

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

GABRIEL CUNHA MARIMON

PROJETO DE DIPLOMAÇÃO

**FUSÃO DE SENSORES APLICADA À MANUTENÇÃO
INTELIGENTE**

Porto Alegre

2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

FUSÃO DE SENSORES APLICADA À MANUTENÇÃO INTELIGENTE

Detecção de falhas em atuadores elétricos

Projeto de Diplomação apresentado ao
Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade
Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos
para Graduação em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Renato Ventura Bayan Henriques

Porto Alegre

2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

GABRIEL CUNHA MARIMON

**FUSÃO DE SENSORES APLICADA À MANUTENÇÃO
INTELIGENTE**
Detecção de falhas em atuadores elétricos

Este projeto foi julgado adequado para fazer jus aos créditos da Disciplina de “Projeto de Diplomação”, do Departamento de Engenharia Elétrica e aprovado em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: PROF. DR. RENATO VENTURA BAYAN HENRIQUES

Prof. Dr. Renato Ventura Bayan Henriques, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Roberto Petry Homrich, UFRGS

Doutor pela UNICAMP – São Paulo, Brasil.

Prof. Dr. Eduardo Luis Schneider, FEEVALE.

Doutor pela UFRGS – Porto Alegre, Brasil.

Prof. Dr. Renato Ventura Bayan Henriques, UFRGS

Doutor pela UFMG – Minas Gerais, Brasil.

Porto Alegre, (Dezembro de 2014).

“Don't brood. Get on with living and loving. You don't have forever.”

Leo Buscaglia

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Sérgio Leite Marimon e Suzana Maria Cunha Marimon, e a meus irmãos, Michelle Cunha Marimon e Guilherme Cunha Marimon, pelos valores e ética que me transmitiram, o que possibilitou todas as experiências de minha vida.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Renato Ventura Bayan Henriques, pela oportunidade de, novamente, desenvolver um projeto relacionado ao curso e, mais importante que isso, com aplicação prática e demanda de mercado.

Agradeço especialmente a Kelly Fu que me apoiou incondicionalmente durante essa jornada em todos os momentos com amor, compreensão e companheirismo.

RESUMO

A liquidez de capital é um elemento fundamental na economia mundial. Por esse motivo, todos os gastos com investimentos, estoques, insumos, matéria-prima, vêm sendo observados detalhadamente e sendo otimizados da melhor maneira possível, de forma a atingir o melhor balanço financeiro possível. A manutenção de equipamentos é responsável por parte do custo de operação de qualquer empresa. Peças de reposição podem ter prazos de entrega exagerados, o que leva as empresas a criar um estoque de peças, temendo que uma falha venha a interferir em suas entregas, comprometendo todo o *Supply Chain*. Nesse contexto é que as tecnologias de manutenção vêm se desenvolvendo. Os processos surgiram naturalmente através da necessidade e ainda continuam em evolução. A evolução exige que, cada vez mais, o processo de manutenção não interfira no processo produtivo, garantindo a disponibilidade de equipamentos, através da programação das atividades. O desenvolvimento da área de instrumentação, da eletrônica, dos *softwares*, permitiu que fossem desenvolvidos sistemas capazes de estimar, através de processamento de sinais, o nível de degradação dos sistemas. Técnicas como Transformada de Fourier, filtragem, regressão logística já são utilizadas com sucesso para detectar e prevenir falhas em equipamentos. Essas tecnologias permitem que seja feito o monitoramento de condições físicas, tomada de decisões, fornecimento de diagnóstico de falhas. É com essa motivação que o projeto de diplomação de fusão de sensores aplicada à manutenção inteligente visa estabelecer uma metodologia de manutenção inteligente, que seja capaz de estimar o comprometimento de um sistema permitindo, assim, a redução de peças de estoque, que impacta diretamente no balanço financeiro da empresa, e aumentando a confiabilidade do sistema produtivo e garantindo a melhor utilização da vida útil dos equipamentos. O sistema proposto opera com fusão de sensores, reamostragem, *Wavelet package energy*, e regressão logística para identificação das falhas em tempo real. Apresenta um *payback* descontado de 3,3 anos e o resultado da regressão logística com fusão de sensores apresentou um erro de regressão de 10^{-15} para as falhas para as quais o sistema foi treinado.

Palavras-chaves: Manutenção, Fusão de sensores, Processamento de sinais, Engenharia Elétrica e Instrumentação.

