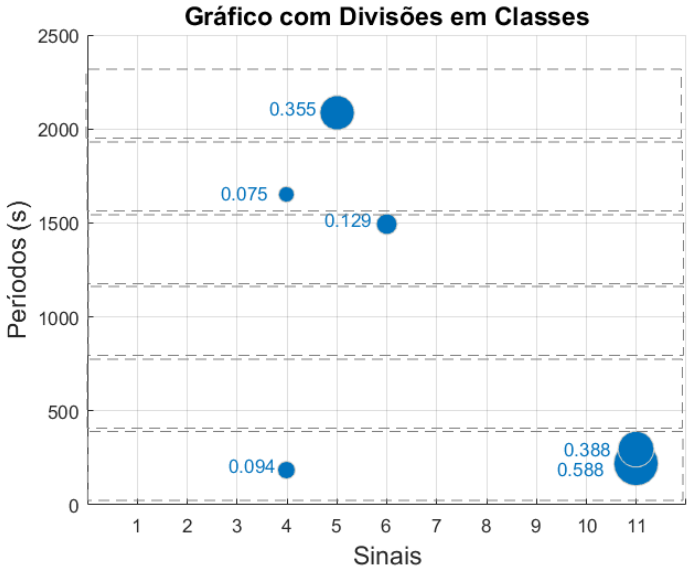


Fonte: Produção do próprio autor

A divisão das oscilações em classes é representada na Figura 18, onde observa-se que algumas oscilações são agrupadas como as do sinal 11 com uma do sinal 4. As oscilações dos sinais 5,6 e a segunda do sinal 4 não são agrupadas.

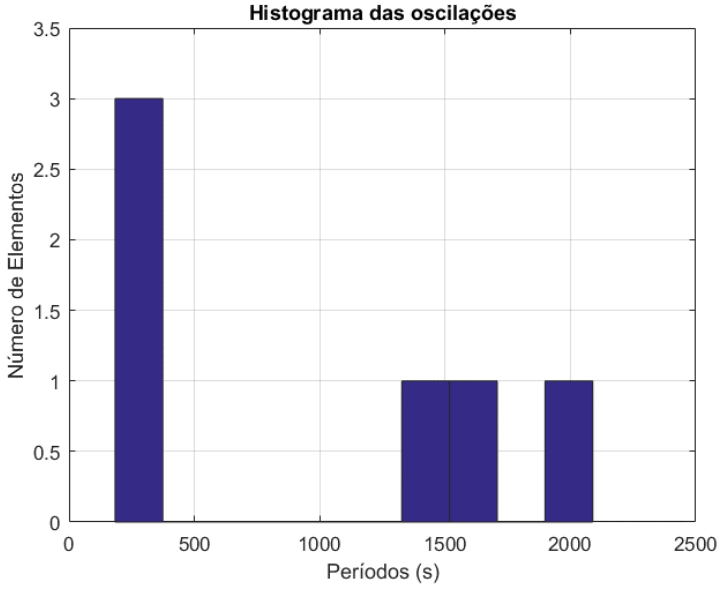
O histograma obtido com o agrupamento destes sinais é mostrado na Figura 19. Neste trabalho foi definido o valor de 10 classes para o agrupamento das oscilações.

Figura 18 - Representação das divisões em classes das oscilações detectadas



Fonte: Produção do próprio autor

Figura 19 - Histograma de agrupamento das oscilações



Fonte: Produção do próprio autor

A saída do tratamento para múltiplos sinais contém grupos de oscilações que representam um mesmo problema. Como em uma malha de controle normalmente existem no máximo três oscilações (THORNHILL, HUANG e ZHANG, 2003), para a obtenção da saída, são apresentados os grupos com os três maiores valores de CVE.

3.5 Comparação de Resultados Sucessivos

Oscilações encontradas em sinais de malhas de controle geralmente significam problemas, como má sintonia de controladores, agarramento de válvulas ou mau funcionamento de equipamentos.

Caso uma oscilação seja encontrada, ela assim continuará até o problema que a causou ser resolvido. Dessa forma, espera-se que a aplicação dos métodos sucessivamente produza os mesmos resultados.

Entretanto, uma limitação da plataforma onde a ferramenta é instalada, a PGA, consiste na impossibilidade de comparar os resultados escalares obtidos em múltiplas execuções. Por exemplo, se é feita a detecção de oscilações para os dados do dia 12/10/2017 e em seguida para os dados do dia 13/10/2017, não será possível visualizar os resultados para os dois dias na mesma interface.

Diante disso, adicionou-se uma funcionalidade ao algoritmo de detecções de oscilações: a possibilidade de gerar uma quantidade n de execuções, definida pelo usuário, a cada utilização da ferramenta. Assim, o usuário poderá verificar se uma ou mais oscilações estão presentes no sistema por muitos dias em apenas uma utilização da ferramenta.

3.5.1 Divisão dos dados de entrada

Os dados de entrada são divididos conforme a quantidade n de execuções a serem realizadas. Por exemplo, considerando que os sinais de entrada são obtidos em 3 dias de monitoramento, cada sinal tem dados de 72 horas. Caso o usuário defina $n = 3$, os sinais de 72 horas serão divididos em três grupos de dados de 24 horas.

Assim, serão feitas detecções de oscilações de três dias seguidos de monitoramento da malha.

3.5.2 Saídas de múltiplas execuções

Considerando uma execução do algoritmo, as saídas são:

- Três saídas escalares com os períodos das oscilações encontradas

- Três saídas escalares com as medidas de impacto (CVE) das respectivas oscilações encontradas
- Envelope espectral dos sinais, para verificação dos picos com as saídas escalares.

Para múltiplas execuções, é necessária a obtenção dessas saídas e da medida de quantas vezes cada oscilação foi encontrada.

Os valores de períodos obtidos em cada execução podem ter pequenas diferenças e representarem o mesmo problema. Por isso, utilizou-se uma metodologia de agrupamento similar ao item 3.4.2 para a obtenção de um intervalo de períodos detectados e quantas vezes esses períodos aparecem nos resultados.

Um histograma com três classes é realizado afim de agrupar as oscilações encontradas. Assim, o usuário final receberá como resultado três intervalos em que oscilações são encontradas, quantas vezes oscilações desse intervalo foram encontradas e qual é o impacto total de cada intervalo, ou seja, qual é o CVE de cada intervalo de oscilações detectadas.

A Figura 20 mostra nos três primeiros gráficos, de cima para baixo, o resultado obtido para três execuções sucessivas de 4 sinais de um mesmo processo. Observa-se que cada ponto demarcado nos gráficos é um período obtido na saída escalar, e suas respectivas alturas no eixo Y correspondem ao impacto CVE de suas medidas.

