



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
TRABALHO DE CONCLUSÃO EM ENGENHARIA DE  
CONTROLE E AUTOMAÇÃO

# **Sistema de Detecção e Isolamento de Falhas para Robô Paralelo tipo Plataforma de Stewart**

*Autor: Rafael Meyer*

*Orientador: Rafael Antônio Comparsi Laranja*

Porto Alegre, dezembro de 2017

## Sumário

Sumário	ii
Agradecimentos	iv
Resumo	v
Abstract	v
Lista de Figuras	vi
Lista de Símbolos	vii
Lista de Abreviaturas e Siglas	viii
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	2
1.2 Estrutura do Trabalho	3
2 Revisão Bibliográfica	4
2.1 Estado da Arte	4
2.2 Fundamentação Teórica em Manutenção	5
2.2.1 Manutenção Corretiva	5
2.2.2 Manutenção Preventiva	5
2.2.3 Manutenção Preditiva	5
2.3 Fundamentação Teórica em Ferramentas de Análise de Sinais	6
2.3.1 Matriz de Correlação	6
2.3.2 Análise Espectral	6
2.3.3 Periodograma	7
2.3.4 Espectrograma	7
2.4 Fundamentação Teórica em Detecção e Isolamento de Falhas	8
2.4.1 Detecção e Isolamento de Falhas	8
2.4.2 Vetor de Paridade	8
2.4.3 Limiar Adaptativo	9
2.4.4 Isolamento de Falhas	10
3 Materiais e Métodos	11
3.1 Descrição dos Equipamentos	11
3.1.1 Plataforma de Stewart	11
3.1.2 Sistema Hidráulico	12
3.1.3 Unidade de Medição Inercial	12
3.1.4 Hardware e Software	12
3.2 Metodologia Empregada	13
3.2.1 Análise de Vibração	13
3.2.2 Vetor de Paridade e Resíduo	13
3.2.3 Limiar Adaptativo	14
3.2.4 Isolamento por Resíduos Direcionais	18
4 Estudo de Caso	20
4.1 Análise em Frequência	20

---

4.1.1	Discussões da Seção 4.2	23
4.2	Análise por Vetor de Paridade e Limiar Adaptativo	23
4.3	Isolamento de Falhas	26
5	Resultados	28
6	Conclusões	30
6.1	Trabalhos Futuros	30
7	Referências	31
	Apêndice A	33
	Apêndice B	35

---

## **Agradecimentos**

Primeiramente gostaria de agradecer à minha família pela educação e suporte irrestrito, e em particular à minha irmã Carolina, pela companhia e amizade.

Em especial agradeço à minha namorada, Giovanna, pela tolerância e compreensão, por abrandar minhas frustrações e pela valorização das minhas conquistas. Estendo este sentimento aos Seimetz, por me acolherem como parte da família.

Finalmente, meu muito obrigado aos amigos de longa data e àqueles que fiz ao longo do curso, incluindo alguns professores singulares, como meu orientador Rafael Laranja, genuinamente dedicados aos alunos.

---

## Resumo

---

A relevância da manutenção cresceu rapidamente na segunda metade do século XX, despontando como área de importância capital nos resultados de empresas ligadas aos setores petroquímico, aeroespacial, siderúrgico e outros. A transição da manutenção corretiva até a preditiva acompanhou o desenvolvimento tecnológico, sendo impulsionada em especial pelos avanços na instrumentação e na eletrônica. Neste contexto, apresenta-se o seguinte trabalho, que versa sobre o desenvolvimento de um sistema de manutenção preditiva baseado na metodologia de Detecção e Isolamento de Falhas, aplicado a um robô paralelo do tipo Plataforma de Stewart. Dentre as principais definições e propostas destacam-se: a implementação através da abordagem paramétrica, com gerador de resíduos do tipo vetor de paridade; o desenvolvimento de um limiar adaptativo baseado no sinal calculado de aceleração e o isolamento de falhas pelo método de resíduos direcionais. Nos testes realizados com o equipamento simularam-se alguns cenários, entre falhas e comportamento normal, dos quais se extraíram assinaturas das características de vibração do equipamento, usadas no desenvolvimento e treinamento dos algoritmos de detecção e isolamento de falha. Após validado, observou-se que o sistema é capaz de prover informações acerca das condições físicas da plataforma, principalmente no que diz respeito a presença ou não de falhas.

---

Palavras-chave: Manutenção Preditiva, Detecção e Isolamento de Falhas, Limiar Adaptativo.

## Abstract

---

Along the last half of the XX century, maintenance matter grew tremendously, specially in highly automated systems, such as oil refining, aircrafts, steel industry and many others. Among all the emerging technologies, instrumentation and electronics rule as the main fuel for progress in the predictive maintenance area. The present work aims to explain the development of a predictive maintenance system based on the principals of the Failure Detection and Isolation method. The highlight features of the developed system are: a residual generator with parametric approach, based on the parity vector proposal; an adaptive threshold to achieve passive robustness in fault detection and a fault isolation algorithm based on the directional residuals approach. In order to develop and train the system, vibration signatures were collected during simulations with different dynamics and faults. The results provided by the frequency analysis and the Failure Detection and Isolation scheme led to the validation of the main goal of the system, which is being able to provide health information about the monitored machine.

---

Key-Words: Predictive Maintenance, Fault Detection and Isolation, Adaptive Threshold.

---

## Lista de Figuras

Figura 1. Gerador de Resíduos por Vetor de Paridade (Adaptado de CHEN e PATTON, 1999).....	9
Figura 2. Diferença entre limiar fixo e adaptativo (adaptado de CHEN e PATTON, 1999) .	10
Figura 3. Conjunto de manipuladores paralelos tipo Plataforma de Stewart .....	11
Figura 4. Evolução de um sinal de referência processado com filtro passa-altas.....	15
Figura 5. Evolução do sinal com o cálculo do módulo .....	15
Figura 6. Evolução do sinal com o filtro passa-baixas .....	16
Figura 7. Transformação do sinal de referência .....	18
Figura 8. Vetor de Resíduos Direcionais comparado a falhas registradas .....	18
Figura 9. Espectrogramas dos sinais de vibração no ângulo de rolagem com movimentos de sobe/desce e 10 segundos de período, com falha (a) e normal (b).....	21
Figura 10. Periodograma dos sinais de aceleração no eixo x com movimento de ondas e período de 8 segundos, com falha (a) e normal (b) .....	22
Figura 11. Estrutura dos dados segmentados, evoluindo com o tempo .....	22
Figura 12. Valor RMS do Vetor de Paridade para acelerações em x, y e z.....	24
Figura 13. Metodologia desenvolvida para obter o detector de falhas.....	25
Figura 14. Limiar adaptativo se ajustando conforme a aceleração calculada .....	26
Figura 15. Algoritmo de Isolamento de Falha com o comportamento atual e o esperado para as falhas conhecidas.....	27
Figura 16. Representação gráfica dos alarmes e das regiões com falhas para o caso do limiar fixo (a) e adaptativo (b) .....	29

## Lista de Símbolos

$S(\omega)$	Densidade Espectral de Energia [W/Hz]
$E$	Operador da Esperança Matemática
$y(t)$	Sequência Aleatória
$V$	Vetor de Pesos
$C$	Controlador
$G$	Planta Real
$H$	Realimentação
$y(k)$	Valor de Saída da Planta
$Y(k)$	Valor de Saída Estimado
$r(k)$	Resíduo Gerado
$VP(k)$	Vetor de Paridade
$C(k)$	Vetor de Variáveis Calculadas
$M(k)$	Vetor de Variáveis Medidas
$\xi(k)$	Vetor de Incertezas
$r$	Resíduo
$m$	Total de Variáveis Usadas na Detecção
$ref$	Sinal de Referência
$v(k)$	Coefficiente de 0 a 1
$k$	Número Inteiro
$s(k)$	Sinais de Saída Calculados pelo Modelo
$f(ref)$	Função do Sinal de Referência
$c_{máx}$	Valores da Função do Sinal de Referência no Ponto de Máximo
$c_{mín}$	Valores da Função do Sinal de Referência no Ponto de Mínimo
$ref_{máx}$	Maior Valor do Sinal de Referência
$ref_{mín}$	Menor Valor do Sinal de Referência
$l_{fixo}$	Estimativa do Limiar Fixo Ideal
$x$	Parâmetro Constante do Ganho Dinâmico
$y$	Parâmetro Variável do Ganho Dinâmico
$RMS\ VP$	Valor RMS do Vetor de Paridade
$ax_m$	Aceleração Medida em x [m/s <sup>2</sup> ]
$ax_c$	Aceleração Calculada em x [m/s <sup>2</sup> ]
$ay_m$	Aceleração Medida em y [m/s <sup>2</sup> ]
$ay_c$	Aceleração Calculada em y [m/s <sup>2</sup> ]
$az_m$	Aceleração Medida em z [m/s <sup>2</sup> ]
$az_c$	Aceleração Calculada em z [m/s <sup>2</sup> ]
$a_c$	Aceleração Calculada Filtrada e Atrasada [m/s <sup>2</sup> ]

---

## Lista de Abreviaturas e Siglas

ABRAMAN	Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos
ARMA	<i>Auto-Regressive Moving Average</i>
BARPI	<i>Bureau d'Analyse des Risques et Pollutions Industriels</i>
CAN	<i>Controller Area Network</i>
CBM	<i>Condition-Based Maintenance</i>
FDI	<i>Fault Detection and Isolation</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
FPGA	<i>Field-Programmable Gate Array</i>
GDL	Graus de Liberdade
LAMECC	Laboratório de Mecatrônica e Controle
OREDA	<i>Offshore &amp; Onshore Reliability Data</i>
PIB	Produto Interno Bruto
RMS	<i>Root Mean Square</i>
UMI	Unidade de Medição Inercial
USB	<i>Universal Serial Bus</i>

## 1 Introdução

De modo geral, define-se manutenção como: ações que permitam conservar ou restabelecer um sistema a um estado desejado. Neste contexto, conservar traz um sentido de prevenção, enquanto restabelecer remonta à correção. Embora o vocábulo tenha nascido no meio militar, com o sentido de manter o efetivo e as provisões, por volta da metade do século XX a indústria emergente começa gradualmente a usá-lo em substituição do termo “conservação”. Essa mudança reflete um novo paradigma, em que esperar quebrar para consertar não é mais aceitável; necessita-se manter em funcionamento. É neste novo cenário, marcado pela evolução da automação, crescente complexidade dos equipamentos e incessante demanda de produção, que a manutenção passa a ocupar uma posição de destaque, impulsionando investimentos e pesquisas na área (MONCHY, 1989).

A partir da década de 1960, a influência da automação em diversos setores como: plantas químicas; linhas de manufatura; sistemas de distribuição de energia; usinas nucleares; engenharia aeroespacial e outros, acarretou uma urgente necessidade de melhores desempenhos, mais qualidade e segurança. A resposta para essa demanda teve início em meados de 1975, com o surgimento de microcomputadores de custo acessível, juntamente com o desenvolvimento de sensores, atuadores, sistemas de comunicação e interfaces homem-máquina (ISERMANN, 2011). Ainda que combinadas ao conceito de redundância, proposto na década de 1950 por Neumann, cujo objetivo era construir sistemas com maior confiabilidade do que seus elementos individuais, a tecnologia vigente só permitia alcançar este objetivo ao custo de onerosos investimentos (DUBROVA, 2013).

Conforme se buscava mais confiabilidade, através de redundância ou equipamentos robustos, acentuavam-se os custos com manutenção. Foi então que, por volta de 1990, avanços na área da computação (com destaque para a análise em tempo real de dados), combinados à percepção dessa dualidade entre custo e benefício, levaram ao começo da substituição do Hardware redundante por softwares, que além de serem compatíveis com as necessidades, tinham custo competitivo e eram flexíveis a ponto de permitir modificar suas funções com a substituição de algumas linhas de código, sem a necessidade de construir um novo dispositivo (DUBROVA, 2013). Novos campos de estudo emergem em meio a essa realidade, dentre os quais encontra-se a manutenção preditiva, consequente de uma evolução natural da corretiva e preventiva, que busca otimizar os procedimentos de conservação dos equipamentos visando à maximização da disponibilidade e qualidade, simultaneamente à minimização dos custos (PANG et al, 2011).

A manutenção preditiva evoluiu nas últimas décadas, ramificando-se em grupos de soluções que atendem a um conjunto de objetivos em comum, diferenciando-se por suas finalidades principais. Ao passo que o Monitoramento de Condição (CBM – *Condition-Based Maintenance*) busca avaliar a saúde do equipamento a partir de dados passados e atuais, traçando uma curva de degradação, técnicas de Prognóstico de Falhas concentram-se em estimar o tempo de vida útil restante para determinado componente e, geralmente, complementam um sistema de Detecção e outro de Identificação de Falhas, o qual é responsável por comparar o comportamento atual da máquina com assinaturas de falhas previamente registradas, por exemplo (MOHANTY, 2015). A escolha de cada uma dessas variáveis é exclusiva de cada projeto, e não é limitada a apenas uma opção: vários sistemas podem atuar em paralelo; uma abordagem nova pode ser desenvolvida ou uma combinação de metodologias tradicionais pode ser o ideal.

A manutenção é responsável direta pela disponibilidade dos ativos e tem muita importância nos resultados da empresa. Neste contexto, as ferramentas da manutenção preditiva possibilitam a tomada de ações, visando a evitar perdas em decorrência de falhas e ao mesmo tempo reduzir desperdícios materiais, mantendo em funcionamento componentes ainda em condições de uso. Em termos práticos, a necessidade de redução dos custos é evidenciada pelas estatísticas da Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos (ABRAMAN), cujo Documento Nacional de 2013 apresenta um custo total com manutenção no Brasil de 4,69% do PIB (Produto Interno Bruto) brasileiro. Embora expressivo, este número não contempla paradas devido à indisponibilidade, que somam 11,71% do tempo de produção, sendo 6,15% devidos à manutenção.

Além do aspecto econômico, em sistemas críticos como indústrias petroquímicas, usinas nucleares e aviões, que precisam ser controlados para se tornarem estáveis, há a necessidade de sistemas a prova de falhas. Segundo a base de dados do Escritório de Análise de Riscos e Poluições Industriais (BARPI – *Bureau d'Analyse des Risques et Pollutions Industriels*, 2012), 34% dos acidentes registrados em indústrias químicas e farmacêuticas da França, em 2001, se devem a falhas de sensores. Esse número se avoluma considerando os registros do grupo de Dados de Confiabilidade *Offshore* e *Onshore* (OREDA – *Offshore & Onshore Reliability Data*, 2009) datados entre 1981 e 2009, nos quais sensores destacam-se como motivo de 42% dos problemas envolvendo controle automático e segurança, considerando instalações de 10 grupos internacionais de petróleo (apud BARPI, 2012).

Este trabalho dá seguimento à pesquisa na área da manutenção preditiva, com foco na detecção de falhas não conhecidas e na identificação das previamente registradas, a partir de uma adaptação de metodologias tradicionais, que será detalhada no Capítulo 3.2. Sustenta-se a relevância do assunto nas necessidades em economia e segurança aqui destacadas, aliadas à carência de investimentos da indústria brasileira na área, evidenciada no Documento Nacional de 2013 da ABRAMAN, que indica uma concentração de 30,86% dos recursos de manutenção na forma corretiva e 36,55% em preventiva, contra 18,82% na forma preditiva e 13,77% em outras formas.

## 1.1 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é o de desenvolver um sistema de manutenção preditiva para um robô paralelo tipo Plataforma de Stewart. Para alcançá-lo, propõem-se os seguintes objetivos específicos:

- Definições gerais para o trabalho, incluindo uma avaliação de criticidade dos elementos do equipamento, o desenvolvimento de ferramentas de gestão para a manutenção corretiva e preventiva, um histórico de falhas e suas assinaturas e um estudo da viabilidade de implementação do sistema preditivo com as ferramentas disponíveis;
- Coleta de dados da Plataforma de Stewart, em condições nominais de funcionamento e simulando falhas;
- Estudo das frequências naturais do equipamento, em condições nominais e com falhas, e análise da viabilidade de implementação da manutenção preditiva por meio da análise em frequência;

- Pesquisa sobre outras metodologias de implementação da manutenção preditiva e avaliação da sua viabilidade para o equipamento estudado;
- Definição da metodologia de implementação da manutenção preventiva e adaptação desta ao estudo de caso;
- Validação da ferramenta desenvolvida e análise qualitativa e quantitativa dos resultados.