ABSTRACT

The capital liquidity is an essential element in modern World economy. For this reason, all the expenses on investments, inventories, supplies, raw material, are being closely observed and optimized on the best possible way in order to achieve a better financial statement. Equipment maintenance is partly responsible for the business operating cost. Spare parts may be subject of long-term delivery which forces companies to build a parts inventory, fearing that a critical failure could interfere on delivery time and therefore, compromising the whole supply chain. Maintenance technologies are being developed on this context. The methods were naturally developed out of necessity and are still evolving. The increasingly development of new maintenance techniques requires that the maintenance process itself does not interfere in the production process, ensuring the availability of equipment through the programming of activities. The development of areas like instrumentation, electronics, software, served as mean to the creation of systems that can estimate the level of equipment degradation through signal processing. Techniques such as Fourier Transform, Filtering, Logistic Regression area can already serve as tools to detect and prevent equipment failures. These technologies support the monitoring of physical conditions, decision-making, fault diagnosis. Based on this scenario that the motivation to this graduation project emerged. It aims to establish a methodology for intelligent maintenance capable of estimating the aging of parts and systems in order to motivate a reliable reduction on spare parts volume. This reduction will result in better financial statement, the increasing of production system reliability and the ensuring of the best use of equipment life. The developed system uses resampling, wavelet package energy and logistic regression to identify failures in real time. It has a discounted payback of 3,3 years and a logistic regression error of 10^{-15} for failures for which it was trained.

Keywords: Electrical Engineering. Signal Processing. Automation and Control. Electronic and Instrumentation.

SUMÁRIO

| | | |
|-----------|--|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 14 |
| 2 | REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 19 |
| 2.1 | MANUTENÇÃO | 19 |
| 2.1.1 | MANUTENÇÃO CORRETIVA | 20 |
| 2.1.2 | MANUTENÇÃO PREVENTIVA | 21 |
| 2.1.3 | MANUTENÇÃO PREDITIVA | 22 |
| 2.2 | ANÁLISE DE VIBRAÇÕES | 26 |
| 2.2.1 | MANUTENÇÃO PREDITIVA PELO NÍVEL GLOBAL DE VIBRAÇÕES 26 | |
| 2.2.2 | MANUTENÇÃO PREDITIVA PELO ESPECTRO DE VIBRAÇÃO | 27 |
| 2.2.3 | MANUTENÇÃO PREDITIVA PELA MÉDIA TEMPORAL SÍNCRONA, DEMODULAÇÃO E DIAGRAMAS E ÓRBITA | 28 |
| 2.3 | WATCHDOG AGENT TOOLBOX | 28 |
| 2.4 | PROCESSAMENTO DE SINAIS E EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS | 30 |
| 2.4.1 | ANÁLISES DE FOURIER | 30 |
| 2.4.1.1 | TRANSFORMADA DE FOURIER DE TEMPO DISCRETO (DTFT) | 31 |
| 2.4.1.2 | ANÁLISE EM TEMPO-FREQUÊNCIA | 32 |
| 2.4.1.3 | TRANSFORMADA DE FOURIER DE TEMPO CURTO (STFT) | 32 |
| 2.4.2 | TRANSFORMADA DE WAVELET | 33 |
| 2.4.2.1 | TRANSFORMADA DE WAVELET CONTÍNUA | 34 |
| 2.4.2.2 | TRANSFORMADA DE WAVELET DISCRETA | 36 |
| 2.4.2.3 | BENEFÍCIOS DA TRANSFORMADA DE <i>WAVELET</i> | 37 |
| 2.4.3 | FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE DESEMPENHO | 38 |
| 2.4.3.1 | REGRESSÃO LOGÍSTICA | 38 |
| 2.4.3.1 | RECONHECIMENTO ESTATÍSTICO DE PADRÕES | 40 |
| 2.4.4 | CURTOSE E OBLIQUIDADE | 43 |
| 2.5 | ATUADORES ELÉTRICOS | 43 |
| 2.5.1 | FUNCIONAMENTO DOS ATUADORES ELÉTRICOS | 45 |
| 2.5.2 | DEGRADAÇÃO DOS ATUADORES ELÉTRICOS | 46 |
| 2.6 | FUSÃO DE SENSORES | 47 |
| 2.6.1 | DEFINIÇÃO DA METODOLOGIA DE FUSÃO DE SENSORES | 48 |
| 2.6.2 | VANTAGENS DA FUSÃO DE SENSORES | 48 |
| 2.6.3 | NÍVEIS DE FUSÃO DE SENSORES | 50 |
| 2.6.3.1 | NÍVEIS DE FUSÃO DE DADOS | 50 |
| 2.6.3.1.1 | ESTRUTURA CAMADA DE SENSOR | 50 |
| 2.6.3.2 | ESTRUTURA CENTRAL | 51 |
| 2.6.3.3 | ESTRUTURA MISTA | 52 |
| 2.6.3.4 | ESTRUTURA DISTRIBUÍDA | 52 |
| 2.6.3.5 | ESTRUTURA DESCENTRALIZADA | 53 |
| 2.6.4 | NÍVEL DE CARACTERÍSTICAS | 54 |
| 2.6.4.1 | SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS | 55 |
| 2.6.4.2 | EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS | 57 |
| 2.6.4.3 | COMBINAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS | 58 |
| 2.6.5 | NÍVEL DE DECISÃO | 58 |
| 2.6.6 | CARACTERIZAÇÃO BASEADA EM ENTRADAS E SAÍDAS | 60 |
| 2.6.7 | MODELOS DE FUSÃO DE SENSORES | 61 |
| 2.6.7.1 | MODELO JDL | 62 |