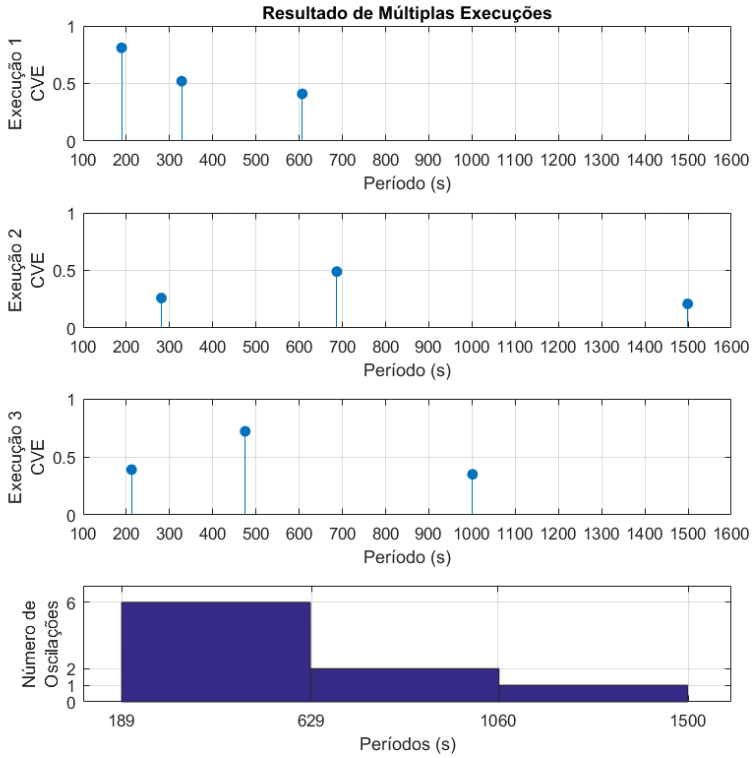
O último e quarto gráfico da imagem mostra o resultado do agrupamento. O eixo X mostra os intervalos de cada classe e o eixo Y, quantas oscilações foram agrupadas em cada classe.

O objetivo desse agrupamento é verificar se as oscilações presentes em cada classe se repetem nos resultados. Entretanto, essa informação não é suficiente para direcionar os esforços da equipe de operação para a manutenção da malha. Deve-se ainda verificar o impacto das oscilações de cada intervalo, com os valores de CVE e os sinais em que essas oscilações aparecem.

Com o agrupamento, essas informações são armazenadas e podem ser organizadas como na Tabela 1. Observa-se, para cada sinal analisado, o intervalo de oscilações que foram encontradas, o impacto dessas oscilações e o percentual de vezes em que elas apareceram nos três dias analisados.

A partir desse resultado, a equipe de operação pode começar a investigar e monitorar o funcionamento dos equipamentos da malha de controle onde esses quatro sinais são captados.

Figura 20 - Agrupamento para o resultado de múltiplas execuções



Fonte: Produção do próprio autor

Sinal	189 a 629 seg.		629 a 1060 seg.		1060 a 1500 seg.	
	CVE médio	Percentual de ocorrência	CVE médio	Percentual de ocorrência	CVE médio	Percentual de ocorrência
1	0,32	33,33	0,47	66,67	-	-
2	-	-	-	-	0,25	33,33
3	1,00	100,00	-	-	-	-
4	0,86	100,00	-	-	-	-

Tabela 1 - Intervalos de oscilações, percentual de ocorrência em múltiplas execuções e impacto em cada sinal analisado.

4 IMPLEMENTAÇÃO EM PLATAFORMA INDUSTRIAL

4.1 Plataforma de Gestão de Ativos

A PGA é uma plataforma desenvolvida pela empresa TriSolutions, juntamente com a Petrobras, com o objetivo de monitorar eficiência de processos, localizar problemas nos equipamentos, diagnosticar falhas no sistema e fornecer ferramentas dedicadas a monitoramento para manutenção preventiva e preditiva de equipamentos e processos.

Nesse contexto, cria-se uma ferramenta como parte da PGA para detecção de oscilações em processos da Petrobrás. Nas próximas sessões, explica-se como está estruturado o funcionamento da plataforma, as ferramentas que já existem e como é construído o plug-in de detecções de oscilações.

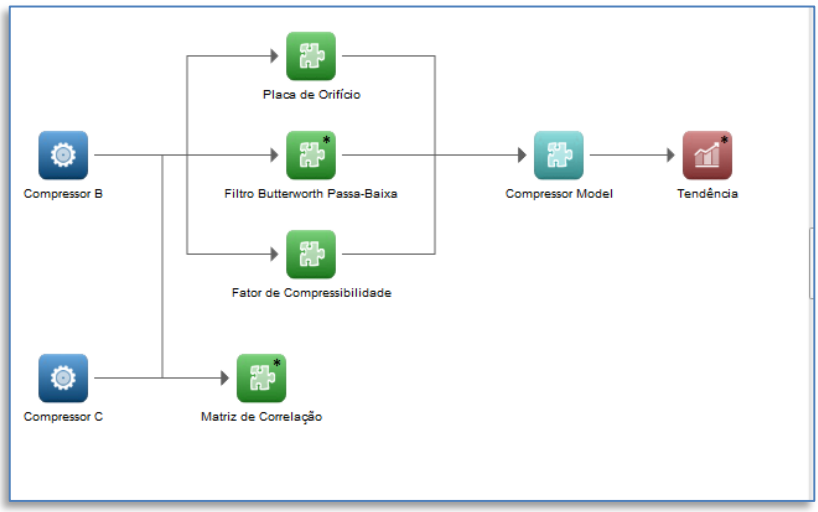
4.1.1 Estrutura da análise

A PGA é uma plataforma online onde é possível analisar sinais de diferentes processos industriais. Para tanto, o usuário constrói um diagrama de blocos com as entradas, que são chamadas de Ativos, os blocos de cálculos que são chamados de plug-ins e os blocos de resultados e monitoramento que podem ser gráficos ou bancos de dados. A interface onde os blocos são inseridos é chamada de “análise”.

Como a construção das análises é feita através de blocos interligados, os usuários não têm acesso aos algoritmos que estão por trás da ferramenta. Assim, não é necessário que o usuário possua conhecimentos de computação e programação para interagir com a PGA.

A Figura 21 mostra um exemplo de análise construída com o diagrama de blocos fornecido na plataforma. Tem-se em azul no canto esquerdo os ativos; em verde, ao centro, tem-se os plug-ins; e em vermelho, o bloco de gráfico para exibição dos resultados.