## 1.2 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está estruturado da seguinte forma:

- O Capítulo 2 traz um breve resumo do estado da arte da manutenção preditiva, juntamente com a fundamentação teórica essencial para o entendimento dos procedimentos descritos ao longo do texto, que se dividiu em três tópicos principais: a evolução da manutenção; análise de sinais e técnicas utilizadas na Detecção e Isolamento de Falhas;
- A primeira seção do Capítulo 3 apresenta brevemente os principais equipamentos empregados no desenvolvimento deste trabalho, incluindo os componentes mecânicos, hidráulicos, sensores, hardware e software. A segunda parte traz uma descrição detalhada do desenvolvimento da ferramenta de manutenção preditiva, desde o procedimento de escolha da metodologia até as adaptações propostas para o caso estudado.
- O 4º capítulo destina-se à descrição completa de todos os experimentos, testes, tratamentos de sinal e obtenção de parâmetros usados no desenvolvimento deste trabalho. O conteúdo foi dividido em duas partes: a primeira diz respeito à abordagem por análise em frequência, incluindo a formulação de algumas hipóteses para os problemas encontrados; a segunda traz um passo a passo completo da aplicação da metodologia descrita no capítulo anterior, incluindo representações gráficas da evolução do sistema.
- O Capítulo 5 é composto por avaliações qualitativas e quantitativas dos resultados obtidos com as ferramentas e experimentos descritos nas seções anteriores, incluindo uma comparação do desempenho obtido com uma ferramenta de limiar fixo e com limiar adaptativo.
- Por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões gerais sobre o trabalho, bem como propostas para trabalhos futuros.

## 2 Revisão Bibliográfica

Este capítulo destina-se à contextualização do tema deste trabalho, e à fundamentação teórica essencial para o entendimento dos procedimentos descritos ao longo do texto, que se dividiu em três tópicos principais: a evolução da manutenção; análise de sinais e técnicas utilizadas na Detecção e Isolamento de Falhas.

### 2.1 Estado da Arte

Segundo Mohanty, 2015, alguns dos aspectos mais importantes na área de manutenção preditiva são sensores e softwares de análise de sinais e de tomada de decisão, tecnologias amplamente desenvolvidas nas últimas décadas, conforme apresentado no Capítulo 1. As evoluções são perceptíveis: na tradicional análise de vibração, o uso de lasers já é uma realidade nos cenários em que o acelerômetro piezoelétrico por contato não é viável. Além disso, novas tecnologias estão sendo desenvolvidas para detectar defeitos internos, fazendo uso de ultrassom para problemas mecânicos, ou termografia em casos de superaquecimento. Em paralelo aos avanços na instrumentação, a eletrônica embarcada transformou em realidade os sensores inteligentes, capazes de ajustar sua sensibilidade, armazenar configurações de rede e até mesmo alertar quando um cabo está danificado. De modo geral, sistemas de aquisição de dados têm diminuído em tamanho e aumentado em capacidade de processamento, com comunicação do tipo “*plug-and-play*” através de conectores USB (*Universal Serial Bus*), via rede sem fio ou até mesmo com dados compartilhados na nuvem.

A inteligência dos sistemas de diagnóstico e prognóstico de falhas também progrediu significativamente, passando a incluir ferramentas de detecção, isolamento, quantificação, predição, antecipação, correção e outros métodos que dão condições para o planejamento e correção de problemas antes de uma falha total ou instabilidade. Dentre as diversas áreas de pesquisa encontradas na literatura moderna, destacam-se os estudos em CBM, Gestão do Prognóstico de Saúde (*Health Prognostic Management*), Detecção e Isolamento de Falhas (FDI - *Fault Detection and Isolation*), Monitoramento de Saúde Estrutural (*Structural Health Monitoring*) entre outros. A somar com a diversidade de abordagens para o problema, há ainda diversas formas de implementá-las: as formas paramétricas, através de modelos estatísticos como Processos de Markov (*Markov Process*) ou modelos regressivos como a Média Móvel Auto-Regressiva (ARMA – *Auto-Regressive Moving Average*) e seus derivados, por exemplo; as não-paramétricas, como as técnicas de Algoritmos Evolutivos (*Evolutionary Algorithms*), Redes Neurais (*Neural Networks*), lógica Fuzzy, entre outros (PANG et al, 2011).

No que diz respeito à metodologia de Detecção e Isolamento de Falhas, há estudos que buscam otimizar técnicas consolidadas, como é o caso de Fagarasan e Iliescu, 2008, que versam sobre um gerador de resíduos desacoplados através de um vetor de paridade. Em outros trabalhos, como o de Wu, Yao, Peng e Guan, 2017, que exploraram a implementação de um gerador de resíduos com filtro de Kalman e um limiar adaptativo através da *Grey Theory*, observam-se esforços em busca de novas soluções para o problema. Além destes exemplos, há ainda pesquisas direcionadas à ampliação do escopo de sistemas FDI com foco na área de Controle Adaptativo, como é o caso de Alwi, Edwards e Tan, 2011, que propõem um sistema de controle por modos deslizantes tolerante a falhas, cuja habilidade de se adaptar fundamenta-se em um sistema FDI.

## 2.2 Fundamentação Teórica em Manutenção

As três seções seguintes têm a finalidade de proporcionar uma perspectiva da evolução da manutenção industrial, incluindo conceitos básicos deste tópico, bem como prós e contras de cada fase, reservando a maior parte do foco na manutenção preditiva.

### 2.2.1 *Manutenção Corretiva*

A manutenção corretiva é a forma mais tradicional de manter as condições de um sistema, sendo acionada apenas após a falha ou quando há uma mudança de comportamento. Embora limitada, a ação corretiva é justificada pelo custo benefício, destinando-se principalmente a elementos cujo valor agregado ou nível de segurança não compensam uma intervenção regular. Além disso, ao fim da década de 1980, estimava-se que cerca de 5% das paradas de manutenção eram inevitavelmente corretivas, devido ao seu caráter aleatório (MONCHY, 1989).

### 2.2.2 *Manutenção Preventiva*

A manutenção preventiva é uma intervenção prevista, agendada em intervalos menores do que os esperados para panes, visando a reduzir a probabilidade de uma falha ou da perda de qualidade de um serviço prestado. Este tipo de manutenção justifica-se quando a parada súbita de um equipamento gera riscos ou perdas maiores do que o custo de reparo ou substituição do mesmo. Para estimar a viabilidade da manutenção preventiva e determinar a frequência das intervenções é necessário conhecer as leis de degradação do componente, obtidas através de dossiês e históricos. Com a documentação necessária em mãos e uma política de manutenção eficiente em operação, pode-se decidir o melhor indicador de degradação: tempo; número de ciclos; unidades de uso, entre outros (MONCHY, 1989).

### 2.2.3 *Manutenção Preditiva*

Conhecida também como manutenção baseada na condição, é a forma mais sofisticada de conservar o estado de um equipamento, dispensando o conhecimento da lei de degradação e interrompendo a operação apenas quando a condição da máquina se aproxima de um patamar de degradação determinado, já esperado (MONCHY, 1989). Em contrapartida, observa-se que os custos iniciais envolvidos na implementação da manutenção preditiva são maiores do que aqueles praticados em técnicas de manutenção passivas, principalmente devido ao sistema de instrumentação e tratamento de dados, tornando o investimento economicamente inviável em muitos casos. Entretanto, uma avaliação estatística deve ser feita para verificar se, a longo prazo, a manutenção preditiva pode se tornar mais econômica do que a preventiva (MOHANTY, 2015).

A fim de estabelecer uma medida de “saúde” do equipamento, pode-se utilizar diversos tipos de sensores, além de unidades de aquisição e tratamento de dados e softwares para análise e diagnóstico. Embora não seja necessário determinar a lei de degradação da máquina, é preciso conhecer seu padrão de comportamento, a fim de determinar as razões por trás de alguma anomalia. Esses padrões são armazenados em alguma memória não volátil, e a partir das informações contidas nessa base de dados pode-se aplicar, via software, regras matemáticas que exprimem a relação entre o comportamento atual e aqueles já observados. Finalmente, pode-se utilizar esta estimativa para realizar um prognóstico e estimar a vida útil restante do componente (MOHANTY, 2015).

Conforme apontado por Mohanty, 2015, uma vez implementada, as vantagens de uma manutenção ativa são muitas em relação às passivas. Além do já citado fator econômico, que ganha mais impacto em máquinas com maior vida útil, um dos grandes benefícios da manutenção preventiva é a capacidade de melhor gerenciar o cronograma de reparos, a alocação da equipe de manutenção e o volume de peças de reposição no estoque, além de poder identificar problemas na operação, minimizando falhas e aumentando a segurança do operador, o que leva a maiores taxas de produção, lucro e segurança.

Por fim, deve-se atentar ao fato de que o alto investimento inicial não é a única dificuldade por trás da implementação da manutenção baseada na condição. Ainda que grandes avanços tecnológicos tenham aumentado a gama de possibilidades de monitoramento de processos, ainda não se tem dispositivos capazes de coletar dados significativos em qualquer ambiente. Dentre as técnicas mais comuns empregadas neste contexto encontram-se: monitoramento de vibrações; análise de partículas em óleo; análise de corrente em motores elétricos; termografia; ultrassom; radiografia; correntes parasitas e emissão sonora (MOHANTY, 2015).

### **2.3 Fundamentação Teórica em Ferramentas de Análise de Sinais**

As seções a seguir destinam-se a apresentar um breve resumo conceitual das principais ferramentas de análise de sinais empregadas neste trabalho. Embora o entendimento destes tópicos seja fundamental para compreender a metodologia e o estudo de caso, não há pretensão de abrangê-los de forma significativa aqui, ficando a critério do leitor buscar a bibliografia citada, quando em dúvida.

#### *2.3.1 Matriz de Correlação*

Uma matriz de correlação busca quantificar a relação linear entre dados a partir de um critério específico, denominado coeficiente de correlação. De modo geral, o coeficiente de correlação busca expressar a similaridade com uma medida de 0 a  $\pm 1$ , sendo 0 a inexistência de uma correlação linear e  $\pm 1$  uma correlação linear exata positiva ou negativa (LARSON e FARBER, 2010).

O coeficiente de correlação amostral, chamado de coeficiente de correlação produto-momento de Pearson, relaciona duas variáveis com uma medida de força e direção. Essa medida é expressa dividindo-se a covariância dos dados pelo produto do desvio padrão dos mesmos (LARSON e FARBER, 2010).

#### *2.3.2 Análise Espectral*

Um problema de análise espectral consiste em estimar, a partir de uma amostra finita, como a potência do sinal está distribuída em suas componentes periódicas. Uma das maiores áreas de aplicação dessa ferramenta é a análise de vibração, a qual recorre ao domínio da frequência para melhor caracterizar os mecanismos estudados. A análise espectral pode ser abordada de duas formas: a forma paramétrica, em que há uma aproximação matemática para o problema, e a forma não-paramétrica, que dispensa uma descrição formal e manipula os dados de uma maneira mais prática. Especificamente no estudo da densidade espectral de potência, observa-se que os resultados da abordagem não-paramétrica são compatíveis com os resultados paramétricos, mesmo para os casos em que o modelo obtido retrata de forma fiel a realidade, o que gera maior interesse pela abordagem que dispensa a modelagem (STOICA e MOSES, 2004).

### 2.3.3 Periodograma

A definição de periodograma se baseia em uma das interpretações não-paramétricas da Densidade Espectral de Potência, sendo inicialmente utilizado na identificação de periodicidades ocultas - aplicação que lhe originou o nome. Atualmente é um dos componentes fundamentais dos métodos de análise espectral, com diversas modificações que buscam melhorar a qualidade da análise. Atribui-se o nome de Periodograma à Transformada de Fourier do valor esperado da série (no caso discreto) de autocorrelação do sinal, que é o valor estimado da densidade espectral de potência  $S(\omega)$ , expressa pela Equação (1):

$$S(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{t=-\infty}^{\infty} E[y(t)y(t-k)] e^{-i\omega t} e^{i\omega(t-k)}, \quad (1)$$

onde o sinal discreto  $\{y(t); t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$  é uma sequência aleatória,  $E$  é o operador da expectância matemática e o restante da expressão diz respeito à Transformada de Fourier no Tempo Discreto. Esse método busca quantificar a probabilidade que a fração de um sinal tem de refletir a distribuição de potência do sinal completo, através do cálculo da esperança matemática da autocorrelação da amostra, ou seja, estimando a influência mútua média esperada entre os pares (STOICA e MOSES, 2004).

O principal problema do Periodograma é sua alta variância, devida à imprecisão do valor médio entre amostras distantes no tempo e à soma dos erros de estimativa de autocorrelação. Estes efeitos podem ser reduzidos com o truncamento da soma da Equação (1) e a atribuição de pesos para cada intervalo, procedimento conhecido como janela de atraso. O tamanho (em número de amostras) da janela e a forma como os ganhos são distribuídos lhe conferem propriedades distintas, cujo comportamento se aproxima ao de um filtro, anulando todo o sinal, exceto a parcela dentro da janela escolhida. A busca pelo modelo que minimiza a variância da resposta tem interpretação análoga ao problema do filtro ideal, e do mesmo modo motivou a proposta de diversas variações, ainda que, segundo Stoica e Moses (2004), todos os métodos consolidados apresentem desempenho equivalente para amostras de tamanho significativo.

### 2.3.4 Espectrograma

Espectrograma é uma representação visual da forma como as frequências de um sinal variam com o tempo. A técnica tradicional para obter um Espectrograma consiste em dividir o sinal no domínio do tempo em pequenos intervalos aproximadamente estacionários, denominados de janelas deslizantes, e calcular o quadrado do módulo da Transformada de Fourier para cada janela, obtendo assim uma forma de densidade espectral do sinal. Os espectros resultantes são então ordenados de acordo com o intervalo de tempo que lhes deu origem, de modo a refletir a densidade de energia que uma frequência carrega em determinado período, gerando um gráfico tridimensional com eixos associados a tempo, frequência e energia, esta última comumente relacionada à unidade Decibel (SANDSTEN, 2016).

A precisão do Espectrograma depende muito da forma como o sinal é dividido, atentando ao compromisso entre a precisão no tempo e no domínio da frequência: a representação em frequência de um sinal periódico através da Transformada de Fourier

exige idealmente que infinitas amostras sejam computadas, resultando em um conjunto de impulsos no domínio da frequência. Conforme o número de amostras é reduzido, os impulsos tendem a se alargar, deixando uma margem de imprecisão quanto à real frequência que o originou. Ao fragmentar a amostra em intervalos menores tem-se uma crescente resolução temporal, porém a precisão em frequência torna-se pior, caracterizando assim uma dualidade tempo-frequência. Foram propostos diversos modelos de janelas deslizantes (como a janela retangular, de Hamming, de Blackman e outras), cada uma para uma situação específica, visando a minimizar os efeitos da dualidade, embora estes não possam ser completamente eliminados (HLAWATSCH e AUGER, 2008).

## **2.4 Fundamentação Teórica em Detecção e Isolamento de Falhas**

A última seção relativa à fundamentação teórica expõe a teoria de Detecção e Isolamento de Falhas, com foco no método do Vetor de Paridade para geração de resíduos, incluindo um tópico sobre limiar adaptativo, que diz respeito à etapa de tomada de decisão. Visto que o foco do trabalho gira em torno deste assunto, mais detalhes serão fornecidos ao longo do texto, em especial na metodologia.

### *2.4.1 Detecção e Isolamento de Falhas*

Um sistema de Detecção e Isolamento de Falhas consiste em uma abordagem do paradigma de predição de falhas voltada para a área de engenharia de controle. Conforme a Federação Internacional de Controle Automático (IFAC), detecção e isolamento de falhas consiste em determinar a existência de falhas em um sistema, o tempo em que elas ocorreram, o local e o tipo de falha. Um sistema FDI pode ser desenvolvido de forma paramétrica, através de um modelo matemático; ou não-paramétrica, por meio de técnicas de classificação como redes neurais, por exemplo. A metodologia baseada em modelo ainda pode ser dividida em dois grupos: o que emprega um algoritmo de estimativa e o que trabalha com resíduos.

Em um sistema de Detecção e Isolamento de Falhas por meio de resíduos, respostas provenientes de um modelo matemático são comparadas com sinais medidos por sensores, e a diferença entre ambos gera um erro. Este erro é nomeado resíduo, o qual deve ser zero se o sistema estiver operando em condições nominais e sem falhas; e diferente de zero se houver alguma irregularidade. A fim de evitar falsos alarmes, a diferença percebida pelo sistema tem uma tolerância, podendo inclusive ser dividida em níveis de criticidade, que também influenciam na tomada de decisão frente a uma falha. A metodologia dos resíduos é bem-sucedida na detecção e no isolamento de falhas, embora dificilmente ofereça maiores detalhes sobre as mesmas (ALWI et al, 2011).