| | | |
|---------|--|-----|
| 2.6.7.2 | MODELO ARQUITETURA THOMOPOULOS..... | 63 |
| 2.6.7.3 | MODELO WATERFALL | 64 |
| 3 | MÉTODOS, PROCESSOS, ANÁLISES E DISPOSITIVOS..... | 66 |
| 3.1 | EQUIPAMENTOS UTILIZADOS | 66 |
| 3.1.1 | ATUADOR ELÉTRICO..... | 67 |
| 3.1.2 | VÁLVULA DE AR COMPRIMIDO | 68 |
| 3.1.3 | ACELERÔMETROS | 69 |
| 3.1.4 | SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS COMPACTRIO®..... | 72 |
| 3.2 | TESTES | 73 |
| 3.3 | ANÁLISE DOS DADOS ADQUIRIDOS | 74 |
| 3.3.1 | CICLO NORMAL..... | 75 |
| 3.3.2 | MODO DE FALHA 1..... | 76 |
| 3.3.3 | MODO DE FALHA 2..... | 76 |
| 3.3.4 | MODO DE FALHA 3..... | 77 |
| 3.3.5 | MODO DE FALHA 4..... | 78 |
| 3.3.6 | MODO DE FALHA 5..... | 79 |
| 3.3.7 | ANÁLISE PRIMÁRIA DOS MODOS DE FALHA..... | 80 |
| 3.4 | ANÁLISE DOS TESTES | 82 |
| 3.4.1 | ANÁLISE DOS DADOS ATRAVÉS DO WATCHDOG® | 82 |
| 3.4.2 | FUSÃO DE SENSORES NO LABVIEW®..... | 83 |
| 3.4.2.1 | PROCESSAMENTO DE SINAIS..... | 83 |
| 3.4.2.2 | EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS | 84 |
| 3.4.2.3 | AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO | 84 |
| 3.5 | RESULTADOS | 86 |
| 3.5.1 | TESTE 1 | 86 |
| 3.5.2 | TESTE 2 | 88 |
| 3.5.3 | TESTE 3 | 89 |
| 3.5.4 | TESTE 4 | 90 |
| 3.6 | ANÁLISE FINANCEIRA DO INVESTIMENTO | 91 |
| 3.6.1 | PAYBACK SIMPLES | 92 |
| 3.6.2 | PAYBACK DESCONTADO | 92 |
| 4 | CONCLUSÃO..... | 93 |
| 5 | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 95 |
| 6 | APÊNDICES | 105 |

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|---|----|
| Figura 1: Curva da banheira e ciclo de vida de equipamentos | 26 |
| Figura 2: Ferramentas de solução para os módulos funcionais do <i>Watchdog Agent</i> ™ | 30 |
| Figura 3: Varredura do espectro de frequências através de TF com janelamento | 33 |
| Figura 4: Representação das células de resolução Δt e Δf para TW | 37 |
| Figura 5: Varredura de espectro de frequências através da TW | 38 |
| Figura 6: Curva típica de um modelo de regressão logística | 39 |
| Figura 7: Exemplo de curva de <i>Valor de Confiança</i> x Ciclos | 40 |
| Figura 8: Atuador elétrico | 44 |
| Figura 9: Forças presentes no sistema atuador-válvula | 46 |
| Figura 10: Representação da estrutura de camada de sensores de fusão de dados | 51 |
| Figura 11: Estrutura central de fusão de dados | 52 |
| Figura 12: Estrutura mista de fusão de dados | 52 |
| Figura 13: Estrutura mista de fusão de dados | 53 |
| Figura 14: Estrutura descentralizada de fusão de dados | 54 |
| Figura 15: Diagrama de fusão de características | 55 |
| Figura 16: Método do filtro | 56 |
| Figura 17: Método do invólucro | 56 |
| Figura 18: Exemplo de aplicação de PCA | 58 |
| Figura 19: Diagrama de combinação de classificadores | 60 |
| Figura 20: Caracterização baseada em I/O | 60 |
| Figura 21: Modelo de fusão JDL | 62 |
| Figura 22: Arquitetura de fusão de dados Thomopoulos | 64 |
| Figura 23: Modelo de cascata (<i>Waterfall</i>) | 65 |
| Figura 24: Bancada de aquisição de dados | 66 |
| Figura 25: Painel do atuador elétrico CSR6 | 68 |
| Figura 26: Válvula proporcional de controle de ar comprimido para controle do freio | 69 |
| Figura 27: Cadeia de medida entregue pelo sensor 8705A50M1 | 70 |
| Figura 28: Variação da saída (%) em função da temperatura (°C) | 70 |
| Figura 29: (a) Acelerômetros posicionados na estrutura do freio, (b) Acelerômetros posicionados no sem-fim, (c) Acelerômetros posicionados dentro do compartimento do motor do atuador elétrico | 71 |
| Figura 30: CompactRIO® com módulo I/O para acelerômetro | 72 |
| Figura 31: Conjunto de rodas dentadas aplicado para simulação das falhas | 73 |
| Figura 32: Atuador CRS6 com seus componentes e sensores | 74 |
| Figura 33: Curvas adquiridas através de ensaio de ciclo normal | 75 |
| Figura 34: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 1 | 76 |
| Figura 35: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 2 | 77 |
| Figura 36: Roda dentada desgastada utilizada na caixa de transmissão para simular modo de falha 3 | 78 |
| Figura 37: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 3 | 78 |
| Figura 38: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 4 | 79 |
| Figura 39: Roda dentada danificada utilizada na operação em modo de falha 5 | 79 |
| Figura 40: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 5 | 80 |
| Figura 41: Fluxo de dados no Watchdog Agent Toolbox® | 82 |
| Figura 42: Conceito da performance dos valores de confiança | 83 |
| Figura 43: Fluxograma do algoritmo | 86 |
| Figura 44: Valor de confiança para o teste 1 | 87 |
| Figura 45: Valor de confiança calculado apenas com o sinal do sensor de torque | 88 |
| Figura 46: Valor de confiança calculado com os sinais dos sensores 1, 2 e 3 | 88 |