Figura 21 - Exemplo de análise construída na PGA



Fonte: Manual de instalação e utilização da PGA

A definição e exemplos do que significam cada um desses elementos para a construção de análises na PGA são dados a seguir.

- **Ativo:**

Os ativos são as entradas e podem ser sinais provenientes de qualquer parte de processos, como válvulas de pressão, fornos, trocadores de calor e sensores de nível.

- **Plug-in:**

O plug-in é o bloco de cálculo e processamento dos sinais de entrada. Eles são programados externamente à plataforma e adicionados como sub-rotinas armazenadas em bibliotecas dinâmicas (*Dynamic Link Library* – DLL).

Quando a utilização de um plug-in é solicitada pelo usuário, a plataforma acessa essa biblioteca e a executa.

O presente trabalho desenvolve um plug-in de detecção de oscilações a ser utilizado na PGA.

- **Gráfico:**

Os gráficos são os blocos de exibição dos resultados obtidos pelos plug-ins. Ao adicionar um bloco de gráfico na análise, será possível visualizar os resultados gráficos no Visualizador de Resultados, que será explicado no item seguinte.

Os gráficos disponíveis na PGA são de diversos tipos como: Tendência, Correlação Cruzada, XY, Histograma e muitos outros. O gráfico sugerido para a análise das oscilações detectadas se chama Frequência e será mostrado no item 4.3.2.1.

- **Visualizador de Resultados:**

O Visualizador de Resultados é onde o usuário consegue observar as respostas gráficas das execuções realizadas. Ele somente apresenta os resultados quando o usuário insere um bloco gráfico na análise.

A cada execução da análise construída na PGA, os resultados gráficos são atualizados no Visualizador de Resultados. Dessa forma, a execução de múltiplas análises não fornece dados gráficos que possam ser comparados em uma mesma interface.

Por isso, foi implementado no algoritmo de detecção de oscilações a possibilidade de realizar múltiplas execuções internamente ao plug-in, mesmo que no PGA seja executado somente uma vez. Assim, é possível gerenciar as saídas de forma a comparar diversos resultados no Visualizador de Resultados.

4.2 Desenvolvimento de Plug-ins

O plug-in é um bloco intermediário que recebe os dados do ativo, os processa e retorna os resultados processados. A PGA permite a integração de novos plug-ins por meio de uma biblioteca dinâmica (DLL) que é executada separadamente, quando o plug-in é solicitado.

A linguagem que deve ser utilizada na construção de um plug-in deve ser C++. Os tipos de dados suportados tanto na entrada quanto na saída do plug-in são: escalar, vetor de dados, variável de processo, matriz e *string*[3].

[3] String: Tipo de dado que corresponde a uma sequência de caracteres e podem significar uma letra, uma palavra ou uma frase.

O dado do tipo variável de processo consiste em uma *struct*[4] que contém o sinal a ser analisado, seu vetor de tempo chamado de *timestamp*, o tempo de amostragem dos dados e, por fim, a TAG da variável, ou seja, o nome de identificação da variável na UEPOG.

Embora existam inúmeros ambientes possíveis para o desenvolvimento de programas em linguagem C++, optou-se pela utilização do Matlab pela necessidade de trabalhar com operações matriciais e funções de cálculo numérico no desenvolvimento do plug-in de detecção de oscilações. Como a linguagem do Matlab é exclusiva do software, foi necessário transferi-la para C++ através do *Matlab Compiler*.

O *Matlab Compiler* é capaz de mapear uma função criada no Matlab para a linguagem C++ e construir uma biblioteca dinâmica, como a utilizada na PGA. Para que o código gerado seja adequado, é necessário criar uma função no Matlab que suporte os tipos de dados de entrada e saída da PGA e que contenha as funções prontas que sejam transferíveis para C++ do Matlab.

A biblioteca gerada com o *Matlab Compiler* é onde efetivamente o processamento é realizado. Entretanto, os dados de entrada enviados pela PGA precisam ser transformados em dados que possam ser lidos pela função do Matlab. Para tanto, utiliza-se uma interface auxiliar que transforma os dados do PGA para o Matlab na entrada e da saída da função para ser exibida na PGA.

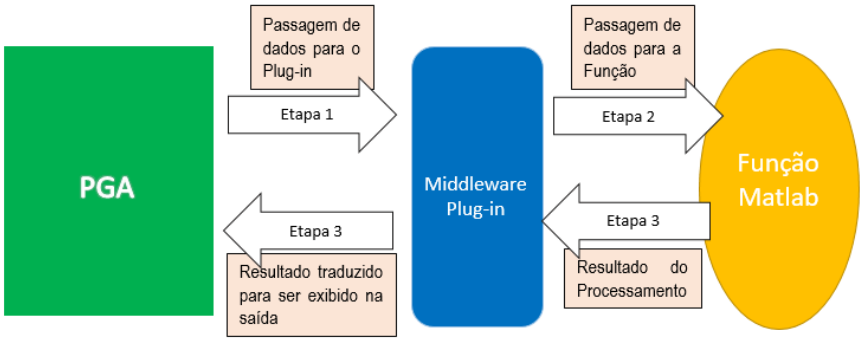
Essa interface intermediária é um tipo de programa definido como *middleware* e é feito no Visual Studio. Seguindo os conceitos de computação, trata-se de um programa que faz a tradução entre um sistema operacional e os aplicativos que nele são executados.

A Figura 22 mostra um esquemático em que as setas representam o fluxo de dados. Observa-se que os dados de entrada que são colocados na PGA passam pelo programa intermediário para serem traduzidos, bem como os resultados do processamento que devem ser transformados em saída na PGA.

---

[4] Struct: Na linguagem C, é uma variável especial que contém diversas outras variáveis, de tipos diferentes.

Figura 22 - Esquemático de transferência de dados entre a PGA e a função criada no Matlab



Fonte: Produção do próprio autor

4.3 Plug-in de Detecção de Oscilações

O algoritmo de detecção de oscilações, todas as etapas do pré-tratamento e do gerenciamento de múltiplas execuções foram transformados em um único plug-in. Nas seções a seguir, detalha-se os dados exigidos na entrada e os resultados apresentados ao usuário.