### *2.4.2 Vetor de Paridade*

As técnicas baseadas em geração de resíduos diferenciam-se basicamente pela forma como este é gerado, sendo as ferramentas mais comuns: Observador de Estados; Fatoração da Função de Transferência; Estimação de Parâmetros e Vetor de Paridade. Embora uma abordagem por espaço de estados possa ser desenvolvida a fim de alcançar um sistema de detecção robusto (insensível a erros de modelagem), sua complexidade também é maior. As demais metodologias envolvem projetos de menor complexidade, porém não diferenciam falhas de erros de modelagem, ou seja, o resíduo é fruto de ambos (CHEN e PATTON, 1999).

O Vetor de Paridade, ou Equação de Paridade, é uma herança da redundância física de sensores em sistemas de alta criticidade, nos quais as medidas de ao menos dois sensores eram comparadas a fim de alertar que um falhou. Com a evolução computacional, a redundância direta foi substituída pela indireta, e o sinal do sensor redundante passou a ser comparado com uma estimativa calculada a partir do modelo do sistema, assumindo então a forma genérica:  $resíduo = calculado - medido$ . Um diagrama de blocos genérico para um sistema FDI com resíduo gerado a partir de uma Equação de Paridade é apresentado na Figura 1 (CHEN e PATTON, 1999).

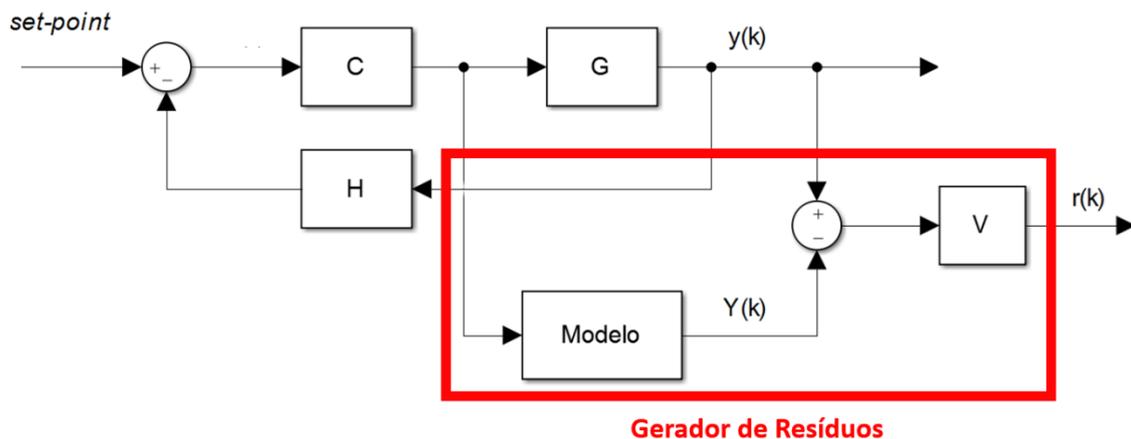


Figura 1. Gerador de Resíduos por Vetor de Paridade (Adaptado de CHEN e PATTON, 1999)

No diagrama, C, G e H representam o controlador, a planta real e o sistema de realimentação, respectivamente. Compõem o gerador de resíduos o bloco Modelo, que corresponde ao modelo da máquina, e V, que é um vetor de pesos usado para destacar resíduos gerados com sinais de sensores mais confiáveis, ou para compensar diferenças na magnitude dos sinais. Quanto aos sinais: *set-point* é um valor de referência para a planta;  $y(k)$  é o valor de saída da planta;  $Y(k)$  é o valor de saída estimado, calculado através do modelo, e  $r(k)$  é o valor de resíduo gerado, que se apresenta na forma de um vetor, com um elemento para cada variável de saída.

### 2.4.3 Limiar Adaptativo

Parte essencial do sistema de Detecção e Isolamento de Falhas obtido por vetor de paridade é especificar o maior valor aceitável de resíduo, ou seja, qual a diferença máxima entre o sinal calculado e o medido em condições nominais. Esse limite diz muito sobre a sensibilidade do sistema, sendo que um valor muito conservador pode levar à omissão de falhas, e um valor muito baixo pode acarretar em falsos positivos. Essa condição é agravada em sistemas cuja dinâmica varia muito, podendo se tornar impraticável de acordo com a faixa de operação desejada.

Tendo em vista as principais dificuldades do limiar fixo, constitui uma opção para alcançar um sistema mais robusto o emprego de um limiar adaptativo. De modo geral, atribui-se este título a qualquer sinal de referência cujo valor seja recalculado em cada instante de tempo, de modo a agir como uma curva de envelope para o resíduo. A Figura 2 ilustra a diferença entre o limiar fixo e o adaptativo, além de ilustrar os dois principais problemas da ferramenta convencional e a forma como o recurso ajustável os contorna.

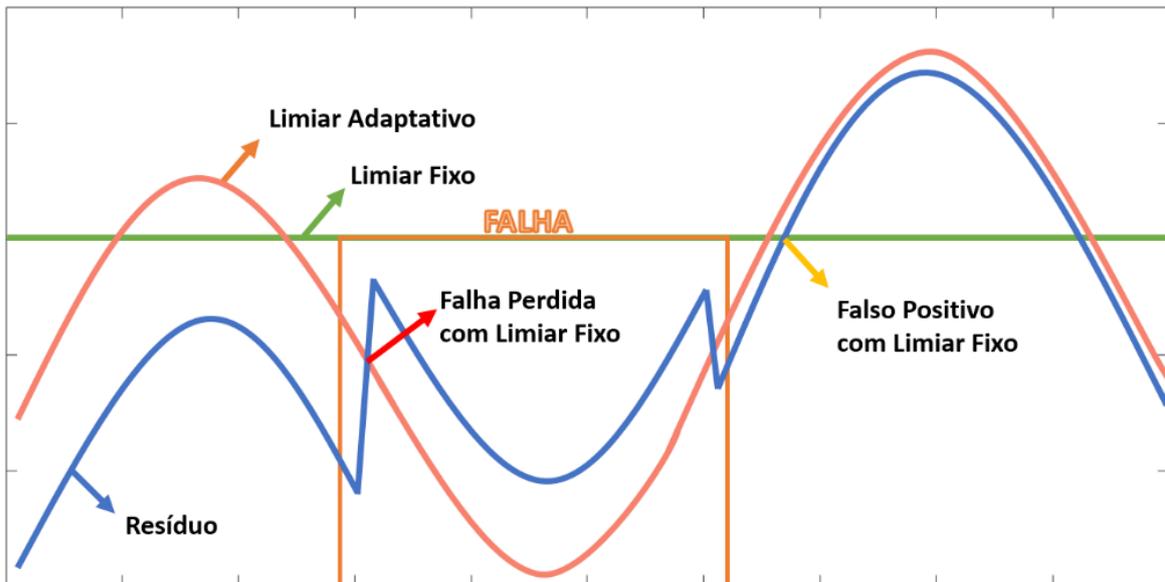


Figura 2. Diferença entre limiar fixo e adaptativo (adaptado de CHEN e PATTON, 1999)

Embora não seja uma medida suficiente para classificar o sistema FDI como robusto, atribui-se ao limiar adaptativo a classificação de robustez passiva, visto que um algoritmo eficiente pode melhorar significativamente a precisão na detecção das falhas (CHEN e PATTON, 1999).

#### 2.4.4 Isolamento de Falhas

No contexto de um sistema FDI baseado em modelo, isolar uma falha geralmente implica em determinar o local, o sensor ou o atuador que a apresentou. Dependendo de como o gerador de resíduos foi implementado, pode-se isolar uma falha através de uma metodologia paramétrica, verificando qual sensor foi responsável por exceder o limiar de detecção; ou não paramétrica, com alguma lógica de comparação entre comportamentos registrados e aquele observado no momento da falha. A título de exemplo, pode-se citar duas abordagens: a paramétrica, de resíduos estruturados, propõe que o resíduo seja sensível a um conjunto de falhas, enquanto insensível às demais, de modo que seja possível eliminar todas as possibilidades, até que reste apenas uma; já a não-paramétrica, de vetor de resíduos de direção fixa, propõe que cada falha se apresenta em um subespaço do espaço de resíduos, sendo previamente registrada, de modo que para associar um comportamento a uma falha basta calcular qual delas se aproxima mais da orientação atual do vetor de resíduos (CHEN e PATTON, 1999).

### 3 Materiais e Métodos

A primeira seção deste capítulo tem por objetivo apresentar os principais equipamentos empregados no desenvolvimento deste trabalho, incluindo os componentes mecânicos, hidráulicos, sensores, hardware e software. A segunda parte expõe algumas premissas e cita técnicas de análise de vibração, mas mantém o foco na descrição do procedimento desenvolvido para obter o vetor de paridade e um valor escalar para o resíduo, além de explicar o limiar adaptativo usado na detecção de falhas e a metodologia de isolamento.

#### 3.1 Descrição dos Equipamentos

Visto que o foco deste trabalho se resume ao desenvolvimento de uma ferramenta genérica de detecção e isolamento de falhas, optou-se por omitir detalhes sobre o objeto usado como estudo de caso e sua instrumentação. Apesar disso, entende-se que é necessário contextualizar o ambiente de trabalho para a melhor compreensão dos experimentos e testes descritos no Capítulo 4. Assim, o próximo parágrafo traz uma explicação sucinta da Plataforma de Stewart, incluindo referências com informações específicas do equipamento estudado, seguida de um inventário de seus componentes hidráulicos, hardware (incluindo os sensores utilizados neste trabalho) e software.

##### 3.1.1 Plataforma de Stewart

Descrito por Stewart, 1965, o robô paralelo em questão é originalmente composto por um triângulo plano (a plataforma), cujos cantos são conectados por juntas de três graus de liberdade (GDL) a elos com movimento linear, por sua vez ligados a outro par de juntas com dois GDL fixadas a bases em duas alturas. Este primeiro modelo destinava-se a servir como simulador de voo, embora o autor tenha deixado claro que esta configuração espacial de elos e juntas poderia servir como conceito fundamental para outras aplicações. O equipamento utilizado neste estudo consiste em uma dessas variações, ilustrada na Figura 3, que contempla um sistema com duas plataformas, sendo este trabalho desenvolvido apenas para a plataforma inferior, empregada como simulador (VALENTE, 2016).

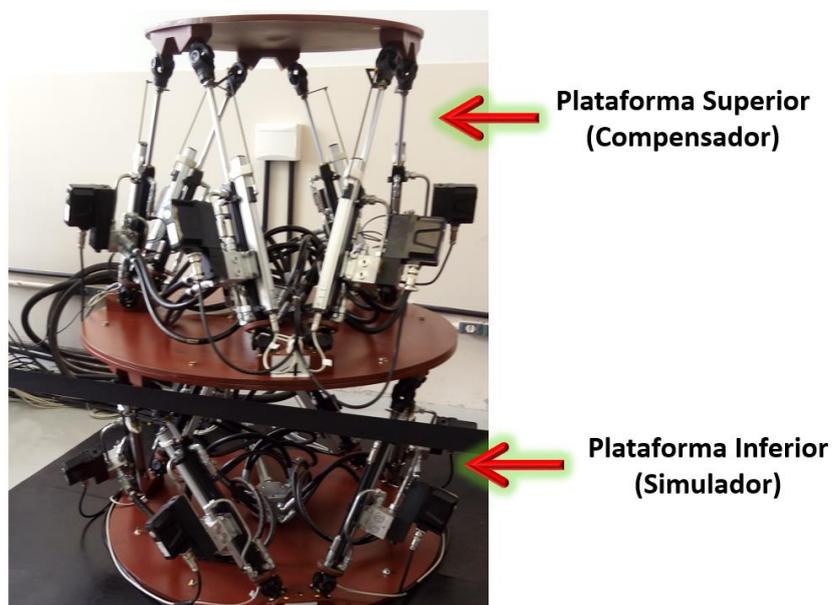


Figura 3. Conjunto de manipuladores paralelos tipo Plataforma de Stewart

Este conjunto foi desenvolvido e construído pelo Laboratório de Mecatrônica e Controle (LAMECC), associado ao Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. A configuração com duas plataformas foi projetada para funcionar especificamente como simulador e compensador de movimentos, sendo ambas muito semelhantes, dispendo de 6 elos com movimento linear e acionamento hidráulico, além de juntas esféricas nas duas extremidades. O curso total de movimento da plataforma inferior varia de 0,745 até 1,25 m de altura, e o raio das bases é de 0,535 m (PERONDI et al, 2017).

### 3.1.2 Sistema Hidráulico

O sistema de acionamento de cada plataforma conta com seis atuadores hidráulicos lineares de dupla ação, sendo o curso total dos atuadores da plataforma inferior de 0,4 m. Cada atuador tem suas respectivas válvulas direcionais proporcionais e um par de sensores de pressão, todos da empresa Parker, cuja pressão máxima de trabalho é de  $2 \cdot 10^4$  kPa. Além dos atuadores, a unidade hidráulica da empresa Hidraultec e seus elementos (como motor elétrico e sistema de acionamento por inversor, válvulas, mangueiras, etc) também compõem o sistema hidráulico (PERONDI et al, 2017).

### 3.1.3 Unidade de Medição Inercial

Todos os dados utilizados durante as análises em frequência, no projeto e na validação do sistema de detecção e isolamento de falhas provêm de uma unidade de medição inercial (UMI) Ellipse2-A, da empresa SBG Systems. Dentre as principais características deste equipamento, destacam-se os três giroscópios, três magnetômetros e três acelerômetros, além de um filtro de Kalman estendido para melhorar a precisão mesmo em situações estáticas.

### 3.1.4 Hardware e Software

Além dos periféricos eletrônicos necessários para segurança durante a operação da plataforma, algumas placas de aquisição analógicas compostas basicamente por filtros e amplificadores de instrumentação compõem o sistema de aquisição de sinais. Ainda assim, o elemento principal neste quesito é a unidade de prototipagem MicroLabBox, da empresa dSPACE, que é responsável por realimentar o sistema de controle e enviar comandos para as servoválvulas hidráulicas.

Para compatibilizar com o hardware fez-se uso do software ControlDesk, também da dSPACE, cujo ambiente remonta a ideia de um painel de controle, além de oferecer uma estrutura de programação modular com diversos blocos funcionais para comunicação, análise de dados e acesso a plataformas de simulação como o Simulink. Para atender funções personalizadas, é possível programar o conteúdo dos blocos em Python.

Por fim, para o projeto e desenvolvimento do sistema de detecção e isolamento de falhas, empregou-se o software Matlab, da Mathworks, amplamente difundido no cenário da engenharia. Além de contar com inúmeras funções matemáticas em diferentes áreas como estatística, análise espectral e vetorial, o software dispõe de recursos gráficos para auxiliar no desenvolvimento de projetos e avaliação de resultados.

## 3.2 Metodologia Empregada

Após uma breve introdução às práticas tradicionais de análise de condição de máquinas, descreve-se em detalhe o desenvolvimento da principal proposta deste trabalho, que consiste em uma variação no cálculo do limiar adaptativo, inspirada no exemplo oferecido por Chen e Patton, 1999, estendendo a ideia da compensação linear na variação da perturbação para o caso não-linear, através de uma equação de compensação dinâmica, apresentada na Seção 3.2.3. Antes, porém, busca-se esclarecer sobre a escolha do sinal de referência, bem como as etapas de tratamento de sinal necessárias para transformá-lo em uma curva de envelope do sinal de resíduo. Por fim, expõe-se de modo sucinto a metodologia de isolamento de falhas baseada em resíduos direcionais.

### 3.2.1 Análise de Vibração

A fim de avaliar a saúde de máquinas durante seu funcionamento, sensores devem ser instalados para coletar dados relevantes – como ruído, vibração, temperatura, consumo de corrente e outros. Grande parte das técnicas usadas no monitoramento de equipamentos mecânicos envolve análise de vibração, que é usualmente medida através de acelerômetros piezoelétricos de contato. A vibração é essencialmente a representação do movimento de um corpo oscilando em torno de um ponto médio, de modo que é intrínseca a qualquer objeto e, portanto, consiste em um parâmetro universal de análise, além de permitir uma avaliação individual de cada componente dinâmico, uma vez que cada um vibra em uma frequência característica (MOHANTY, 2015).