| | |
|--|----|
| Figura 47: Curva do valor de confiança para o teste 2 com fusão dos 4 sensores. | 89 |
| Figura 48: Valor de confiança para fusão dos 4 sensores no teste 3. | 90 |
| Figura 49: Valor de confiança obtido com o Watchdog Agent® para fusão dos 4 sensores. .. | 91 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| Tabela 1: Análises de Fourier | 31 |
| Tabela 2: Especificações do atuador CSR6 | 67 |
| Tabela 3: Especificações do acelerômetro 8705A..... | 71 |
| Tabela 4: Nomenclatura adotada de acordo com a posição de fixação do acelerômetro. | 71 |
| Tabela 5: Modos de operação simulados..... | 73 |
| Tabela 6: Características dos sinais obtidos. | 81 |
| Tabela 7: Investimento inicial expandido..... | 91 |
| Tabela 8: <i>Payback</i> simples | 92 |
| Tabela 9: <i>Payback</i> descontado | 92 |

LISTA DE ABREVIATURAS

ABNT: Associação Brasileira de Normas Técnicas

CBM: *Condition-Based Maintenance*

DELET: Departamento de Engenharia Elétrica

ERP: *Enterprise Resource Planning*

FMEA: *Failure Mode and Effects Analysis*

FMECA: *Failure Mode, Effects and Criticality Analysis*

IA: Inteligência Artificial

ICA: *Independent Component Analysis*

IEEE: *Institute of Electrical and Electronics Engineers*

IMS: *Intelligent Maintenance Systems*

KPCA: *Kernel Principal Component Analysis*

LDA: *Linear Discriminant Analysis*

MTBF: *Mean Time Between Failures*

MTTF: *Mean Time to Failure*

MTTR: *Mean Time to Repair*

NBR: Norma Brasileira Regulatória

OSA-CBM: *Open System Architecture for Condition Based Monitoring*

PCA: *Principal Component Analysis*

PPGEE: Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

SMI: Sistema de Manutenção Inteligente

TMEF: Tempo Médio Entre Falhas

TMR: Tempo Médio para Reparo

UFRGS: Universidade Federal do Rio Grande do Sul

1 INTRODUÇÃO

Manutenção, palavra derivada do latim “mantenus” é o ato ou efeito de manter, conservar, sustentar. Dentro de processos industriais significa manter o bom funcionamento de equipamentos ou instalações.

As técnicas de manutenção foram desenvolvidas, principalmente, por equipes de manutenção de aeronaves. Uma falha em um sistema desse tipo pode prejudicar centenas de passageiros, atingindo também comunidades –em caso de quedas- e gerando conflitos com famílias.

A manutenção preditiva, que surgiu na década de 70, tem como objetivos principais aumentar a confiança e disponibilidade, reduzindo o número de falhas e quebras, estendendo a vida útil dos equipamentos e instalações através de métodos de supervisão, análise e controle dos sistemas.

O uso de ferramentas de manutenção preditiva é feito, em especial, com a intenção de antecipar-se às falhas e sinalizar o momento adequado de se realizar um serviço de manutenção tem aumentado (JINHUA; ERLAND, 2002). Principalmente porque quebras inesperadas causam comprometem a programação da produção e atendimento a clientes, além de gerar maior custo global frente às intervenções programadas geradas através da metodologia de manutenção preditiva.

A evolução histórica da manutenção pode ser dividida, simplificadamente, em três gerações distintas:

A primeira geração apresentava uma maior ênfase no conserto dos equipamentos após a ocorrência de falhas e quebra dos equipamentos.