4.3.1 Entradas

O plug-in faz requisição de entradas de diferentes tipos e que são determinantes para os resultados do processamento. Os nomes das entrada requisitadas e o tipo de dado que ela constitui são:

- **Sinais de Entrada**: o plug-in pode realizar a detecção de oscilações em um ou em múltiplos sinais, até a quantidade máxima de 36. O tipo dos dados é Variável de Processo e sua dimensão depende do intervalo de tempo em que foi obtido e de seu tempo de amostragem.
- **Número de Execuções**: determina quantas execuções o plug-in fará internamente para obter a comparação dos resultados de oscilações em diferentes períodos de tempo. Por esse valor, os dados de entrada serão divididos para as execuções internas sucessivas do programa. Essa entrada é um valor escalar.
- **Limiar de Energia**: limiar de energia para a seleção dos picos que representam comportamento oscilatório no sinal analisado, explicado no item 2.1.3. Essa entrada é escalar e determina se o algoritmo será muito ou pouco criterioso para considerar um comportamento oscilatório significativo. A princípio, para sinais da Petrobras, sugere-se o valor 0,1.

- **CV mínimo**: limiar para a seleção dos sinais, conforme seus valores de CV. Essa entrada é escalar e, para sua definição, o usuário terá de conhecer minimamente o comportamento dos sinais. Sugere-se que uma análise seja executada com CVmínimo=0, para que o usuário possa observar a relação do valor do CV com os sinais, através da saída do arquivo *.csv, explicitado posteriormente no item 4.3.2.
- **Diretório**: *string* que contém o endereço para onde os dados dos arquivo *.csv da saída serão enviados. Essa saída será explicada no item 4.3.2
- **Tempo de Amostragem**: os sinais analisados não são contínuos e, por isso, possuem um tempo de amostragem específico. Esse valor é um escalar.

4.3.2 Saídas

O plug-in de detecção de oscilações é capaz de realizar múltiplas execuções internamente e, assim, obter a comparação entre as respostas de cada uma delas. Com isso, os resultados a serem apresentados ao usuário devem indicar, de forma clara e objetiva, os quatro pontos de resultados:

- Períodos das oscilações em segundos;
- Quais sinais apresentam as oscilações;
- Quão impactante são as oscilações em cada um dos sinais;
- Qual é o percentual de ocorrência das mesmas oscilações nos diversos dados analisados.

Frente a isso, optou-se por dividir a saída em duas partes que serão explicadas nos itens 4.3.2.1 e 4.3.2.2.

Para exemplificar cada uma das saídas obtidas, utiliza-se um exemplo de execução com 11 sinais e os seguintes parâmetros de entrada no plug-in:

CV mínimo = 0,1;
Limiar de Energia = 0,1;
Número de execuções = 5

Posteriormente, no capítulo 5, apresenta-se um estudo de caso completo com 4 sinais analisados.

4.3.2.1 Visualizador de Resultados

As saídas obtidas com o visualizador de resultados podem ser gráficas ou escalares. A principal característica dessa funcionalidade da plataforma é que os resultados são atualizados na a cada execução da análise na PGA.

A única saída escalar apresentada aos usuários do plug-in de detecção de oscilações é o percentual médio de dados selecionados no pré-tratamento. Esse valor consiste na média dos valores percentuais dos dados selecionados nos sinais. Neste caso, é possível somente exibir o valor obtido na última análise realizada.

Por outro lado, a saída gráfica é capaz de mostrar resultados e comparativos de todas as execuções realizadas do programa. Ela consiste em uma matriz cujas linhas representam os sinais onde há oscilações, as colunas representam os intervalos de oscilações detectadas e cada elemento é um círculo que pode ser azul ou vermelho, e ter tamanhos diferentes.

As cores dos elementos indicarão o percentual de vezes em que o intervalo de oscilações foi detectado. Caso tenha ocorrido entre 80% e 100% das execuções do programa, o círculo será vermelho. Se for menor que 80%, a cor será azul. O tamanho do elemento indicará o impacto da oscilação, ou seja, o valor do CVE determina a dimensão do círculo apresentado na matriz.

A Figura 23 mostra um exemplo de resultado gráfico obtido com o plug-in. Neste caso, o sinal 5 apresenta uma oscilação com grande impacto, em todas as 5 execuções internas do plug-in. O período dessa oscilação está no intervalo de 1177 a 1694 segundos.

Figura 23 - Saída gráfica mostrada no Visualizador de Resultados

Fonte: Produção do próprio autor, resultado produzido na PGA

4.3.2.2 Arquivos *.csv

A segunda saída consiste em três tabelas que contém o detalhamento das oscilações detectadas. A PGA não possui o formato tabela como saída disponível. Por isso, optou-se por gerar três arquivos com o formato *.csv, que podem ser executados com o programa *Excel*.

Os arquivos são nomeados de forma a auxiliar o usuário na organização dos resultados de cada execução. Assim, eles são compostos pelas *strings* de Data e Hora da análise realizada.

- **Arquivo 1: Períodos Totais**

A primeira tabela contém, para cada sinal analisado, todas as oscilações que foram detectadas, em todas as execuções do programa, e seus respectivos valores de CVE. Essa tabela auxilia o operador a diferenciar as oscilações que estão em cada intervalo apresentado na saída gráfica.

Para uma detecção de oscilações realizada no dia 19/11/2017 às 11h32minutos, o nome do arquivo será: *Periodos_19November2017_11h32.csv*. O horário e o dia correspondem ao momento em que o operador realiza a análise dos sinais.

Para o mesmo exemplo utilizado no item 4.3.2.1, com o processamento de 11 sinais, obtém-se o arquivo *.csv mostrado na Figura 24. A primeira coluna corresponde ao número do sinal de entrada, as 5 colunas seguintes representam os períodos das oscilações

e, as 5 últimas colunas representam o CVE das respectivas oscilações detectadas em cada uma das execuções.

Observa-se que os sinais 4 e 5 apresentam duas linhas. Isso acontece, pois em um mesmo sinal foram detectadas duas oscilações de períodos muito distintos. Por outro lado, o sinal 10 não aparece na figura, pois nele não foram detectadas oscilações. Onde há o valor zero no arquivo, deve-se entender que não há oscilações naquele sinal.