Uma vez concluída a instrumentação, a metodologia de análise também precisa ser definida. No caso da análise de vibração, há uma associação clássica com a análise no domínio da frequência (no caso estacionário) ou no domínio tempo/frequência (no caso não estacionário). Dentre as diversas ferramentas disponíveis neste meio, encontram-se a transformada rápida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*), o espectrograma, o espectro de potência, as transformadas *Wavelet* e outros. A escolha apropriada dos sinais coletados e da técnica de análise depende das características do equipamento estudado e, apesar da extensa bibliografia sobre análise de vibração em máquinas rotativas, a dificuldade em generalizar os demais casos implica em incertezas sobre o procedimento mais apropriado, levando à necessidade de avaliar experimentalmente as possibilidades.

### 3.2.2 Vetor de Paridade e Resíduo

Antes de explorar as técnicas paramétricas de detecção de falhas, é necessário obter um modelo do sistema que se deseja supervisionar. A modelagem matemática é uma área abrangente de difícil generalização, conseqüentemente foge ao escopo deste trabalho entrar em detalhes sobre este tópico. Cooperar como justificativa para a abstenção de mais informações a vasta bibliografia sobre a cinemática da Plataforma de Stewart, revisada em detalhes nos trabalhos de Valente, 2016, e García, 2015, que versam sobre o mesmo equipamento alvo deste estudo, incluindo os atuadores hidráulicos, a cinemática direta e inversa, a análise dinâmica e as características não-lineares da plataforma.

Partindo da premissa de que o modelo é conhecido e de que já existe um sistema de aquisição de dados, é necessário definir a metodologia de detecção de falha. De modo geral, a literatura converge para o mesmo princípio: a quantificação da diferença entre as medidas esperadas e observadas, sendo a distinção entre os métodos exclusivamente o meio de obter essa diferença (CHEN e PATTON, 1999). Embora a descrição das principais

técnicas seja de interesse, fica a critério do leitor buscar informações na bibliografia citada. Em suma, a escolha do vetor de paridade para este trabalho se deve à sua simplicidade frente às outras opções, além da possibilidade de alcançar um desempenho robusto através de uma ferramenta de decisão adaptativa.

Segundo Chen e Patton, 1999, a abordagem por vetor de paridade pode ser usada para obter um conjunto estruturado de resíduos, empregados tanto na detecção quanto no isolamento da falha. Em sua forma mais clássica, o vetor de paridade  $VP(k)$  é composto por equações de paridade independentes, com a estrutura da Equação (2):

$$VP(k) = C(k) - M(k) + \xi(k) \quad , \quad (2)$$

onde  $C(k)$  é o vetor de variáveis calculadas,  $M(k)$  é o vetor de variáveis medidas e  $\xi(k)$  é um vetor de incertezas, incluindo erros de modelagem e ruído. Idealmente  $C(k)$  e  $M(k)$  são iguais, enquanto  $\xi(k)$  é zero, ou seja,  $VP(k)$  é nulo quando não há falhas ou incertezas.

Dentre as diferentes formas de trabalhar com o resíduo proveniente das equações de paridade, evitou-se manipular diretamente o modelo matemático, preferindo um algoritmo semelhante à abordagem por resíduos de direção fixa (GERTLER, 1992). Entretanto, no lugar de atribuir um valor escalar e uma orientação para cada falha, propõe-se aqui que um valor escalar englobe todas as falhas e, a partir da detecção, as mesmas sejam identificadas através da correlação com as falhas previamente registradas. Essa adaptação se deve em parte pela carência de histórico, somada ao entendimento de que a fusão da informação de diversos sensores resulta em dados com maior potencial de caracterizar a condição do equipamento (FACCIN, 2011). Finalmente, testaram-se algumas soluções visando à compressão da informação do vetor de paridade em uma única grandeza escalar, de modo que a diferença na amplitude de intervalos com e sem falha fosse maximizada, o que levou à Equação (3):

$$r = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (C(i) - M(i) + \xi(i))^2} \quad , \quad (3)$$

que é o valor RMS do vetor de paridade, sendo o resíduo  $r$  uma grandeza escalar e  $m$  o total de variáveis usadas na detecção.

### 3.2.3 Limiar Adaptativo

Uma das máximas da modelagem matemática diz que não há modelo perfeito, apenas bons modelos, o que significa que o resíduo obtido com a equação de paridade (salvo por mero acaso) jamais será zero, mesmo em condições nominais. Às técnicas que buscam minimizar estes efeitos atribui-se o título de gerador de resíduo robusto, e envolvem uma complexidade significativamente maior do que o vetor de paridade, por exemplo. Ainda assim, pode-se alcançar um desempenho equivalente ao do gerador de resíduo robusto através de algoritmos inteligentes na fase de decisão, caracterizando uma detecção de robustez passiva (CHEN e PATTON, 1999). O limiar adaptativo integra este grupo de soluções, e usa informações sobre o comportamento esperado do sistema para ponderar antes da tomada de decisão. De modo geral, independentemente do método escolhido, a concepção da ferramenta adaptativa de avaliação do resíduo pode ser dividida em duas etapas: escolha do sinal de referência e função matemática do limiar.

No que diz respeito ao sinal de referência, ou seja, a base do limiar, primeiramente faz-se necessário definir quais sinais serão empregados para sua realização. Seguindo a filosofia de fusão da informação, recomenda-se o uso de um filtro complementar para ponderar a influência de cada sinal, atribuindo um valor maior para variáveis mais sensíveis a falhas. Este filtro tem o formato da Equação (4):

$$ref = v(k) \sum_{i=1}^k s(k) \quad , \quad (4)$$

sendo  $ref$  a referência que será usada no cálculo do limiar,  $v(k)$  um coeficiente de 0 a 1, cuja soma para todos os valores de  $k$  tem que ser igual a 1, e  $s(k)$  os sinais de saída calculados pelo modelo a partir do sinal de controle.

Antes de definir a expressão final da referência, é necessário adequá-la à aplicação. A descrição a seguir busca generalizar o problema e oferecer uma ideia do formato desejado, ilustrado nas figuras 4, 5 e 6, que exemplificam a evolução do sinal:

- Primeiramente deve-se operar o sinal com um filtro passa-altas, a fim de remover parcelas constantes da referência, uma vez que constantes se anulam na equação de paridade. Este filtro não deve atenuar as dinâmicas mais lentas do sistema, mas precisa reduzir as componentes de frequência nula.

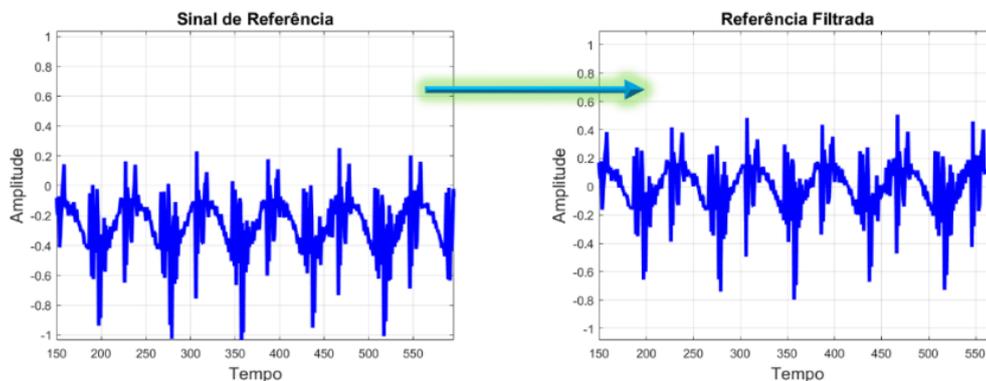


Figura 4. Evolução de um sinal de referência processado com filtro passa-altas

- O segundo procedimento resume-se a calcular o valor absoluto da referência. Justifica-se este passo pelo fato de que o resíduo jamais é negativo, visto que é calculado com o valor RMS do vetor de paridade.

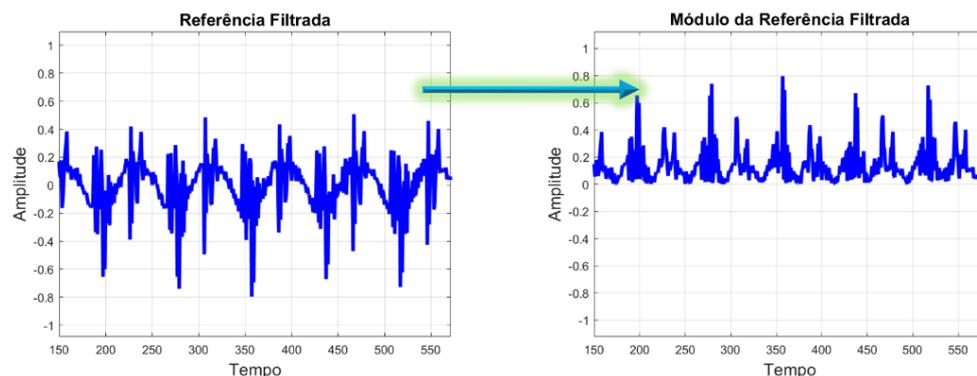


Figura 5. Evolução do sinal com o cálculo do módulo

- A última etapa consiste em filtrar novamente o sinal, dessa vez com um filtro passa-baixas. A dinâmica mais rápida do sistema é uma boa aproximação inicial para a frequência de corte, que deve ser ajustada experimentalmente até chegar a uma curva suave, sem descartar componentes da dinâmica fundamental.

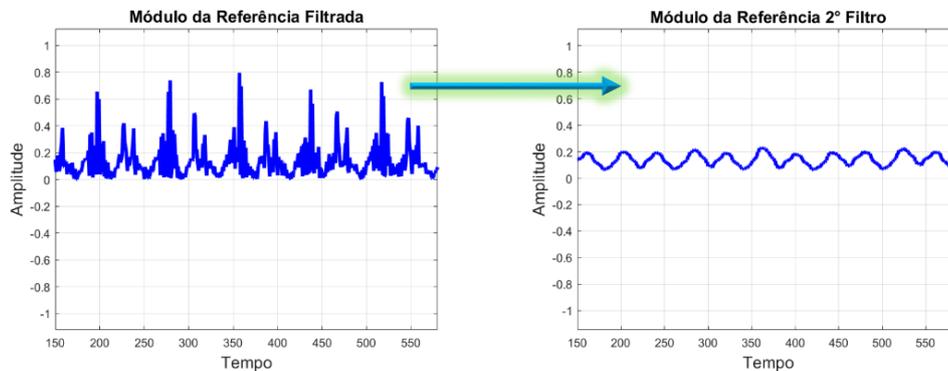


Figura 6. Evolução do sinal com o filtro passa-baixas

A topologia do filtro é indiferente, desde que os objetivos sejam alcançados. Não obstante, deve-se atentar ao efeito de filtros de resposta finita ao impulso (FIR – *Finite Impulse Response*), que atrasam significativamente o sinal processado em relação ao original. No caso do limiar adaptativo, é imprescindível que este esteja em fase com o resíduo, o que leva à necessidade de uma compensação adicional. Uma opção é criar um sinal virtual a partir de valores passados do resíduo, de modo que o limiar processado e o resíduo atrasado estejam em fase. Neste caso deve-se estar ciente de que a detecção da falha também será proporcionalmente retardada, restando ao projetista avaliar se este atraso é ou não tolerável para o sistema.

Encerrada a etapa de escolha e condicionamento do sinal de referência, pode-se passar para o desenvolvimento da equação do limiar adaptativo. Embora o resultado obtido na Figura 6 possa ser empregado como base para o limiar, bastando para isso multiplicá-lo por um ganho estático para compensar a atenuação dos filtros e as perturbações, esta versão da ferramenta não seria capaz de compensar de forma efetiva as variações na dinâmica do equipamento. Esta observação é evidenciada pela seguinte descrição: suponha que os erros de modelagem e ruído somem 10% do valor de amplitude do sinal de resíduo para dinâmicas com frequência elevada; ao desacelerar esta máquina, percebe-se que estes erros passam a representar 50% do valor de resíduo. Neste exemplo, a relação de amplitude entre o resíduo e as perturbações do sistema diminui significativamente quando a máquina é mais exigida, e decai de forma não linear quando a dinâmica é lenta.

Para adequar a sensibilidade do limiar à dinâmica, o ganho precisa refletir o que se está exigindo do sistema. Além disso, deve-se estabelecer uma equação matemática que descreva como a influência das perturbações impacta no valor de resíduo. Existem algumas opções de variáveis que podem fazer o papel de ganho dinâmico, como o sinal de controle, por exemplo. Entretanto, seria necessário processar esse sinal de forma semelhante ao que já foi feito para o sinal de referência. Em vez disso, sugere-se o uso da própria referência escolhida, que foi selecionada e processada justamente por refletir a dinâmica do sistema.

Uma vez que se tenha definido o sinal que vai fornecer informações a respeito da forma como as perturbações influenciam no sinal de resíduo (sendo preferível o uso do sinal de referência), alguns elementos chave são necessários para descrever uma equação capaz de compensar essa diferença. Neste estudo, propõe-se usar três informações: o valor de máximo e o valor de mínimo do sinal de referência, que quantificam o maior e menor esforço, respectivamente, e um valor estimado de limiar fixo, que pode ser obtido de forma qualitativa (análise gráfica) ou por meio de alguma técnica de otimização. O problema então se resume a encontrar uma expressão que faça com que os valores de máximo e mínimo da referência se aproximem do limiar fixo escolhido, mantendo a amplitude do restante da região englobada por estes dois pontos oscilando no entorno desta constante. A Figura 7 traz uma representação gráfica desta proposta e do funcionamento da ferramenta como um todo.

Conforme sugerido, emprega-se na expressão que definirá a faixa de valores do limiar adaptativo uma função da referência, a qual multiplica o próprio sinal de referência, para um dado intervalo de operação. Uma descrição matemática da ferramenta é apresentada na Equação (5):

$$\begin{cases} ref(c_{máx}) + c = l_a & , & ref > ref_{máx} \\ ref(c_{mín}) + c = l_a & , & ref < ref_{mín} \\ ref(f(ref)) + c = l_a & , & ref_{mín} < ref < ref_{máx} \end{cases} \quad (5)$$

onde  $f(ref)$  é uma função do sinal de referência,  $c_{máx}$  e  $c_{mín}$  são os valores desta função nos pontos  $ref_{máx}$  (maior valor da referência) e  $ref_{mín}$  (menor valor da referência), respectivamente,  $l_a$  é o valor do limiar adaptativo e  $c$  é uma constante. A constante  $c$  compensa o valor das perturbações quando o sistema se encontra parado, e é obtida analisando o valor do resíduo nessa condição.

Embora a função  $f(ref)$  seja essencialmente um ganho linear, ou seja, uma equação de reta, o verdadeiro objetivo deste ganho é aproximar os valores do sinal de referência da constante selecionada como limiar fixo ideal. Assim, emprega-se a estrutura clássica de uma reta e calculam-se seus parâmetros através da equação completa, que resulta em uma parábola, representada na Equação (6):

$$\begin{cases} ref_{máx} (x + y(ref_{máx})) = l_{fixo} \\ ref_{mín} (x + y(ref_{mín})) = l_{fixo} \end{cases} \quad (6)$$

sendo  $l_{fixo}$  uma estimativa do limiar fixo ideal, enquanto  $x$  e  $y$  são os parâmetros constante e variável do ganho dinâmico, respectivamente. Ilustra-se este procedimento e o resultado na Figura 7.

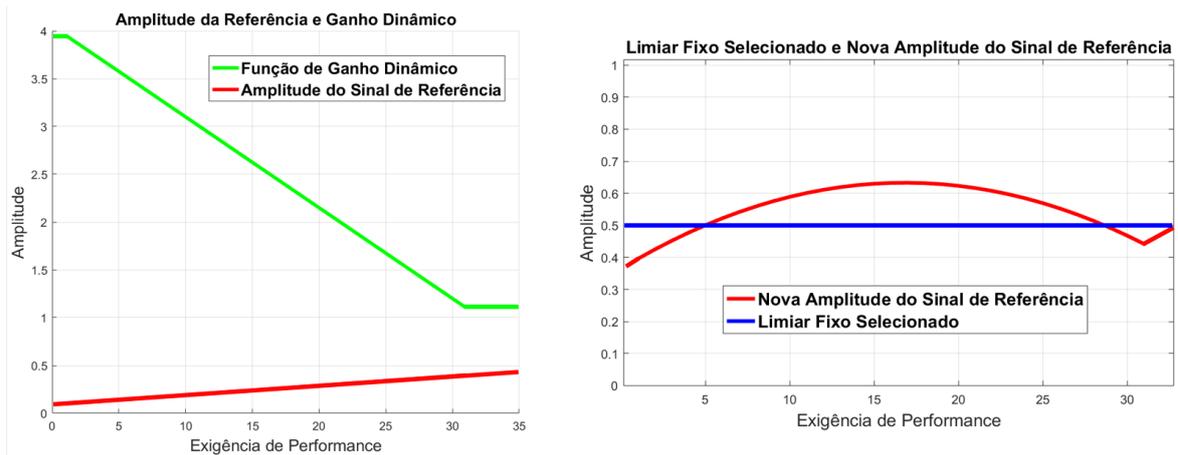


Figura 7. Transformação do sinal de referência

Deve-se ressaltar que esta aproximação não é a única possível; outras funções podem ser utilizadas para adaptar a amplitude da referência. Além disso, pode-se ajustar a sensibilidade do limiar adaptativo obtido alterando apenas o limiar fixo desejado e recalculando as constantes do ganho dinâmico. São necessárias modificações se o sistema exigir uma gama maior de valores para se adequar às diferentes performances, por exemplo. Por fim, observa-se que o resultado obtido não significa que o limiar ficou estático, mas sim limitado a uma faixa de valores desejados.