A segunda geração, por sua vez, esteve associada ao surgimento de maiores exigências com relação à disponibilidade operacional e à vida útil dos equipamentos a custos menores.

Já a terceira geração, que se refere aos tempos atuais, diz respeito ao cumprimento de certos requisitos característicos, tais como: maior disponibilidade, confiabilidade, segurança e vida útil, com ausência de danos ao meio-ambiente e ações de manutenções mais eficazes, aliados à redução dos custos envolvidos.

O desenvolvimento de sensores e ferramentas computacionais permitiu que fossem desenvolvidas técnicas de quantificação do nível de degradação, o que pode ser usado para determinar limites aceitáveis de operação das peças, sinalizando o tempo de vida útil e eliminando as falhas já mapeadas inseridas no modelo de análise utilizado. A quantificação dessa permite não só a programação das tarefas de manutenção, não acarretando perda de

produção ou disponibilidade de equipamento, mas também o planejamento das tarefas a serem realizadas na atividade, compra de peças de reposição com maior prazo e menor custo.

Assim, a detecção do comportamento de um sistema é útil para avaliar os efeitos provocados pela degradação, sustentar o correto funcionamento dos equipamentos e diminuir a ocorrência de defeitos e falhas (DJURDJANOVIC et al., 2003).

As grandes transformações experimentadas pelo setor industrial no âmbito de diagnósticos e análises das falhas é dirigida, principalmente, pela renovação tecnológica e pelos métodos de detecção, classificação e predição de falhas (LEE et al., 2006; YAN; GAO, 2005).

Dentre as ferramentas matemáticas atualmente utilizadas para o desenvolvimento de sistemas de manutenção, citam-se as da área de processamento de sinais, inteligência artificial e filtragem adaptativa.

Essas técnicas podem ser empregadas na decomposição do sinal de sensores posicionados em pontos de medição, no domínio tempo ou frequência, localizando o espectro de frequência destes sinais (PARRAGA, 2002); podem ser utilizadas, também, para reconhecimento de padrões (QUISPE, 2005); ou na detecção de falhas (DJURDJANOVIC; LEE; NI, 2003).

Essas ferramentas são muito utilizadas na extração de características e no reconhecimento de padrões para detecção e predição de falhas, por exemplo, sendo geralmente utilizadas em conjunto com ferramentas estatísticas, de IA (Inteligência Artificial) ou de filtragem adaptativa (GONÇALVES, 2011).

A IA preocupa-se em desenvolver sistemas computacionais com capacidade de aprendizado e, com isso, desenvolver a capacidade de auto-ajuste. Redes neurais artificiais (RNA), lógica nebulosa (LN) e cadeias de Markov são exemplos de metodologias utilizadas para implementação de sistemas inteligentes. Existem diversas aplicações dessas técnicas por exemplo: detecção de falhas em robôs (TINÓS, 2003), diagnóstico de defeitos em sistemas mecânicos (FUJIMOTO, 2005) e análise da confiabilidade e disponibilidade em sistemas elétricos de potência (JENS, 2006), Avaliação e predição de vida útil de rolamentos baseado em mapas auto organizáveis (HUANG et al., 2005).

Dentre as ferramentas de filtragem adaptativa, tais como filtros de Wiener, filtros adaptativos ou filtros de Kalman, destacam-se os filtros adaptativos (FA) (HAYKIN, 2001; NEGREIROS, 1994; WIDROW; STEARNS, 1985). Os filtros adaptativos são filtros com coeficientes que variam ao longo do tempo, adaptando-se automaticamente aos sinais de entrada. Geralmente, o processo de adaptação é baseado em um algoritmo de minimização do erro. A filtragem adaptativa é desejável em muitas situações em engenharia, tais como a

remoção de ruídos, a detecção e a predição de falhas. Foi realizado um estudo comparativo entre diferentes técnicas de detecção de falhas em rolamentos por análise de vibração. Os resultados alcançados mostraram que das técnicas usadas o FA foi a mais eficiente, sendo capaz de detectar novas falhas nos rolamentos (BEZERRA, 2004).

Sistemas que utilizam essas ferramentas dependem da disponibilidade de dados, que devem ser medidos através de sensores instalados nos equipamentos, aplicativos e simuladores que permitam a análise e predição de eventos. Sistemas que utilizam esse modelo de análise precisam ser confiáveis para garantir que, mesmo quando afetado por uma falha, suas medições e análises garantam um estado seguro de operação do sistema. Isso pode ser garantido através do conceito de adaptabilidade. Aplicado nesse caso de maneira recursiva até o nível da aplicação.

Sistemas embarcados vem sendo utilizados como forma de aumentar a eficácia dessas análises. Eles são sistemas projetados para coletar informações de sensores, processar dados e atuar sobre o equipamento que está sendo analisado. Eles podem ser utilizados para controlar em tempo real o comportamento do equipamento, realizando predições e diagnósticos das possíveis falhas (ALTUG; CHOW; TRUSSELL, 1999; SU et al., 2005).