Figura 24 - Exemplo de conteúdo do arquivo Períodos.csv

```
1;0;237;245;377;196;0;0.24408;0.26854;0.1628;0.50989
2;228;237;0;0;196;0.33113;0.41977;0;0;1.3593
3;0;237;0;377;196;0;0.14982;0;0.42669;0.65011
4;1541;237;245;377;0;0.63989;0.10991;0.16592;0.092812;0
4;0;0;0;1589;0;0;0;0;0.34069;0
5;1541;3243;3295;2196;2666;0.19029;0.64954;0.89713;0.60448;0.95759
5;2067;0;0;0;0;0.56333;0;0;0;0
6;1541;0;923;377;470;1.0965;0;0.39852;0.4168;0.47681
7;0;1573;0;0;196;0;0.10558;0;0;0.092039
8;0;0;0;377;0;0;0;0;0.096294;0
9;0;1573;923;377;0;0;0.60414;0.24516;0.32657;0
11;228;237;245;377;196;0.92522;0.49887;0.59302;0.58005;0.60916
```

Fonte: Produção do próprio autor

- **Arquivo 2: Envelope Espectral**

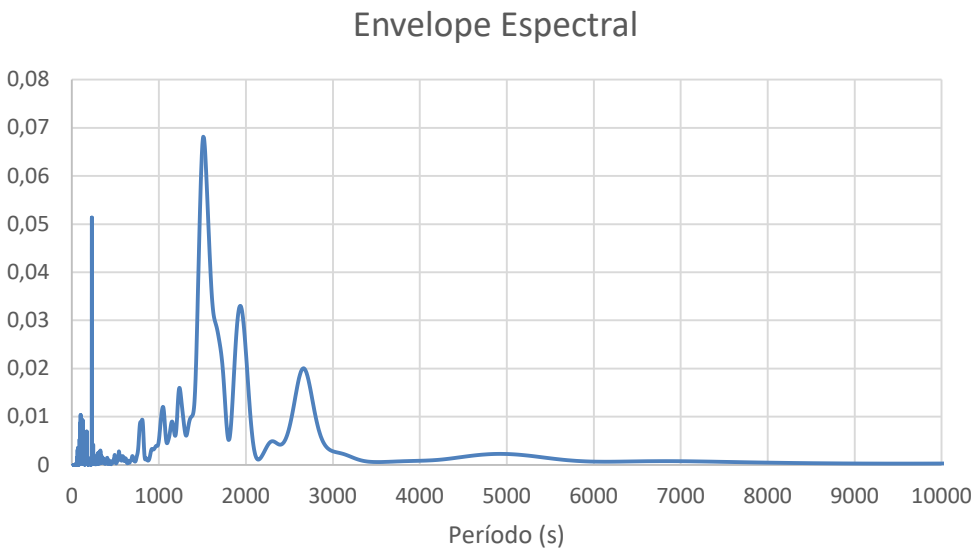
A segunda tabela contém os envelopes espectrais obtidos em cada uma das execuções do programa. Com esses dados, o usuário pode verificar os picos de maior energia e comparar com as oscilações mostradas na primeira tabela.

Com o mesmo exemplo, o nome do arquivo será: *Envelope_19November2017_11h32.csv*.

O arquivo *.csv pode ser aberto no programa *Excel.* Assim, o usuário, que não terá acesso ao programa *Matlab*, poderá analisar o resultado do envelope espectral para cada uma das execuções internas do programa.

A Figura 25 é um exemplo de como é mostrado o envelope espectral em um gráfico feito no Excel. Neste caso, ela mostra a curva obtida na primeira das cinco execuções internas realizadas no exemplo.

Figura 25 - Envelope espectral feito no Excel



Fonte: Produção do próprio autor

- **Arquivo 3: Sinais e CV**

A terceira tabela associa, para cada sinal de entrada, o seu respectivo valor de CV. Auxiliando, assim, o operador que inicia a utilização da ferramenta a observar qual é o limiar do CV a ser utilizado nas execuções do programa.

Indica-se ao usuário que faça uma primeira análise com Número de Execuções = 1 e CV mínimo = 0, para verificar quais são os sinais preocupantes da malha de controle e assim determinar o valor ideal do CV mínimo para as próximas verificações.

5 ESTUDO DE CASO

Nessa seção é feita a detecção de oscilações em quatro sinais provenientes de uma UEPOG. Verifica-se cada etapa do algoritmo, do pré-tratamento aos resultados obtidos na saída.

Os sinais foram obtidos do dia 3 ao dia 6 de Março de 2017 e o tempo de amostragem de cada um deles é o mesmo: 10 segundos. Sendo assim, são dados de 3 dias e cada um possui um total de 25920 pontos.

Para esse exemplo, foram utilizados os seguintes parâmetros de entrada:

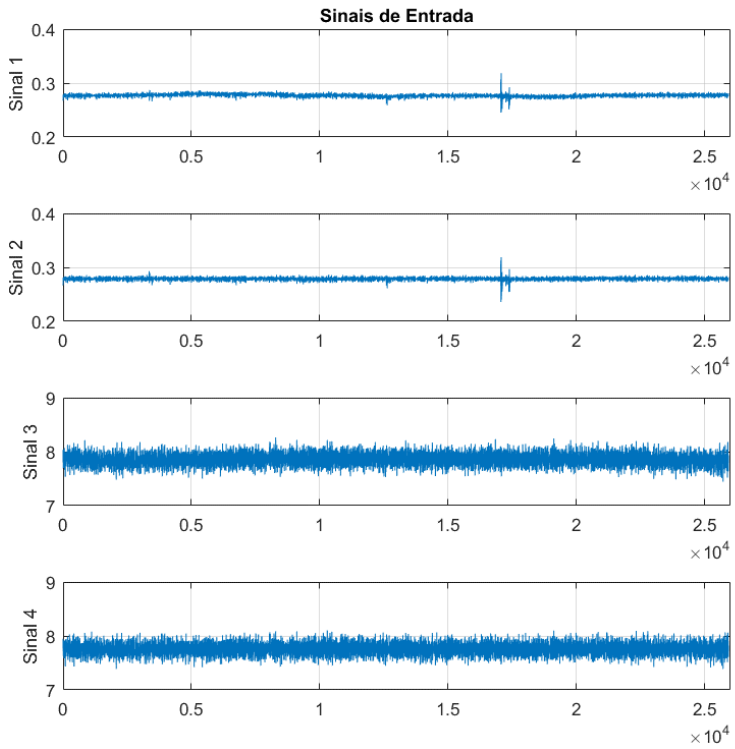
CV mínimo = 0,1;
Limiar de Energia = 0,1;
Número de execuções = 3

A Figura 26 mostra o diagrama de blocos feito na PGA para este estudo de caso.

Figura 26 - Diagrama de blocos utilizado na PGA para o estudo de caso

A Figura 27 mostra cada um dos 4 sinais, que serão submetidos ao plug-in de Detecção de Oscilações.