### 3.2.4 Isolamento por Resíduos Direcionais

Embora a técnica de identificação de falha não esteja condicionada à utilizada na detecção, a metodologia usada até aqui direciona os esforços de isolamento das falhas à técnica de resíduos direcionais. Conforme descrito por Chen e Patton, 1999, há diferentes interpretações para esta abordagem, embora todas partam da premissa de que cada grupo de falhas tem uma assinatura própria, que pode ser descrita em termos da distribuição de sua energia entre as grandezas medidas. A Figura 8 ilustra o enunciado, usando como exemplo genérico três sinais que, combinados, resultam em um vetor cuja orientação se assemelha com a de uma falha previamente registrada.

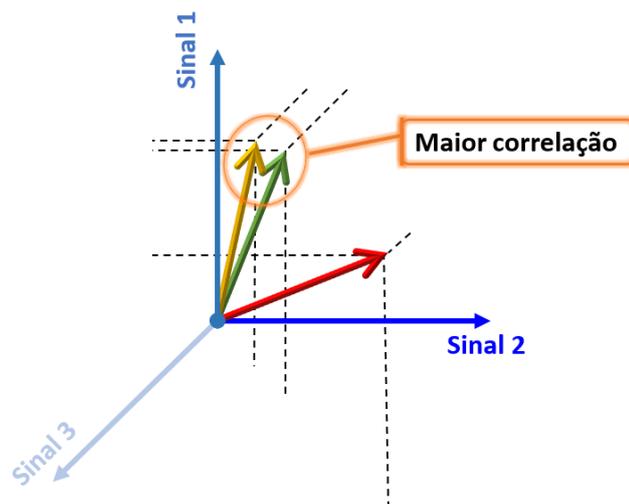


Figura 8. Vetor de Resíduos Direcionais comparado a falhas registradas

Tratando o problema de quantificação da semelhança entre vetores especificamente pela ótica matemática, a literatura propõe o cálculo da correlação entre cada uma das possibilidades, sendo associada a falha àquela que apresentar maior correlação. Antes, porém, é necessário insensibilizar o mecanismo de isolamento quanto à magnitude dos vetores que caracterizam a falha, calculando a projeção normalizada dos mesmos. A Equação (7) expressa a correlação entre dois vetores usando a norma de ambos:

$$corr(u,U) = \frac{\sum_{i=1}^n \left[ \frac{u_i}{\|u\|} - \overline{\left( \frac{u}{\|u\|} \right)} \right] \left[ \frac{U_i}{\|U\|} - \overline{\left( \frac{U}{\|U\|} \right)} \right]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \left[ \frac{u_i}{\|u\|} - \overline{\left( \frac{u}{\|u\|} \right)} \right]^2 \sum_{i=1}^n \left[ \frac{U_i}{\|U\|} - \overline{\left( \frac{U}{\|U\|} \right)} \right]^2}}, \quad (7)$$

onde  $n$  é o número de sensores lidos;  $u_i$  são os elementos do vetor de medidas  $u$ , que pode ser interpretado como o conjunto de medidas dos sensores, e  $U_i$  são os elementos de  $U$ , que é o vetor da falha cuja correlação com  $u$  ( $corr(u,U)$ ) se deseja estimar (CHEN e PATTON, 1999).

## 4 Estudo de Caso

Este capítulo destina-se à descrição completa de todos os experimentos, testes, tratamentos de sinal e cálculos de parâmetros de equações relacionados ao desenvolvimento deste trabalho. Na ausência de outra justificativa apresentada no corpo do texto, deve-se relacionar as definições deste capítulo aos seguintes motivos: visto que o equipamento em questão também estava sendo usado em outras pesquisas, algumas variáveis de projeto estavam pré-definidas, como é o caso do posicionamento da IMU e da frequência de amostragem, estipulada em 1 kHz para o desenvolvimento do sistema de controle; por se tratar de um equipamento novo no período em que se iniciou este trabalho, a máquina não dispunha de histórico de falhas ou qualquer dado de operação; devido ao desconhecimento dos modos de falha e tendência de desgaste de peças, qualquer afirmação em relação à periodicidade de manutenção e vida útil seria especulativa; não havia disponibilidade de peças desgastadas ou avariadas para usar no estudo do comportamento da plataforma e, por fim, havia ainda o receio dos problemas que uma simulação de falha poderiam causar, tanto para a integridade do equipamento quanto dos pesquisadores.

Finalizadas as devidas considerações, expõe-se o conteúdo a seguir em duas partes: a primeira trata da abordagem por análise em frequência, que é o método clássico de estimativa de saúde de equipamentos, incluindo a formulação de algumas hipóteses para os problemas encontrados; a segunda expõe um passo a passo completo da aplicação da metodologia descrita nas seções 3.2.2 e 3.2.3, incluindo representações gráficas da evolução do sistema de detecção e isolamento de falhas.

### 4.1 Análise em Frequência

Para a primeira atividade desenvolvida com o intuito de caracterizar a Plataforma de Stewart quanto ao seu comportamento no domínio da frequência, realizou-se um experimento em que seis amostras de vibração foram coletadas. Optou-se por utilizar um movimento de sobe/desce como referência, com períodos de oscilação de 10, 20 e 40 segundos, fundamentando-se nos estudos de Mello, 2011, que estimou períodos superiores a 5 segundos para as ondas na costa brasileira. As três primeiras amostras constituem o conjunto chamado “normal”, representando o comportamento sem falha; as demais compõem o conjunto “falha”, em que três chumbadores mecânicos da base da plataforma foram afrouxados para emular um desvio. Optou-se por estudar apenas os sinais de aceleração angular – arfagem, rolagem e guinada – devido a incertezas de calibração da UMI. Por fim, destaca-se que o intuito deste experimento teve caráter averiguatório e, portanto, baseou-se em análises qualitativas para investigar as frequências naturais de vibração da plataforma e avaliar a possibilidade de distinguir os comportamentos emulados com as respostas em frequência.

Visto que a periodicidade do movimento é igual ou superior a 10 segundos, empregou-se um filtro digital passa-alta do tipo Butterworth com frequência de corte em 0,25 Hz e atenuação de 80 dB na frequência de corte. O filtro foi implementado com a ferramenta de desenvolvimento de filtros do Matlab, e visa à redução da influência do movimento fundamental no sinal. Após filtrado, buscou-se uma resolução tempo/frequência que permitisse distinguir os aspectos do sinal em ambos os domínios. Dentre as diversas combinações, apresenta-se na Figura 9 o espectrograma obtido com a função *spectrogram*, usando uma janela de Hamming com aproximadamente uma divisão por segundo,

sobreposição de 96% entre janelas e  $2^{12}$  pontos de FFT. Observa-se que não há diferença significativa no espectro, entretanto esta é apenas uma opção que preza mais a distinção das frequências do que o momento em que as falhas ocorrem no tempo.

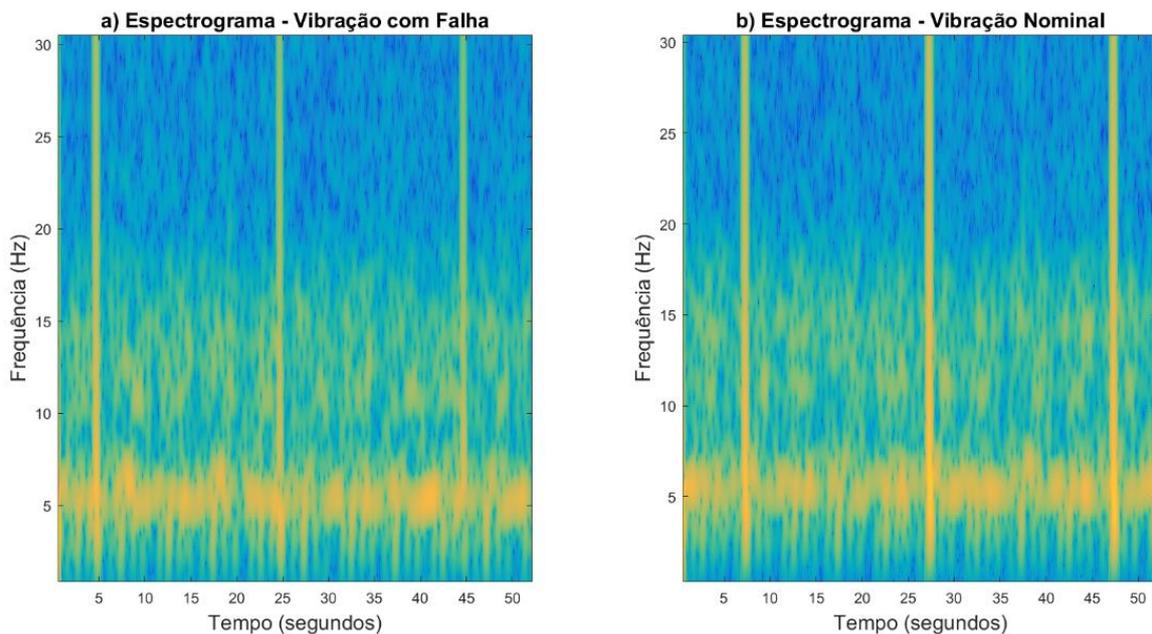


Figura 9. Espectrogramas dos sinais de vibração no ângulo de rolagem com movimentos de sobe/desce e 10 segundos de período, com falha (a) e normal (b)

Na sequência destes experimentos realizou-se uma nova bateria de ensaios de vibração, desta vez com uma simulação de falha de maior gravidade para o desempenho da plataforma: a perda do sinal de controle em um dos atuadores. Esse efeito foi emulado ajustando o sinal de controle de apenas um atuador para zero, enquanto os demais seguiam uma trajetória de sobe/desce ou de onda. Durante as 3 trajetórias de sobe/desce com falha, o atuador 2 foi referenciado em zero, e na trajetória de onda fez-se o mesmo para o atuador 6. Ao todo, registraram-se: 6 ensaios com trajetórias de sobe/desce com períodos de 8, 16 e 32 segundos; um ensaio com trajetória de onda e período de 8 segundos e um com trajetória de onda e compensação da plataforma superior, com período também de 8 segundos, totalizando 4 ensaios com simulação de falha e 4 ensaios nominais.

Além da análise espectral, análoga à apresentada na Figura 9, empregaram-se outras ferramentas para caracterizar o sinal. A fim de identificar frequências de maior influência fez-se uso do periodograma, com a função *periodogram*, também do Matlab. Antes, porém, optou-se por verificar quais sinais apresentam diferenças mais significativas de amplitude de vibração operando com e sem falha. O estudo teve como resultados as acelerações em x, y, z e os sinais dos giroscópios nesses mesmos eixos. Uma vez que os giroscópios trazem apenas a informação da integral da aceleração, preferiu-se trabalhar apenas com as três acelerações. Finalmente, averiguou-se o periodograma das três vibrações, comparando entre a resposta normal e a com falha. A Figura 10 apresenta o gráfico resultante da vibração no eixo x do ensaio com movimento de ondas e período de 8 segundos, obtido com uma janela retangular e  $2^{14}$  pontos de FFT. Novamente, observa-se que não há diferença significativa entre o comportamento nominal e com falha.

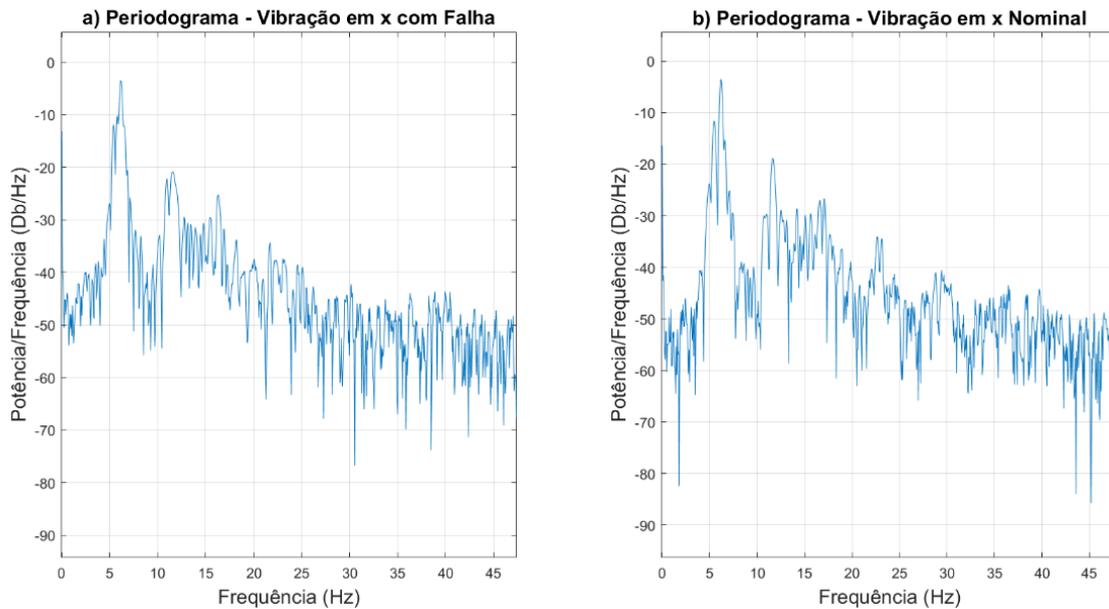


Figura 10. Periodograma dos sinais de aceleração no eixo x com movimento de ondas e período de 8 segundos, com falha (a) e normal (b)

Além das análises qualitativas, calcularam-se alguns indicadores quantitativos para caracterizar as amostras. Dentre eles destacam-se o valor RMS e os valores de pico no domínio da frequência e onde ocorrem. Resumidamente, o valor RMS da aceleração em z para os experimentos de sobe/desce com os três períodos diferentes variou entre 10,0115 e 10,0136  $m/s^2$  na ausência de falha e entre 9,9881 e 10,0115  $m/s^2$  com falha, e apresentou tendências semelhantes nos demais eixos. Para calcular as principais componentes em frequência de cada trecho, desenvolveu-se um algoritmo de segmentação de dados que fraciona a amostra em intervalos de 100 ms (limite obtido experimentalmente). A Figura 11 traz uma representação gráfica do funcionamento do algoritmo, retratando a evolução dos dados com o tempo.

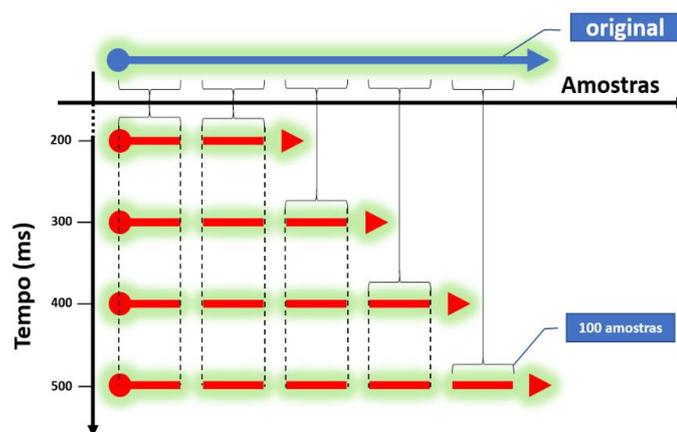


Figura 11. Estrutura dos dados segmentados, evoluindo com o tempo

A partir da nova estrutura de dados, pode-se calcular a FFT de cada trecho, para posteriormente localizar a frequência com maior contribuição (maior pico). Neste ponto não há distinção clara entre as acelerações em cada eixo, e as frequências de maior amplitude no espectro ficaram entre 4 e 6 Hz e de 16 a 20 Hz em trechos nominais, e entre 3 e 5 Hz e de 15 a 18 Hz em trechos com falha.