No âmbito da engenharia, instrumentação é utilizada para medir, registrar e controlar o comportamento de grandezas físicas (temperatura, força, deslocamento, torque, tempo, velocidade, aceleração, pressão, etc) que intervêm em um determinado sistema ou processo. Sistema, nesse contexto, é o objetivo a ser estudado: um ser vivo, uma planta industrial, uma máquina ou mesmo uma pequena peça da mesma (Borc 95). Ao contrário do que muitas pessoas acreditam, a palavra “instrumentação” significa muito mais do que sugere (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2011).

A importância da instrumentação poderia ser resumida em uma frase: “A medição é a base do processo experimental”. Seja em um processo que deve ser controlado, seja em uma pesquisa ou em uma linha de produção dentro de uma indústria, o processo de medição de grandezas físicas é fundamental (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2011). Para que um experimento seja bem sucedido deve-se respeitar procedimentos experimentais criteriosos, beneficiando-se de uma bem-planejada metodologia. Ao projetar um experimento, o indivíduo precisa ser capaz de especificar a variável física e conhecer as leis da física envolvidas. Depois, é necessário o projeto ou a aplicação de algum instrumento, quando será necessário o conhecimento dessa aplicação. Por fim, para analisar os dados, o indivíduo deve combinar as características do processo físico que está sendo medido com as limitações dos dados coletados (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2011).

Antes de iniciar o procedimento, o experimentalista precisa conhecer o processo, bem como estimar as incertezas das medidas toleráveis para o bom andamento do sistema como um todo. O objetivo do experimento ditará a precisão necessária, os custos, bem como o tempo que deve ser empregado nessa tarefa (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2011).

Pode-se definir a instrumentação, então, como: o conjunto de dispositivos e técnicas utilizadas para a aquisição, processamento, indicação, registro e controle de variáveis que definem o comportamento de um sistema termodinâmico (MARÇAL, 2000).

Deve-se dedicar especial cuidado aos sensores e atuadores, componentes mais críticos de um sistema que envolve instrumentação, que respondem pela qualidade da informação trocada com o processo (MARÇAL, 2000). Os atuadores respondem aos comandos oriundos do sistema de análise dos dados e controlam as variáveis do processo. Da mesma forma, os sensores detectam as variáveis do processo a serem avaliadas, gerando a cadeia de medida, transformando-as em sinais adequados ao posterior processamento e suprindo o sistema de análise com informações essenciais do processo (BORC, 95). Desde os estados iniciais da indústria a teoria e aplicação de controle têm sido uma das mais importantes tecnologias sendo no estado atual utilizada uma interação profunda com sistemas de informação e processos de fabricação. A promoção da revolução industrial pela teoria de controle, a modelagem matemática de plantas e processos foi baseada em linearização. O sucesso da continuidade dessa evolução depende da técnica de modelagem adotada, tendo atualmente atingido um estágio em que o aumento da precisão tornou-se uma tarefa difícil.

As metodologias de modelagem são desenvolvidas no intuito de compreender matematicamente os processos da natureza. Frequentemente é quase impossível que um operador seja capaz de controlar e compreender, na íntegra, todos os detalhes físicos envolvidos no processo. É possível, entretanto, que ele controle as variáveis de entrada que influenciam as saídas do processo. Essa realização foi fundamental para que o conceito de IA, através da emulação de características do comportamento humano no controle de processos, surgisse como alternativa de controle e modelagem. O sucesso da aplicação de IA em aplicações industriais tem comprovado sua capacidade para a resolução de problemas engenharia de controle industrial, manufatura, comunicação homem-máquina e em sistemas de tomada de decisão.

Neste trabalho foi desenvolvida uma metodologia de análise inteligente de degradação das peças de um atuador elétrico e válvula através de técnicas de tratamento de sinais e do sistema desenvolvido pela IMS Center (*Intelligent Maintenance Systems Center*), utilizando-se de instrumentos de medição de acelerômetros e técnicas de análise matemática. Ao final do mesmo deve ser possível identificar através dos sensores posicionados em locais fixos, os

modos de falha e vida útil do equipamento, apresentando em conjunto com o Labview ® uma indicação da vida útil da peça, que em um trabalho futuro pode ser desenvolvido em conjunto com sistemas de ERP (*Enterprise Resource Planning*) para programação de compra de peças de reposição com intuito de reduzir itens de estoque; otimizando o custo de manutenção e agregando valor ao negócio. O trabalho também apresenta uma comparação do método de tratamento pelo LabVIEW® com um método padronizado do Watchdog Agent® (IMS CENTER).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 MANUTENÇÃO

Os sistemas mecânicos, elétricos, biológicos, estão sujeitos a desgaste e, à medida que são utilizados, surgem sinais de desgaste, sujeira, corrosão, quebra, outras anomalias causados por abrasão, erosão, fadiga superficial, adesão. Para evitar que ocorram falhas que impeçam o mesmo de operar de acordo com o desejado, são necessárias ações preventivas. Ocorrendo o defeito, no caso de não tomada de uma ação preventiva, ele pode falhar, ficando indisponível para desempenhar sua função.