Figura 27 – Sinais industriais utilizados na detecção de oscilações

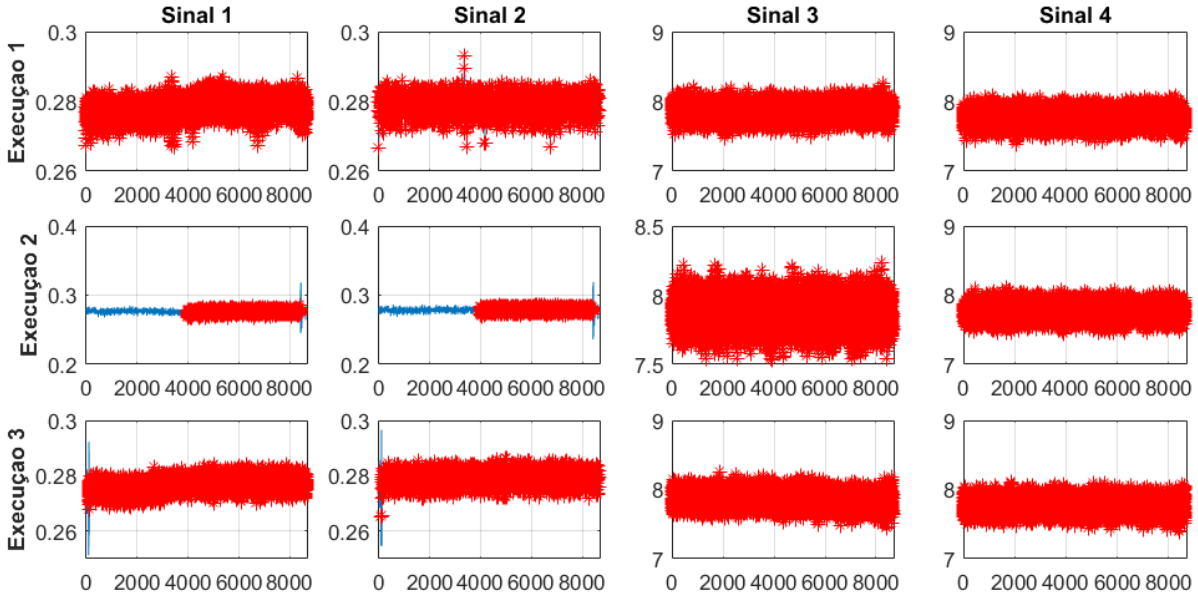


Fonte: Produção do próprio autor

Para 3 execuções do algoritmo, os dados foram divididos em 3 partes iguais. Cada uma delas sofrerá o pré-tratamento e todas as etapas do algoritmo de detecção de oscilações. A Figura 28 apresenta os segmentos selecionados de cada um dos sinais, em cada uma das execuções do programa.

Observa-se que para a segunda execução, a rotina de seleção dos sinais eliminou parte do primeiro e do segundo sinal. Isso acontece, pois ocorreu um pequeno distúrbio que é observado na Figura 27, entre as amostras 1 e $1{,}5 \times 10^4$ do eixo x. Devido aos parâmetros escolhidos para este estudo de caso, esse distúrbio separou os dados da segunda execução em dois segmentos do sinal. O distúrbio observado entre as amostras 1,5 e 2×10^4 do eixo x também separa segmentos do sinal, mas coincide com a divisão do sinal para as execuções. Por isso, sua influência não é evidente na rotina de seleção.

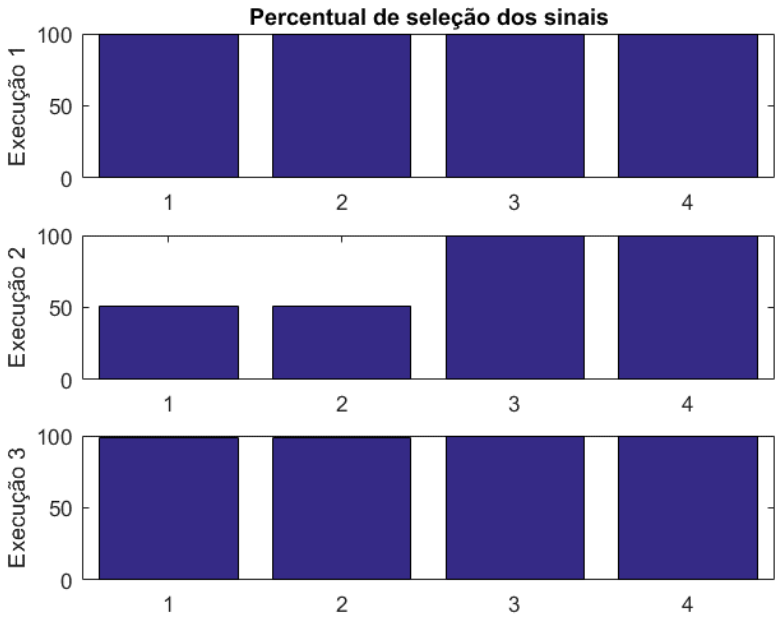
Figura 28 - Segmentos selecionados dos quatro sinais em cada uma das execuções



Fonte: Produção do próprio autor

O percentual de seleção dos dados em cada uma das execuções do programa é mostrado na Figura 29.

Figura 29 - Percentual de seleção de dados dos sinais em cada uma das execuções do estudo de caso



Fonte: Produção do próprio autor

O próximo passo é verificar o CV. A Tabela 2 mostra o CV calculado para cada um dos segmentos selecionados dos sinais, em cada uma das execuções do programa. Observa-se que

em todos os casos o CV é superior ao limiar, então ambos os métodos ACF e envelope espectral serão aplicados aos sinais.

É importante lembrar que uma das saídas do plug-in é um arquivo *.csv que contém o CV de todos os sinais de entrada. O arquivo gerado nesse estudo de caso é apresentado na Figura 30.

Sinal	**CV execução1**	**CV execução 2**	**CV execução 3**
1	0,2293	0,2128	0,2120
2	0,3137	0,3018	0,2913
3	1,3496	1,3507	1,3579
4	0,3182	1,3272	1,3242

Tabela 2 - CV de cada sinal, a cada execução de deteção de oscilações

Figura 30 – Arquivo *.csv de saída com os valores de CV de todos os sinais, em todas as execuções do programa

```
1;0.22932;0.21282;0.21198
2;0.31369;0.30178;0.29127
3;1.3496;1.3507;1.3579
4;1.3182;1.3272;1.3242
```