#### 4.1.1 Discussões da Seção 4.1

Ao avaliar o comportamento do robô paralelo pela análise em frequência – abordagem clássica para o desenvolvimento de sistemas de manutenção preditiva, observou-se algumas frequências de maior relevância durante a operação, mas que oscilam entre dois intervalos, identificados com o cálculo da FFT por trecho de sinal. Além disso, não foi possível visualizar uma alteração significativa do comportamento entre o caso normal e com falha, que é imprescindível para a detecção de falhas via análise em frequência. Entre os resultados promissores do estudo destacam-se o valor RMS da vibração, que se mostrou menor em períodos de falha, e a faixa de frequências em que as componentes de maior intensidade se apresentam, que é deslocada para frequências menores quando há falha.

Neste ponto, levantou-se a hipótese de que, uma vez que o robô é um sistema mecânico dinâmico, suas frequências naturais mudam conforme o movimento do mesmo. Para a máquina estudada, cabe a seguinte analogia: os atuadores hidráulicos funcionam como molas e as bases como massas; quando a plataforma se eleva, a rigidez das molas diminui, logo a frequência fundamental é menor; quando há o movimento de descida, a rigidez e a frequência fundamental aumentam. Quando se tem um problema no atuador, é como se uma das molas fosse removida, resultando na redução da rigidez equivalente total e conseqüentemente na diminuição global das frequências. Esta hipótese se reflete nos resultados obtidos e implica em uma dificuldade para distinguir movimentos nominais de movimentos com falhas pela análise em frequência.

#### 4.2 Análise por Vetor de Paridade e Limiar Adaptativo

Uma vez que a análise em frequência não trouxe resultados satisfatórios, deu-se continuidade ao trabalho sob a ótica da teoria de Detecção e Isolamento de Falhas, limitando-se à abordagem do vetor de paridade gerado a partir de um modelo, combinado a um limiar adaptativo. A fim de desenvolver o algoritmo responsável por ajustar o limiar, empregaram-se os mesmos dados utilizados na análise em frequência, obtidos nos experimentos descritos na Seção 4.1. Entretanto, como não foi previsto o uso de resíduos na etapa de coleta de dados, algumas adaptações foram necessárias: a falha emulada consistia em zerar o sinal de controle de um dos atuadores, portanto o cálculo via modelo levava em consideração os efeitos resultantes, o que atenuava a diferença esperada. Para contornar isto, levou-se em consideração a periodicidade dos movimentos, o que permitiu compor as amostras por trechos calculados e medidos em diferentes momentos. Os arranjos apresentam-se da seguinte maneira: em relação à trajetória de onda, extraiu-se o trecho normal calculado do intervalo entre 2 e 62 s, e o medido com falha de 66 a 126 s; do ensaio sobe/desce com período de 8 s, extraiu-se o calculado de 0,5 a 15,5 s, e o medido de 11,16 s até 26,16 s; do ensaio com trajetória de sobe/desce e período de 16 s, extraiu-se o calculado entre 1 e 26 s, e o medido de 17 a 42 s, sendo que a amostra com período de 32 s contém apenas 1,5 ciclos, insuficientes para desvincular os dois momentos de interesse, sendo portanto descartada.

Fundamentando-se no estudo descrito na Seção 4.1, selecionaram-se os sinais dos três eixos de aceleração para compor o vetor de paridade, de modo a gerar a maior diferença possível com apenas 3 componentes. Além disso, como as trajetórias simuladas tem frequências inferiores a 0,2 Hz, optou-se por empregar o mesmo algoritmo de segmentação de dados utilizado na análise em frequência, adicionando um efeito de compressão, que resulta em uma amostra a cada 100 ms, garantindo ao menos 50 valores

de resíduo no caso mais rápido. A compressão consiste em estimar a média dos 100 pontos, calculando o valor RMS dos resíduos gerados para cada intervalo, obtidos através da subtração entre a aceleração calculada e a medida, conforme a Equação (8):

$$\begin{bmatrix} RMS \ VP_x \\ RMS \ VP_y \\ RMS \ VP_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} (ax_m - ax_c)^2} \\ \sqrt{\frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} (ay_m - ay_c)^2} \\ \sqrt{\frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} (az_m - az_c)^2} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

onde  $RMS \ VP$  é o valor RMS do Vetor de Paridade,  $ax_m$  e  $ax_c$  são as acelerações medida e calculada em x,  $ay_m$  e  $ay_c$  são as acelerações medida e calculada em y e  $az_m$  e  $az_c$  são as acelerações medida e calculada em z. A Figura 12 ilustra os valores resultantes desta expressão para o caso em que as amostras editadas de trajetória de onda e de sobe/desce com período de 8 s e 16 s são concatenadas, nesta ordem. Os momentos de falha estão entre os instantes 290 e 454, 666 e 756 e 864 e 1000 ms.

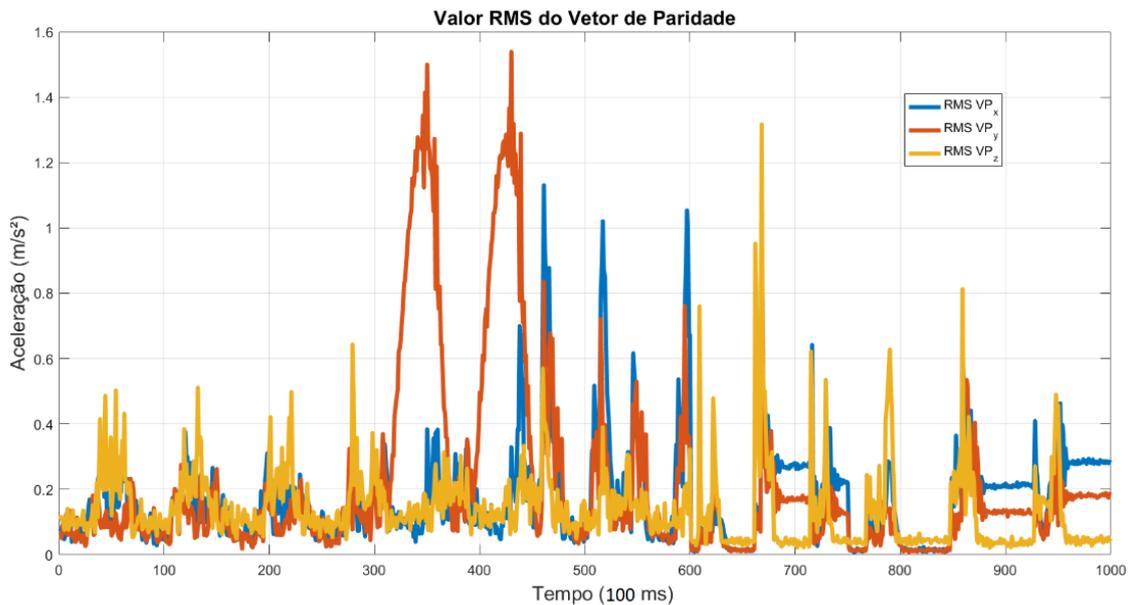


Figura 12. Valor RMS do Vetor de Paridade para acelerações em x, y e z

Neste ponto a literatura não oferece um procedimento específico para a obtenção do limiar adaptativo. Conforme descrito na Seção 3.2.2, optou-se por adaptar a abordagem por resíduos de direção fixa e representar o vetor de paridade como uma única grandeza escalar, que neste caso significa calcular o valor RMS das três componentes de resíduos. De forma análoga, a fim de calcular o sinal de referência do limiar adaptativo, pressupôs-se que a fusão de dados das acelerações calculadas resultaria em um sinal escalar com informações mais ricas sobre a aceleração total. Para tanto, empregou-se um filtro complementar com fator multiplicativo de 1/3 para as acelerações calculadas em x, y e z (visto que as três medidas têm unidade e significância iguais), limitando-se a ajustar a aceleração em z com a adição de 10 m/s<sup>2</sup>, a fim de compensar a aceleração da gravidade.

Em posse das representações escalares do resíduo e da referência, constataram-se dois problemas: a aceleração calculada (referência) possuía uma parcela contínua que era anulada no cálculo do resíduo (pois também aparecia nos sinais medidos), e também apresentava muita oscilação, embora de modo geral a curva modulante se assemelhasse ao contorno desejado. A fim de adequar o sinal de referência ao resíduo, obtiveram-se de forma experimental dois filtros de média móvel: um filtro passa-altas usando 100 amostras anteriores, ou seja, que atenua movimentos com período superior a 10 segundos; um filtro passa-baixas com 20 amostras, conseqüentemente atenuando frequências superiores a 0,5 Hz. Por sua natureza, estes filtros só funcionam corretamente após possuir o número mínimo de amostras, de modo que se faz necessária uma adaptação para os primeiros 10 segundos de processamento, nos quais a média móvel não descarta os primeiros valores, apenas agrega novos até atingir 100 pontos.

Juntamente com os filtros são necessários outros dois ajustes: após remover a componente contínua da referência com o filtro passa-altas, é necessário calcular o módulo do sinal resultante, o que contribui para assemelhá-lo ao resíduo. Além disso, os filtros oferecem uma imagem atrasada do sinal, o que não é aceitável neste caso. Para fins de compensação, optou-se por armazenar o resíduo em um vetor auxiliar, que aguarda 10 amostras antes de copiar os valores. O filtro passa-baixas espera o mesmo intervalo para então filtrar a aceleração calculada, resultando em uma média composta por 10 pontos à frente e 10 atrás (a mesma estratégia do filtro passa-altas é usada aqui, até que hajam amostras suficientes). Finalmente, obtém-se dois vetores sincronizados, mas que atrasam em 1 segundo a detecção e identificação das falhas. A Figura 13 traz uma representação visual de parte das operações necessárias para chegar ao sistema de detecção de falhas.

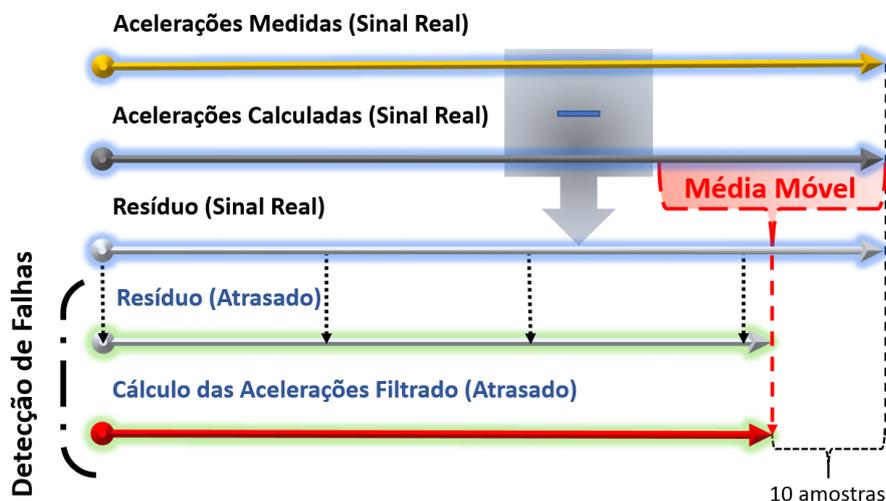


Figura 13. Metodologia desenvolvida para obter o detector de falhas

Uma vez que as acelerações calculadas (referência) foram condicionadas, e os atrasos no tempo foram compensados, resta encontrar uma função de ganho dinâmico para obter a versão final do limiar adaptativo. Seguindo a proposta deste trabalho, deve-se medir ou estimar três parâmetros chave: concatenando todas as amostras editadas, obteve-se o ponto de aceleração máxima de  $0,3843 \text{ m/s}^2$  e o mínimo de  $0,1023 \text{ m/s}^2$ ; além deles, optou-se por empregar a constante  $0,5 \text{ m/s}^2$  como limiar fixo ideal (por análise qualitativa do sinal de resíduo). Por fim, calculou-se o resíduo remanescente de erros de modelagem somado

ao ruído em cerca de  $0,05 \text{ m/s}^2$ , que atua como uma constante na equação final. Os coeficientes da função de ganho dinâmico são obtidos através da Equação (9):

$$\begin{cases} 0,4(x + y(0,4)) = 0,5 \\ 0,1(x + y(0,1)) = 0,5 \end{cases}, \quad (9)$$

resultando aproximadamente em  $x = 5$  e  $y = 9,5$ . Finalmente, obtém-se a faixa de valores do limiar adaptativo baseado na aceleração calculada através da Equação (10):

$$\begin{cases} a_c(1,1) + 0,05 & , & a_c > 0,4 \\ a_c(4,025) + 0,05 & , & a_c < 0,4 \\ a_c(5 - 9,5(a_c)) + 0,05 & , & 0,1 < a_c < 0,4 \end{cases}, \quad (10)$$

sendo  $a_c$  a aceleração calculada filtrada e atrasada. Adicionou-se uma graduação ilustrativa para indicar a gravidade do problema através da soma de um termo fixado em  $0,25 a_c$  para falhas moderadas e  $0,5 a_c$  para falhas graves. A Equação (10) contempla o limiar para falhas leves, apresentado juntamente com o de falhas moderadas e graves, bem como o valor de resíduo, na Figura 14.

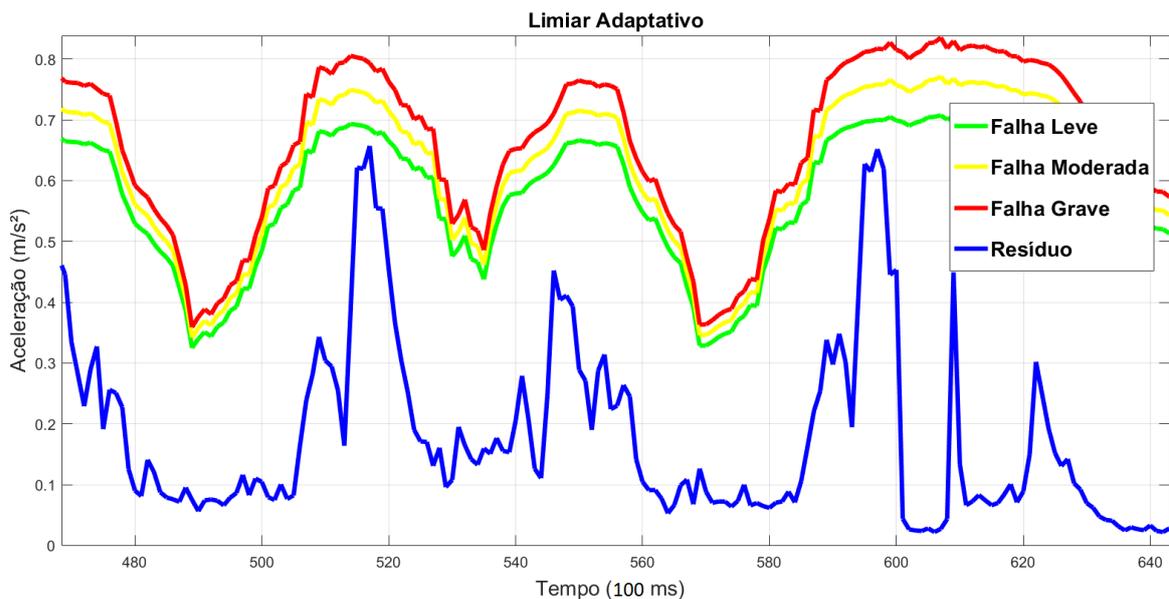


Figura 14. Limiar adaptativo se ajustando conforme a aceleração calculada

A condição necessária para a detecção de uma falha é que a magnitude do resíduo seja maior do que o menor limiar calculado. O algoritmo para alcançar este resultado é intuitivo, resumindo-se a uma cadeia de testes condicionais.

### 4.3 Isolamento de Falhas

Embora a proposta integral do sistema FDI inclua o isolamento das falhas detectadas, alcançar este objetivo implica em registrar previamente as falhas que se deseja identificar. Uma vez que o equipamento alvo deste estudo não contava com nenhum tipo de histórico ou sequer um estudo de modos de falha quando do início desta pesquisa, limitou-se a

explorar o potencial da metodologia abordada na Seção 3.2.4 aplicando-a aos três cenários simulados durante a fase de testes: comportamento normal; falha em um atuador e excesso de vibração (rótulo atribuído aos pontos em que houve um alarme falso).