A manutenção pode ser efetuada de forma preditiva, visando monitorar o estado de funcionamento do sistema para detectar falhas incipientes e fornecer subsídios para o planejamento de ações de intervenção, preventiva, para manter o sistema em funcionamento atuando de forma programada, e corretiva, com o intuito de restabelecer a disponibilidade do sistema danificado. Essas medidas são praticadas com a intenção de corrigir o desgaste causado pela utilização, mantendo o sistema em operação.

Para que seja possível desenvolver uma metodologia de atuação frente às degradações é necessário que se tenha conhecimento a respeito das estratégias e nomenclaturas:

Função é, basicamente, a função que o sistema ou equipamento desempenha. Por exemplo: a função de uma válvula é controlar o fluxo de um determinado líquido em uma tubulação (BENEDETTI, 2002).

Confiabilidade é o que indica a capacidade de um sistema ou dispositivo de realizar sua função por um determinado período sob certas condições (BENEDETTI, 2002).

Falha é um evento que marca o término da capacidade do dispositivo ou sistema de desempenhar sua função (ABRAMAN, 2011).

Defeito é um desvio de uma característica normal do sistema ou equipamento em direção à degradação do mesmo podendo ou não interferir na sua capacidade de desempenhar sua função (ABRAMAN, 2011).

Mean Time Between Failures (MTBF) é tempo médio observado entre falhas consecutivas de algum dispositivo. Espera-se que este valor seja o mais alto possível para qualquer equipamento (ABRAMAN,2011).

Disponibilidade é a capacidade de um sistema ou dispositivo estar em condições de executar sua função em um determinado intervalo de tempo (ABRAMAN,2011).

2.1.1 MANUTENÇÃO CORRETIVA

Manutenção corretiva (ou de reparação) corresponde à primeira aproximação de manutenção, sendo a primeira técnica desenvolvida, e ainda muito utilizada nos dias de hoje. Está relacionada com as ações praticadas depois da ocorrência e a descoberta de um desarranjo, uma disfunção ou uma falha nos sistemas (MARÇAL, 2000).

Pode ser entendida como trabalho de manutenção realizado após a falha do sistema, visando restabelecê-lo a sua função requerida, eliminando o estado de falha (NUNES, 2001).

A manutenção corretiva consiste na substituição de um ou mais componentes, por um novo componente (ou tão bom quanto um novo) que irá gerar um custo e resultar em uma limitada melhoria das condições do sistema (ENDRENYI et al., 2001; YAM et al., 2001).

O processo de manutenção corretiva pode ser subdividido em paliativa, que compreende as intervenções corretivas executadas provisoriamente com o intuito de colocar o equipamento em funcionamento –apenas- para em outro momento efetuar o reparo definitivo, e curativa, que compreende ações típicas de reparo em caráter definitivo com objetivo de restabelecer as funções originais do equipamento.

A manutenção corretiva apresenta as vantagens de não necessitar planejamento, não demandar mão-de-obra para acompanhamento de inspeções sensitivas e preditivas. Em contrapartida essa metodologia apresenta, de forma geral, maior custo financeiro e operacional, exigindo maior quantidade de peças de reposição e comprometendo a disponibilidade do equipamento de forma não planejada. Ainda não é possível realizar um planejamento de custos para a técnica de manutenção corretiva, pois não há previsão de vida útil através de inspeções. Essa técnica geralmente leva a geração de custos colaterais, gerando danos em outras partes ou equipamentos: uma falha em um rolamento pode danificar um cilindro que trabalha com seu auxílio ou o rompimento de uma corrente pode danificar outras peças próximas a ela.

Quando o equipamento ou processo em questão não forem essenciais, ou o dano for de fácil reparo, a manutenção corretiva é a mais indicada, devido ao seu baixo custo operacional (YAM et al., 2001).

No entanto é importante ressaltar que o próprio processo de produção dos equipamentos, peças e sistemas, está exposto a uma variabilidade, precisão, etc. Essas variações desviam os padrões de comportamento dos mesmos, o que acaba por alterar a vida útil total ou por causar falhas críticas que irão exigir a aplicação da manutenção corretiva.

2.1.2 MANUTENÇÃO PREVENTIVA

Na manutenção preventiva as ações de manutenção são planejadas (SHIKARI; SADIWALA; DWIVEDI,2004) e tem por objetivo reduzir a probabilidade de ocorrência de falhas ou danos. Inspeções realizadas periodicamente minimizam as paradas e a taxa de degradação, restaurando o sistema a sua função original. Essas inspeções podem ser realizadas de forma sensitiva, avaliando características que o próprio manutentor consegue avaliar sem auxílio de equipamentos, ou preditiva, utilizando sensores específicos para a aplicação, que atendam aos preceitos de instrumentação para tal sistema.