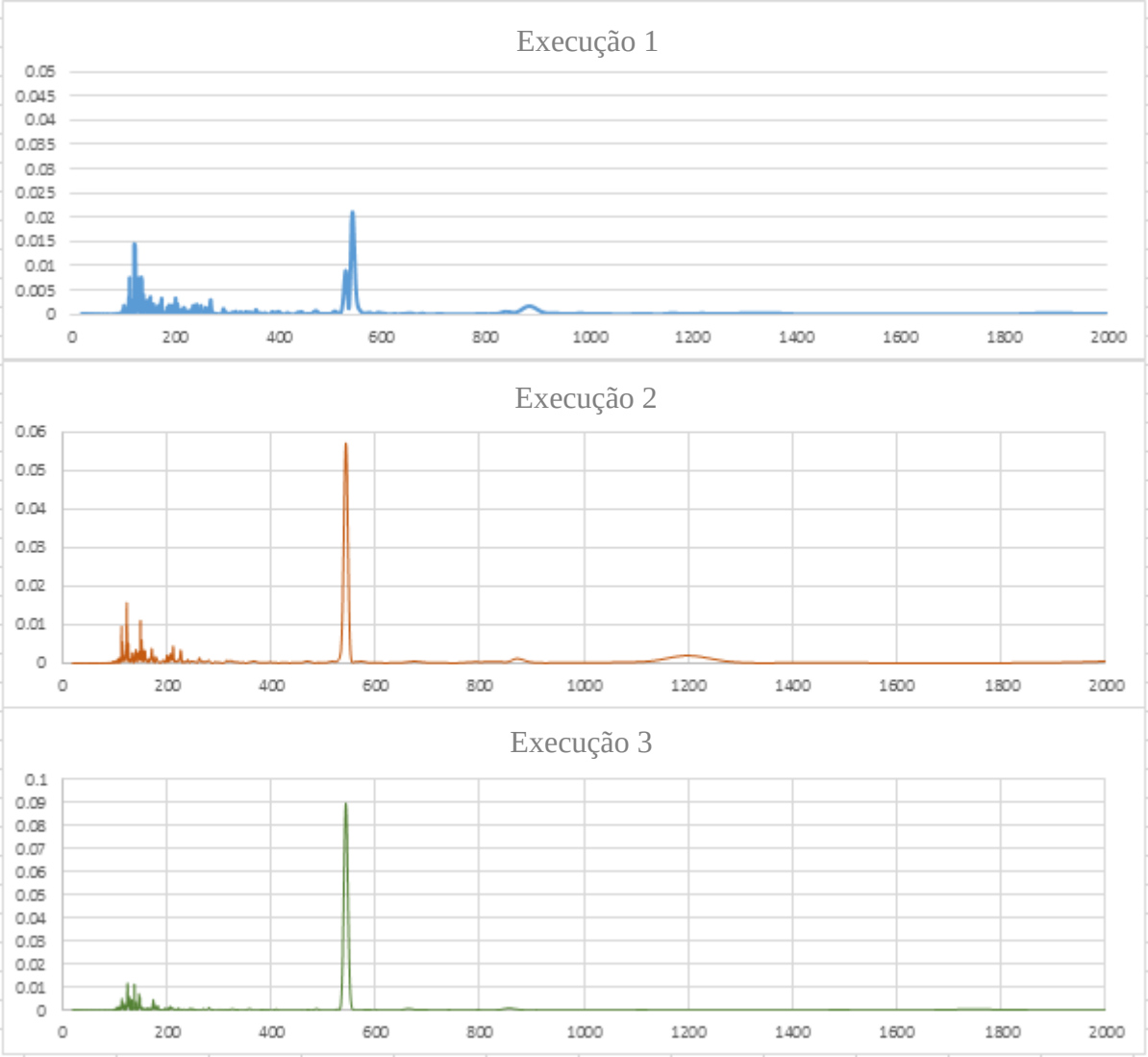
Fonte: Produção do próprio autor

A partir disso, é possível verificar os resultados de cada um dos métodos aplicados aos sinais. Para essa verificação utilizaremos os recursos disponíveis ao usuário: saída gráfica na PGA e arquivos *.csv.

A Figura 31 foi feita a partir dos dados obtidos no arquivo *.csv da saída do plug-in e mostra o resultado do método envelope espectral nas três execuções. Nota-se que existem oscilações, principalmente nos intervalos de 0 a 200 e de 500 a 600. Entretanto, o envelope espectral não mostra um resultado definitivo, pois a regularidade das oscilações ainda não foi observada.

Os distúrbios oscilatórios devem ser considerados regulares para que sejam considerados de fato oscilações presentes nos sinais. Por isso, a comparação entre o resultado escalar e a curva obtida com o envelope espectral deve ser cuidadosa. Por mais que o envelope apresente um pico de elevada amplitude e que visivelmente tem muita energia, ele pode ser o resultado de oscilações em sinais com baixo CV e por isso o CVE do conjunto será baixo. Além disso, muitas das oscilações podem ser não regulares e, por isso, não serão selecionados com o método ACF.

Figura 31 - Resultado do envelope espectral em cada uma das execuções



Fonte: Produção do próprio autor

O método ACF gera as saídas escalares que serão agrupadas para a obtenção do resultado final. Para verificar cada uma das oscilações detectadas, deve-se observar as saídas obtidas no arquivo *.csv que contém todas os períodos detectados em cada um dos sinais, nas três execuções realizadas. A Figura 32 mostra os resultados escalares obtidos.

Figura 32 – Resultado obtido no arquivo *.csv, com os períodos das oscilações detectadas em todos os sinais nas três execuções realizadas

```
2;145;0;148;0.046309;0;0.055453
3;521;544;524;0.14453;0.40953;0.64294
4;0;544;524;0;0.39375;0.60362
```

Fonte: Produção do próprio autor

Observa-se o sinal 1, embora tenha sido analisado, não apresentou oscilações regulares. O sinal 2 apresentou oscilações em torno de 145 em duas execuções. Ao observar o envelope espectral, verifica-se que existem picos em torno deste valor, comprovando a oscilação detectada.

Os sinais 3 e 4 apresentaram oscilações em torno de 500 segundos em pelo menos duas execuções. O envelope espectral apresentou picos de elevada amplitude em torno deste período, nas três execuções. Esse resultado comprova a existência das oscilações com períodos em torno deste valor.

O resultado obtido na saída gráfica do Visualizador de Resultados da PGA pode ser observado na Figura 33. Observa-se que, como o esperado, houve oscilações de grande energia com período entre 411 e 544 segundos. O círculo vermelho indica que apareceu em todas as execuções, assim como no envelope espectral da Figura 31.

Existem ainda oscilações com período entre 0 e 278 segundos. Entretanto, são oscilações com energia muito baixa e que não aparecem todas as vezes, como é mostrado na Figura 32. Por isso, o círculo que representa essas oscilações não é grande e visível na saída gráfica.