Neste estudo, os elementos que compõem o vetor de resíduos direcionais resumem-se aos três eixos de aceleração, o que contribui para a simplicidade do algoritmo, já que nenhum tipo de compensação de unidade é necessária. No código desenvolvido, o cálculo da correlação com os dados armazenados não se dá após a detecção da falha, mas simultaneamente: ao mesmo tempo em que o vetor de resíduos é gerado, o detector começa a processar a grandeza escalar obtida pela fusão dos sensores, e o isolador normaliza o vetor e começa a compará-lo com todos do histórico. Para fins de localização da maior correlação, todas as comparações são armazenadas em um mesmo vetor, do qual é extraído o maior valor encontrado. Em caso de valores repetidos, o primeiro é usado, o que sugere uma ordem de prioridade: da falha mais grave ao comportamento normal. Seguindo a mesma sequência usada no detector, a cada 100 ms um novo vetor de resíduos é gerado, normalizado e comparado às falhas registradas. Um desses intervalos é ilustrado na Figura 15, em que o comportamento atual apresenta maior correlação com o comportamento normal, registrado previamente.

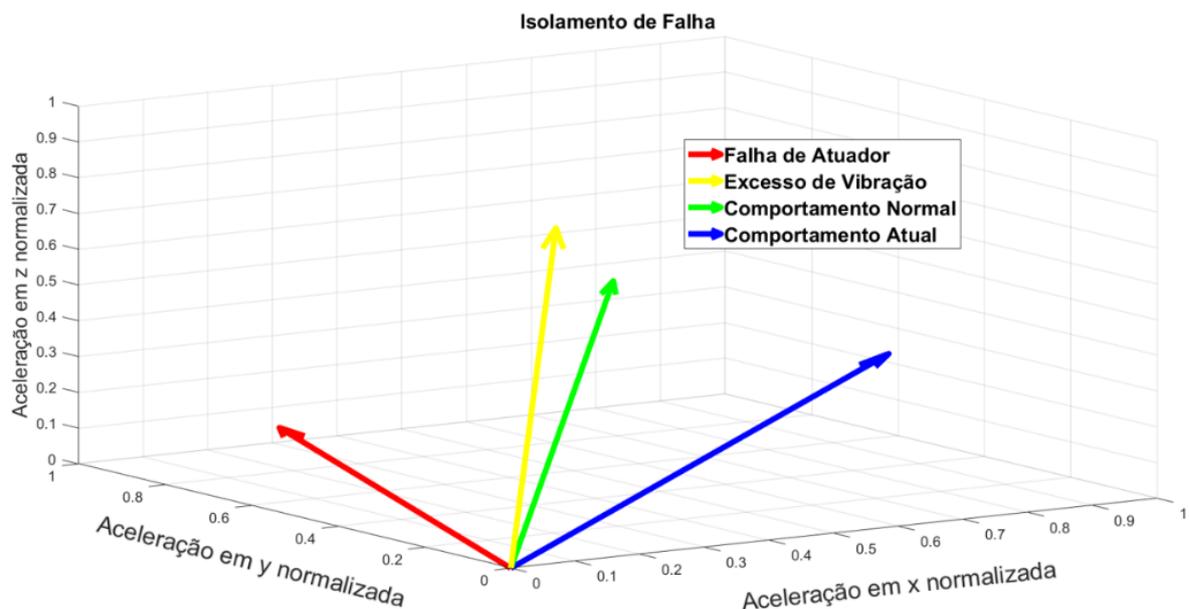


Figura 15. Algoritmo de Isolamento de Falha com o comportamento atual e o esperado para as falhas conhecidas

Embora apenas um vetor por falha esteja ilustrado na Figura 15, quanto mais vetores característicos o sistema puder consultar, maior será a chance de isolar corretamente o problema. Optou-se por usar o mesmo conjunto de dados dos testes de detecção para testar o isolamento, sendo registrados três pontos para cada comportamento, a fim de caracterizá-los melhor: a Falha de Atuador corresponde aos instantes 430, 700 e 900 ms; o Excesso de Vibração diz respeito aos instantes 279, 780 e 803 ms, e o Comportamento Normal foi calculado pelo valor médio de todos os vetores do teste com trajetória de onda e compensação da plataforma superior.

## 5 Resultados

No que diz respeito à abordagem por análise em frequência, conforme descrito na Seção 4.1.1, uma avaliação qualitativa dos sinais de aceleração monitorados não indicou nenhuma mudança significativa entre a operação em condições nominais e em falha. Além disso, os resultados quantitativos também não são expressivos, resumindo-se a desvios na terceira casa decimal em cálculos de valor RMS. Em última análise, observou-se que duas faixas de frequências se destacam quando calculada a FFT de trechos com 100 ms de duração: em condições nominais, as frequências de maior contribuição para o sinal situavam-se entre 4 e 6 Hz e 16 e 20 Hz, enquanto em falha deslocavam-se para intervalos entre 3 e 5 Hz e 15 e 18 Hz. Atribui-se esta variação à disposição dos componentes mecânicos, que conferem à plataforma um comportamento análogo ao de um sistema massa-mola, cuja frequência natural tende a diminuir com a redução da elasticidade. Entretanto, o mesmo fenômeno é observado durante o movimento de subida e descida da máquina, supostamente pela variação na rigidez dos atuadores hidráulicos, de modo que não foi possível distinguir entre mudanças na amplitude do movimento e falhas nos atuadores.

A abordagem por FDI trouxe novas opções para lidar com o problema, que acabaram por se mostrar compatíveis com a aplicação. Embora incapaz de diferenciar resíduos e perturbações, a técnica de geração de resíduos por vetor de paridade satisfaz as condições do projeto, oferecendo valores escalares cuja amplitude média em caso de falha chegou a ser quase quatro vezes maior do que em condições nominais de operação. A aposta em combinar o resultado das três equações de paridade e as acelerações calculadas em  $x$ ,  $y$  e  $z$  também trouxe resultados satisfatórios no que diz respeito à amplitude da diferença final: picos de aceleração em apenas uma direção, que poderiam ser interpretados como falhas em uma análise individual, são reduzidos em até 67%, enquanto diferenças significativas nos três eixos mantém seu valor, conferindo maior destaque a estes trechos.

Quanto ao processamento dos sinais, observou-se que os procedimentos empregados resultaram em uma referência compatível com a desejada, reproduzindo de forma aproximada uma curva de envelope para o sinal de resíduo. Apesar da vasta gama de filtros e do problema de escolha das frequências de corte, o estudo de caso revelou que um par de filtros de média móvel, cuja banda de passagem englobe as frequências de interesse, já é o bastante para alcançar resultados qualitativamente aceitáveis, mesmo que o grau de correlação alcançado entre o resíduo e a referência seja de apenas 31,2%. Além disso, as compensações do atraso consequente do uso de filtros tipo FIR também foram suficientes para adequar o sinal à aplicação, deixando a curva do limiar e a do resíduo em fase. No entanto, ressalta-se que o recurso de atrasar toda a análise implica em um sistema FDI incapaz de fornecer informações sobre o instante de tempo atual. No caso da Plataforma de Stewart, especificamente para a aplicação como compensador de movimento de onda do mar, considerou-se este retardo aceitável.

Por fim, no que diz respeito à equação proposta para insensibilizar o limiar adaptativo às variações de intensidade do movimento, o estudo de caso trouxe resultados positivos com o emprego de uma parábola como aproximação de um limiar fixo. A partir de uma composição aleatória do conjunto de ensaios editados (vide Seção 4.2) totalizando cerca de 4 minutos de testes, e desconsiderando os falsos positivos durante a estabilização após uma falha, observou-se o seguinte: para um limiar fixo em  $0,5 \text{ m/s}^2$ , metade das falhas

foram detectadas e houve cinco falsos positivos; para o limiar adaptativo calculado, todas as falhas foram detectadas e houve três falsos positivos. Pode-se chegar a estes números a partir da Figura 16. Caso o limiar fixo fosse ajustado para  $0,3 \text{ m/s}^2$ , a fim de detectar todas as falhas deste mesmo intervalo, o número de falsos positivos subiria para 20.

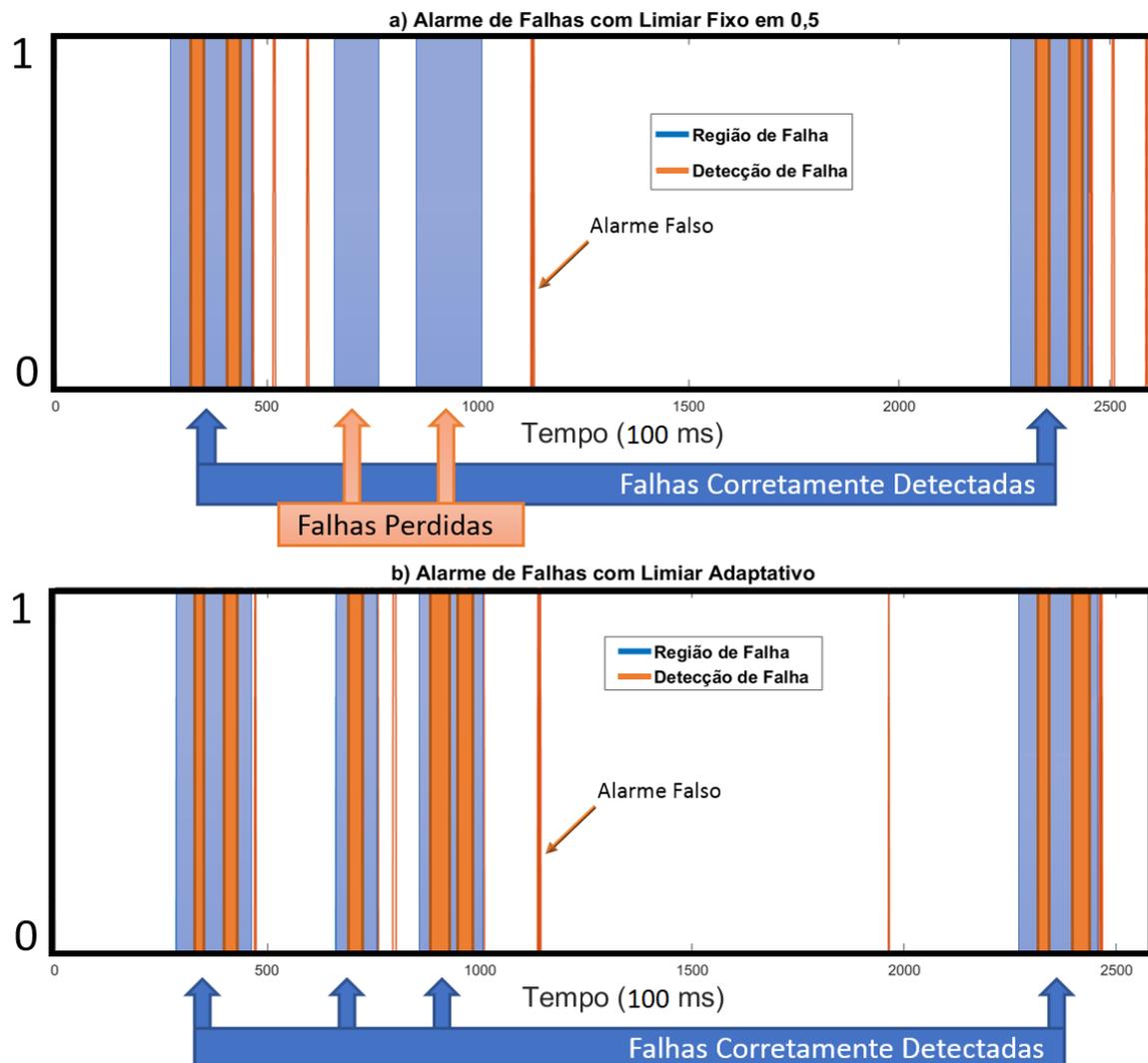


Figura 16. Representação gráfica dos alarmes e das regiões com falhas para o caso do limiar fixo (a) e adaptativo (b)

No que diz respeito ao isolamento das falhas, poucos testes foram realizados com o intuito de validar a ferramenta. Optou-se por não os fazer pois se considerou insuficiente a quantidade de falhas registradas, o que levaria a resultados sem confiabilidade. Ainda assim, verificou-se que o método empregado apresenta resultados condizentes com a expectativa, evoluindo para resultados mais exatos conforme mais pontos são usados na descrição de cada falha. Essa evolução foi registrada apenas de forma qualitativa, com o uso de gráficos dinâmicos. Através da representação gráfica também se pôde verificar as regiões das falhas: ao contrário da primeira hipótese formulada – de que a região de caracterização consistia em uma esfera ao redor de um ponto – observou-se que, na verdade, as falhas distribuem-se ao longo de planos. Esta constatação implica que não basta registrar apenas uma assinatura de cada falha; é necessário assinaturas relativas a diferentes regiões de operação para garantir um bom resultado.

## 6 Conclusões

A partir dos procedimentos descritos ao longo deste trabalho obteve-se um sistema de manutenção preditiva, desenvolvido pela abordagem de Detecção e Isolamento de Falhas, específico a um robô paralelo tipo Plataforma de Stewart. Destacam-se, como consequência deste resultado, cinco subprodutos: um conjunto de ferramentas para gestão da manutenção corretiva e preventiva; um estudo das frequências naturais do equipamento; uma metodologia de implementação para gerador de resíduos baseado em modelo; uma metodologia para isolar falhas através de resíduos direcionais, e uma nova proposta de metodologia para obtenção de um limiar adaptativo. Destes, considera-se o último como de maior relevância, principalmente por ter concentrado a maior parcela de trabalho.

Durante toda a etapa de desenvolvimento e validação dos resultados, o algoritmo de segmentação de dados, elaborado ainda na fase de análise em frequência, possibilitou avaliar o desempenho das ferramentas desenvolvidas simulando uma aplicação em tempo real, o que trouxe grandes benefícios para o trabalho como um todo. Em termos práticos, os resultados obtidos demonstraram que o sistema conseguiu detectar todas as falhas simuladas dentro de uma faixa de operação com períodos variando entre 8 e 32 s, embora não sem a presença indesejada de alarmes falsos. Tal resultado evidencia a superioridade do limiar adaptativo desenvolvido frente a um limiar fixo, que apresentaria cerca de sete vezes mais alarmes falsos caso fosse ajustado para detectar todas as falhas na mesma faixa de operação. A metodologia apresentada ainda deixa em aberto alguns parâmetros de projeto, que podem ser ajustados para outros equipamentos ou níveis de sensibilidade. Neste contexto, embora modificar o formato da função de ganho exija uma avaliação mais profunda de cada caso, pode-se ajustar a sensibilidade de detecção de forma experimental, selecionando diferentes valores de limiar fixo e recalculando os parâmetros para a aproximação parabólica proposta neste trabalho.

### 6.1 Trabalhos Futuros

Com base nos resultados e conclusões obtidas neste trabalho, propõem-se os seguintes estudos:

- Integração entre os sistemas de controle e de detecção e isolamento de falhas, resultando em um controle adaptativo;
- Comparação de desempenho entre outras metodologias de manutenção preditiva;
- Desenvolvimento de um sistema com gerador de resíduos robusto (insensível a erros de modelagem e ruído) combinado ao limiar adaptativo;
- Comparação entre metodologias paramétricas e não-paramétricas.

## 7 Referências

ALWI, H.; EDWARDS, C.; TAN, C. P. **Fault Detection and Fault-Tolerant Control Using Sliding Modes**. NOVA YORK: SPRINGER, 2011.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE MANUTENÇÃO E GESTÃO DE ATIVOS (ABRAMAN). **Documento Nacional de 2013**. 28º CONGRESSO BRASILEIRO DE MANUTENÇÃO, BAHIA, 2013.

BUREAU D'ANALYSE DES RISQUES ET POLLUTIONS INDUSTRIELS (BARPI). **Accident Analysis of Industrial Automation: sensors**. ANALYSIS, RESEARCH AND INFORMATION ON ACCIDENTS (ARIA), FRANÇA, 2012.

CHEN, J.; PATTON, R. J. **Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems**. NOVA YORK: SPRINGER, 1999.

DUBROVA, E. **Fault-Tolerant Design**. NOVA YORK: SPRINGER, 2013.

FACCIN, F. C. **Manutenção Inteligente: Fusão de Sensores Aplicada na Detecção de Falhas em Atuadores Elétricos**. TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO – DELET – UFRGS, 2011.

FAGARASAN, I.; ILIESCU S. S. **Parity Equations for Fault Detection and Isolation**. FACULDADE DE CONTROLE AUTOMÁTICO E COMPUTAÇÃO – UNIVERSIDADE POLITÉCNICA DE BUCHAREST, 2008.

GARCÍA, R. M. L. **Controle de um Manipulador Plataforma de Stewart com Atuadores Hidráulicos como Simulador de Movimentos de Navios**. DISSERTAÇÃO DE MESTRADO – PROMEC – UFRGS, 2015.