Figura 33 - Resultado gráfico obtido na PGA para o Estudo de Caso

Fonte: Produção do próprio autor

Observa-se ainda, na Figura 33, que os intervalos obtidos, bem como o percentual de ocorrência nos resultados e o impacto de cada oscilação estão de acordo com o resultado obtido com o método ACF, explicitado no arquivo *.csv mostrado na Figura 32.

A partir dos resultados obtidos, o usuário da PGA pode concluir que existem oscilações no processo industrial. Essas oscilações têm períodos entre 0 e 278 segundos e entre 411 e 544 segundos, sendo que a oscilação do primeiro intervalo não possui elevada energia e está presente no sinal 2.

A oscilação do segundo intervalo possui elevada energia e está presente nos sinais 3 e 4. No primeiro, a oscilação ocorre em 100% das execuções. Por isso, ela merece maior atenção quando comparada a oscilação do primeiro intervalo.

É importante lembrar que o detalhamento com o valor exato dos períodos detectados, o CVE e os sinais onde estão cada uma das oscilações é obtido no arquivo *.csv gerado pelo plug-in.

Os resultados informam os períodos das oscilações detectadas, em quais sinais elas ocorrem, o impacto que cada uma tem no processo e se ocorrem continuamente no sistema ou não. A partir disso, o usuário pode investigar a causa raiz dos distúrbios no sistema.

6 CONCLUSÕES

O presente projeto de graduação apresentou a aplicação de dois métodos de detecção de oscilações em ambiente industrial. Ambas são implementadas de forma complementar para que os resultados sejam verificados e validados pelo usuário.

A metodologia de pré-tratamento para os sinais de entrada é dividida em duas partes. A primeira consiste na verificação do valor do CV de cada um dos sinais analisados. Os sinais que têm CV maior do que o limiar definido pelo usuário serão analisados pelo algoritmo de detecção de oscilações. Por outro lado, os sinais com CV inferior ao limiar, não são analisados no algoritmo.

A segunda parte do pré-tratamento consiste na seleção de segmentos do sinal que apresentam menos distúrbios e *outliers* para a detecção de oscilações. Esse procedimento é essencial para o bom funcionamento do algoritmo, uma vez que diminui a possibilidade de falsas detecções nos sinais.

O bom funcionamento de todas as etapas da detecção de oscilações depende da escolha de parâmetros como o limiar de potência e o fator de alisamento da PSD. Esses limiares foram escolhidos empiricamente para os sinais industriais provenientes de UEPOG da Petrobras.

Os resultados para uma execução do algoritmo consistem nos períodos das três oscilações de maior CVE obtidas no método ACF, em quais sinais essas oscilações são encontradas e quão impactantes é cada uma delas para o processo industrial. O resultado proveniente do método envelope espectral consiste em uma única curva que mostra, através da amplitude dos picos, a energia e os períodos das oscilações.

Apresentou-se ainda, nesse trabalho, uma metodologia de obtenção de resultados para múltiplas execuções do algoritmo. Através de um agrupamento realizado com histograma, é possível obter o resultado da detecção de oscilações para análises sucessivas. Assim, o usuário pode verificar se as oscilações detectadas estão permanentemente no processo industrial analisado.

O detalhamento de todas as oscilações detectadas, bem como os sinais onde foram encontradas e os respectivos valores de CVE em cada uma das execuções é encontrado nos arquivos *.csv gerado pelo plug-in. Assim, embora o resultado gráfico direcione a atenção do

usuário para as oscilações mais impactantes, caso seja necessária alguma informação detalhada, esta é encontrada no arquivo gerado.

Vale observar que o agrupamento por meio do histograma pode apresentar intervalos de períodos muito extensos, dependendo dos períodos das oscilações detectadas. Com isso, as informações obtidas na interface gráfica não são suficientes para mostrar quais distúrbios devem ser investigados.

A continuação desse trabalho seria a implementação de um agrupamento com o qual não fosse possível obter largos intervalos de períodos de oscilações. Técnicas presentes na literatura como clusterização podem apresentar resultados mais precisos para o agrupamento (HAIR, 2005).

REFERÊNCIAS

C. F. DEPIZZOL. **Contribuições ao problema de detecção automática de oscilações em malhas de controle.** Dissertação de Mestrado - Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória. 2011.

H. G. FARIA, C. J. M. D. S. M. V. B. V. **Detecção de Oscilações em Processos Industriais via Método do Envelope Espectral Ponderado**. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente. Porto Alegre: [s.n.]. 2017.

H. JIANG; M. A. S. CHOUDHURY; SHAH, S. L. Detection and diagnosis of plant wide oscillations from industrial data using the spectral envelope method. **Journal of Process Control**, v. 17, n. 2, p. 143-155, 2007.

HAIR, A. T. B. Análise de Agrupamentos. In: _____ **Análise Multivariada de Dados**. 5. ed. São Paulo: Bookman, 2005. Cap. 9.

JELALI, M.; HUANG, B. **Detection and Diagnosis of Stiction in Control Loops:** State of the Art and Advanced Methods. Londres: Springer, 2009. 61-100 p.

JIANDONG WANG, B. H. S. L. Improved DCT-based method for online detection of oscillations in univariate time series. **Control Engineering Practice**, v. 21, p. 622-630, 2013.

KARRA, S.; KARIM, M. N. Coprehensive Methodology for detection and diagnosis of oscilatory control loops. **Control Engineering Practice**, v. 17, p. 939-956, 2009.

LIE XIE, X. L. A. H. Y. Y. Online Oscillation detection in the presence of signal intermittency. **Control Engineering Practice - Elsevier**, v. 55, p. 91-100, 2016.

MIAO, T.; D., S. Automatic detection of excessively oscillatory feedback control loops. **Control Applications,1999. Proceedings of the 1999 IEEE Internnational Conference on**, v. 1, p. 359-364, 1999.

SASAN MAHMOODI, B. S. S. Signal segmentation and denoising algorithm based on energy optimisation. **Signal Processing - Ensevier**, n. 85, 2005.

SHINSKEY, D. How good are our controller in absolute performance and robustness? **Measurements & Control**, v. 23, n. 4, p. 114-120, 1990.

SIMON HAYKIN, B. V. V. **Sinais e Sistemas**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

THORNHILL, N.; HUANG, B.; ZHANG, H. Detection of multiple oscillations in control loops. **Journal of Process Control**, v. 13, n. 1, p. 91-100, 2003.

VIEIRA JUNIOR, R. **Comparação de Métodos para Detecção de Oscilações em Unidades Industriais Afetadas por Disturbios**. Dissertação de Mestrado - Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória. 2016.

ZHOU, N. A Cross-Coherence Method for Detecting Oscillations. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 31, Janeiro 2016.