GERTLER, J. **Analytical Redundancy Methods in Fault Detection and Isolation: SURVEY AND SYNTHESIS**. ESCOLA DE TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO E ENGENHARIA - GEORGE MASON UNIVERSITY, 1992.

HLAWATSCH, F.; AUGER, F. **Time-Frequency Analysis: CONCEPTS AND METHODS**. LONDRES: WILEY, 2008.

ISERMANN, R. **Fault-Diagnosis Applications**. NOVA YORK: SPRINGER, 2011.

LARSON, R.; FARBER, B. **Estatística Aplicada**. 4ª EDIÇÃO. SÃO PAULO: PEARSON, 2010.

MELLO, C. B. **Controle de Trajetória de Uma Plataforma Stewart para Simulação de Transferência de Carga Fora de Porto**. DISSERTAÇÃO DE MESTRADO – COPPE – UFRJ, 2011.

MOHANTY, A. R. **Machinery Condition Monitoring: PRINCIPLES AND PRACTICES**. NOVA YORK: CRC PRESS, 2015.

MONCHY, F. **A Função Manutenção: FORMAÇÃO PARA A GERÊNCIA DA MANUTENÇÃO INDUSTRIAL**. SÃO PAULO: EBRAS; DURBAN, 1989.

OFFSHORE & ONSHORE RELIABILITY DATA (OREDA). **OREDA Handbook 2009**. 5ª EDIÇÃO. NORUEGA, 2009.

---

PANG, C. K.; LEWIS, F. L.; LEE, T. H.; DONG, Z. Y. ***Intelligent Diagnosis and Prognosis of Industrial Networked Systems***. NOVA YORK: CRC PRESS, 2011.

PERONDI, E. A.; VALENTE, V. T.; GUTERRES, L. M.; LEONARDELLI, P. ***Desenvolvimento de um Sistema de Atenuação de Movimento da Base por meio de Plataformas de Stewart***. XIII CONGRESSO IBERO-AMERICANO DE ENGENHARIA MECÂNICA, LISBOA, 2017.

SANDSTEN, M. ***Time-Frequency Analysis of Time-Varying Signals and Non-Stationary Process***. LUND: LUND UNIVERSITY, 2016.

STEWART, D. ***Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: A PLATFORM WITH SIX DEGREES OF FREEDOM***. VOL. 180, P. 371-386, 1965.

STOICA, P.; MOSES, R. ***Spectral Analysis of Signals***. NOVA JERSEY: PRENTICE HALL, 2004.

VALENTE, V. T. ***Análise, Simulação e Controle de um Sistema de Compensação de Movimento Utilizando um Manipulador Plataforma de Stewart Acionado por Atuadores Hidráulicos***. DISSERTAÇÃO DE MESTRADO – PROMEC – UFRGS, 2016.

WU, L.; YAO, B.; PENG, Z.; GUAN, Y. ***Advances in Mechanical Engineering: AN ADAPTIVE THRESHOLD ALGORITHM FOR SENSOR FAULT BASED ON THE GREY THEORY***. VOL. 9(2), P. 1-7, 2017.

## Apêndice A

Embora pertinente ao trabalho, a etapa precedente à pesquisa propriamente dita não apresenta fatos ou dados relevantes ao entendimento do texto, de modo que se optou por incluí-la na forma de apêndice, apresentado a seguir.

Seguindo a metodologia proposta por Monchy, 1989, define-se o tipo de manutenção adequada para cada máquina de uma linha de produção separando-as por grupos, módulos, unidades de montagem e, por fim, peças. Uma vez organizadas, pode-se empregar uma matriz de decisão e elencar os elementos por níveis de criticidade. Adaptando o conceito ao cenário deste trabalho, optou-se por dividir a máquina estudada em três grupos funcionais, com seus respectivos módulos: eletrônica (conversores de dados, processadores e sensores); hidráulica (válvulas, atuadores e sensores) e mecânica (acopladores, elementos rígidos e de fixação). Avaliaram-se estes módulos com os seguintes critérios: tecnologia; relevância; valor; periculosidade; segurança; reposição; manutenibilidade; sinergia; instrumentação e robustez, do que se pôde concluir que os atuadores hidráulicos e os acopladores figuram entre os elementos mais críticos, ao passo que os sensores elétricos e os elementos rígidos estão entre os menos críticos. A teoria ainda leva em consideração aspectos estatísticos, visando a maximizar a disponibilidade e avaliar a viabilidade econômica da manutenção preditiva, que não se aplicam a este trabalho devido à ausência de histórico de demanda e pelo teor acadêmico da pesquisa.

Após avaliar o equipamento, desenvolveram-se ferramentas de gestão da manutenção, principalmente para os módulos cuja criticidade sugere apenas a manutenção corretiva ou preventiva. Para tanto, destinou-se um endereço na nuvem que complementa o atual banco de dados da plataforma, abrigando um histórico de falhas, um plano de manutenção preventiva, relatórios das falhas mais graves e qualquer outro dado pertinente ao serviço de manutenção. Estes documentos foram criados com o processador de texto e o editor de planilhas, ambos do pacote de aplicativos Google Docs. O documento do histórico possui campos para descrição da falha e do serviço de reparo e permite enviar um resumo da ocorrência via e-mail para destinatários previamente especificados. O plano de manutenção preventiva possui campos para descrição do serviço e para periodicidade de revisão, além de um sistema de envio automático de e-mails, cujo gatilho é um prazo inferior a 15 dias para a realização da próxima preventiva. Ambos os documentos têm um mecanismo de atualização automática, ou seja, contam a passagem dos dias mesmo que não sejam consultados, o que os assemelha a uma agenda eletrônica, alertando para os próximos compromissos. Estas funcionalidades foram programadas em Google App Scripts, uma linguagem baseada em Java, desenvolvida especialmente para o pacote de aplicativos da Google.

Uma vez que a manutenção corretiva e preventiva já dispunha de ferramentas para gestão, iniciou-se o desenvolvimento da ferramenta de manutenção preditiva. A ideia inicial envolvia adicionar o algoritmo de análise no Simulink (juntamente com o sistema de controle), entretanto, verificou-se que o ControlDesk não tem compatibilidade com blocos de funções do Matlab, apenas funções nativas do Simulink. Em sequência, tentou-se exportar os dados de aceleração do ControlDesk para o Matlab via Python. Essa solução era funcional, mas tecnicamente inviável, visto que uma nova instância do programa era aberta a cada leitura. Ainda com receio de desistir do Matlab, optou-se por uma última experiência: converter as funções em uma biblioteca para Python usando o Library

Compiler. A biblioteca seria executada no próprio ControlDesk, via Python, porém a versão do Matlab instalada no computador era de 64 bits, e o Python de 32 bits. Para executar a biblioteca em 32 bits é necessário possuir o Matlab Compiler Runtime 32 bits, que gerou erros durante a instalação visto que já havia um Matlab 64 bits na máquina. Ao tentar instalar o Python 64 bits, houve problemas de compatibilidade com o ControlDesk, que mesmo sendo 64 bits, só aceita o Python de 32 bits. Após esta última tentativa, verificou-se que funções do Matlab supostamente essenciais para o trabalho são contempladas por bibliotecas em Python, resultando na adoção deste para coletar e processar os dados.

Definida a linguagem de programação, desenvolveu-se um algoritmo para análise de dados: quando o botão “auto calibração” do painel de comando (ControlDesk) é pressionado, um evento dispara uma função automática do ControlDesk, que grava em um arquivo de texto os sinais dos sensores de pressão (dois para cada atuador) e de posição, durante 21 s (tempo da rotina de auto calibração). Passados 21 s, os dados são comparados, via Python, com os de outro arquivo de texto, que contém a assinatura do comportamento normal do sistema. Calcula-se a correlação entre cada sinal e é acendido um led no painel de comando, sendo verde em caso de semelhança superior a 95%, ou vermelho caso inferior. Além disso, desenvolveu-se um algoritmo que verifica a cada segundo se os valores lidos pelos sensores se encontram dentro de seus limites superiores e inferiores. Embora não caracterizem uma ferramenta preditiva, estas medidas funcionam como um check-list antes de operar a plataforma, e servem de base para o sistema preditivo, pois atestam as condições de processamento necessárias, a saber: a capacidade de armazenar amostras de tamanho finito e compará-las com assinaturas prévias e executar funções com os dados medidos em tempo real, respeitando uma periodicidade compatível com o hardware.

Embora fundamentais para delimitar o problema e levantar hipóteses, as atividades iniciais da pesquisa não trouxeram resultados efetivos. Apesar da avaliação de criticidade dos elementos da plataforma, o fator determinante para a escolha da instrumentação do sistema foi a predefinição do conjunto de sensores que seriam usados para a realimentação do controlador. A indisposição para alocar recursos em mais instrumentação se deu pela insegurança quanto à viabilidade técnica do trabalho, embora este aspecto possa ser rediscutido em vista dos resultados finais. No que diz respeito ao banco de dados de manutenção, hospedado na nuvem e compartilhado com os integrantes dos demais projetos da plataforma, apesar do bom resultado em termos de funcionamento, a inserção de novos dados de forma colaborativa não teve adesão dos envolvidos. Apesar do esforço inicial para popular as informações, à medida que novos defeitos surgiam, passou-se a dedicar mais tempo na sua correção do que na identificação e descrição, culminando no desuso total das ferramentas. Por fim, não houve oportunidade para aproveitar os códigos desenvolvidos em Python, que seriam usados como base para a implementação do sistema preditivo. Não foi possível realizar testes práticos por escassez de tempo, principalmente devido às dificuldades em obter um sistema de manutenção preditiva funcional, combinadas à desativação temporária da plataforma para correção de defeitos construtivos, o que acabou por limitar a validação a testes com sinais virtuais, frutos da combinação e edição das amostras coletados durante os ensaios.

## Apêndice B

A seguir são apresentados os códigos desenvolvidos no ambiente Matlab: ferramenta de segmentação de dados; equação de paridade; adequação do sinal de referência; cálculo do ganho dinâmico para o limiar adaptativo e cálculo da ferramenta de isolamento de falhas, respectivamente.

```

%% Ferramenta de Segmentação de Dados (100 ms)
for i = 1:floor((length(Accelerometer_x_Measure))/100)
    % Calcula o número total de segmentos da amostra
    % usando o vetor de aceleração medida em x como referência
    acx_m = Accelerometer_x_Measure(((i-1)*100)+1):(i*100);
    % Segmentação da aceleração medida em x
    acy_m = Accelerometer_y_Measure(((i-1)*100)+1):(i*100);
    % Segmentação da aceleração medida em y
    acz_m = Accelerometer_z_Measure(((i-1)*100)+1):(i*100);
    % Segmentação da aceleração medida em z
    acx_c = Accelerometer_x_Calc(((i-1)*100)+1):(i*100);
    % Segmentação da aceleração calculada em x
    acy_c = Accelerometer_y_Calc(((i-1)*100)+1):(i*100);
    % Segmentação da aceleração calculada em y
    acz_c = Accelerometer_z_Calc(((i-1)*100)+1):(i*100);
    % Segmentação da aceleração calculada em z

    %% Equação de Paridade
    Vetor_de_Paridade = [acx_m - acx_c; acy_m - acy_c; acz_m - acz_c];
    % Subtrai os valores de aceleração medida e calculada ainda na forma vetorial
    RMS_VP(i,:) =
[rms(Vetor_de_Paridade(1,:)); rms(Vetor_de_Paridade(2,:)); rms(Vetor_de_Paridade(3,
:))];
    % Calcula o valor RMS para cada equação de paridade

    %% Adequação do Sinal de Referência
    acc(i) = mean((acx_c)+(acy_c)+(acz_c+10));
    % Calcula o valor médio das três acelerações calculadas
    if(i<=100)
        Constante_de_baixa_frequencia = mean(acc(1:i));
    else
        Constante_de_baixa_frequencia = mean(acc(i-100:i));
    end
    % Filtro passa baixas de média móvel com frequência de corte de 0,1 Hz,
    % O filtro só passa a descartar amostras antigas após 1 segundo
    acc_filtrada(i) = (acc(i) - Constante_de_baixa_frequencia);
    % Subtrai-se a resposta filtrada do sinal original, para obter um
    % filtro passa-altas com a mesma frequência de corte
    modulo_de_acc_filtrada(i) = abs(acc_filtrada(i));
    % Calcula o módulo do sinal, para assemelhá-lo ao resíduo
    if(i>10)
        % Atraza toda a análise seguinte em 1 s
        j = i-10;
        if(j<=10)
            Aceleracao = mean(modulo_de_acc_filtrada(1:j+10));
        else
            Aceleracao = mean(modulo_de_acc_filtrada(j-10:j+10));
        end
        % Filtro passa-baixas de média móvel com frequência de corte de 0,5 Hz,
        % O filtro só passa a descartar amostras antigas após 1 segundo

    %% Cálculo do Ganho Dinâmico
    if(Aceleracao > 0.4)
        Limiar_Adaptativo_Verde = Aceleracao*1.1+0.05;
        Limiar_Adaptativo_Amarelo = Aceleracao*1.35+0.05;
        Limiar_Adaptativo_Vermelho = Aceleracao*1.6+0.05;
        % Se a aceleração for superior a 0,4, emprega-se a constante 1,1
    else
        if(Aceleracao < 0.1)
            Limiar_Adaptativo_Verde = Aceleracao*4.025+0.05;
        end
    end
end

```

```

        Limiar_Adaptativo_Amarelo = Aceleracao*4.275+0.05;
        Limiar_Adaptativo_Vermelho = Aceleracao*4.525+0.05;
        % Se a aceleração for inferior a 0,1, emprega-se a constante
4,025
    else
        Limiar_Adaptativo_Verde = (Aceleracao)*(5-9.5*Aceleracao)+0.05;
        Limiar_Adaptativo_Amarelo = (Aceleracao)*(5.25-
9.5*Aceleracao)+0.05;
        Limiar_Adaptativo_Vermelho = (Aceleracao)*(5.5-
9.5*Aceleracao)+0.05;
        % Se a aceleração estiver entre estes extremos, emprega-se o
        % ganho dinâmico, que varia em função da própria aceleração
    end
    % Verde, Amarelo e Vermelho servem apenas para passar a ideia de
    % níveis diferentes de criticidade da falha
end
end
end

%% Isolamento de Falhas
Falha_de_Atuidor(1,:) = [0.2465 0.9632 0.1073];
Alta_Vibracao(1,:) = [0.2557 0.2665 0.9293];
Comportamento_Normal(1,:) = [0.4773 0.4505 0.6679];
% Declara o conjunto de vetores característicos de cada falha
for k = 1:i
    VP_Normalizado(k,1:3) = RMS_VP(k,1:3)/(norm(RMS_VP(k,1:3)));
    % Calcula a norma do vetor de paridade (eixos já com valor RMS)
    for j = 1:(length(Comportamento_Normal(:))/3)
        Matriz_de_Correlacao =
corrcoef(VP_Normalizado(k,1:3),Comportamento_Normal(j,:));
        Correlacao(j) = abs(Matriz_de_Correlacao(1,2));
        % O cálculo da correlação é repetido para cada um dos vetores que
        % caracterizam o comportamento normal (neste exemplo só há 1)
    end
    Status(k,3) = max(Correlacao);
    % O vetor "Status" recebe o maior valor de correlação encontrado
    Correlacao = 0;
    for j=1:(length(Alta_Vibracao(:))/3)
        Matriz_de_Correlacao =
corrcoef(VP_Normalizado(k,1:3),Alta_Vibracao(j,:));
        Correlacao(j) = abs(Matriz_de_Correlacao(1,2));
        % Repete-se o mesmo procedimento para cada falha registrada, a fim
        % de localizar a maior correlação
    end
    Status(k,2) = max(Correlacao);
    Correlacao = 0;
    for j=1:(length(Falha_de_Atuidor(:))/3)
        Matriz_de_Correlacao =
corrcoef(VP_Normalizado(k,1:3),Falha_de_Atuidor(j,:));
        Correlacao(j) = abs(Matriz_de_Correlacao(1,2));
    end
    Status(k,1) = max(Correlacao);
    Correlacao = 0;
    Maior_Valor = max(Status(k,:));
    % Calcula-se a maior correlação dentre todas as coletadas
    [rowsOfMaxes, colsOfMaxes] = find(Status(k,:) == Maior_Valor);
    % Busca o endereço do maior valor de correlação
    Falha(k) = (colsOfMaxes(1)-1);
    % "Falha" registra a primeira coluna com o maior valor da matriz, de modo
    % que as falhas devem ser listadas por grau de criticidade, do maior
    % para o menor. Pode-se ainda criar um vetor de texto com o nome de cada
    % falha, e associar ao valor de "Falha"
end
end

```