Essa técnica é realizada através da estimativa da duração de peças ou exaustão do sistema, visando impedir que o mesmo venha a sofrer paradas inesperadas – permitindo agendamento da atividade para um período conveniente, sem perda de produção ou com menor custo operacional. Os equipamentos geralmente são acompanhados de uma lista de *spare parts*, ou seja, peças sobressalentes, que, de acordo com o manual do mesmo, deverão sofrer manutenção dentro de um determinado prazo.

Lubrificação, limpeza, ajuste e troca de peças ou itens que visam evitar falhas correspondem às ações previstas, planejadas ou programadas geradas por essa metodologia, visando evitar quebras e falhas, intervindo antes dos danos acontecerem.

A manutenção preventiva é ideal para processos que sofrem degradação uniforme, pois é possível prever com grande precisão a ocorrência de falhas no sistema. Também é vantajosa em processos onde as falhas geram grande prejuízo para o processo produtivo e/ou para a segurança das pessoas envolvidas no mesmo (MARCORIN; LIMA, 2011). Assim, essa pratica é utilizada quando a lei de degradação é conhecida. Essa lei diz respeito ao conhecimento sobre a evolução do desgaste do equipamento, na medida em que esse é utilizado.

Para tal é necessário estudar o sistema a ser monitorado, avaliando quais equipamento necessitam de manutenção, qual a importância de cada um no processo e qual a periodicidade das falhas – de acordo com a vida útil dos componentes. A partir desses dados é gerado um cronograma de manutenção preventiva, informando componentes, prazos e frequências na qual cada um necessita de inspeção. Com base nessa lista é que será formado o conjunto de peças sobressalentes “*spare parts*” (itens de estoque) para a substituição durante a intervenção de manutenção preventiva.

Apesar de reduzir a probabilidade de ocorrência de uma falha crítica, a manutenção preventiva é cara: além de exigir um estoque de componentes para reposição, peças que teriam

um longo período de vida útil são muitas vezes substituídas durante a manutenção periódica, gerando enormes gastos desnecessários com material (MARCORIN; LIMA, 2011).

2.1.3 MANUTENÇÃO PREDITIVA

Manutenção preditiva é baseada na análise de algumas condições e variáveis do sistema para prever eventuais falhas (IEEE, 1990). Pode ser efetuada com a realização de uma simples inspeção visual ou até com a utilização de um sistema embarcado de aquisição de sinais. O ponto positivo da manutenção preditiva é, geralmente, a baixa intervenção no processo. Realizada a manutenção preditiva, é então feito um diagnóstico do estado atual do equipamento analisado e uma previsão do intervalo de tempo para a próxima falha (BENEDETTI, 2002).

O desenvolvimento de novas tecnologias e maior aprofundamento nos processos permitiu a aplicação de instrumentação para a medição de sinais e a eficácia da aplicação dessa metodologia está diretamente relacionada à afinidade dos sinais adquiridos com o comportamento real da máquina e, portanto, às suas falhas de interesse. Antigamente, o problema dessa prática era que nem toda informação podia ser facilmente detectada. Entretanto, o avanço na área de instrumentação –conforme citado anteriormente- e softwares de manipulação e comunicação com sensores possibilitou o desenvolvimento de sistemas embarcados que, apesar de ainda exigirem grande investimento inicial, podem ser instalados em pontos críticos do processo produtivo para fornecer diagnósticos sobre os componentes e previsão de falhas com grande precisão (BENEDETTI, 2002).

Como a característica básica do processo consiste em monitorar parâmetros que caracterizam o estado de funcionamento dos equipamentos, os métodos empregados envolvem técnicas e procedimentos de medida, acompanhamento e análise dos mesmos. Os mais comuns são a análise de óleos, sistemas especialistas, métodos de observação, análise de temperatura, análise de corrente elétrica, análise de emissão acústica e análise de vibração.

A análise de óleos de um conjunto lubrificado ou de um sistema hidráulico é o de economizar por meio da otimização do intervalo entre as substituições dos mesmos. Como as análises efetuadas resultam em indicadores que informam sobre o desgaste dos componentes lubrificados, o segundo objetivo desse processo passou a ser o de controle de defeitos para a manutenção preditiva.

A variável a ser mensurada é, então, a taxa de contaminação do óleo. Peças lubrificadas, devido ao seu desgaste, contaminam o lubrificante e verificando-se a taxa de contaminação por partículas sólidas, o material e sua dimensão, é possível identificar a presença de um mau funcionamento e sua origem.

O lubrificante pode ser considerado o vetor das partículas de desgaste geradas pelo funcionamento do equipamento e o estudo da evolução da concentração de partículas em suspensão, da natureza de sua constituição, de suas dimensões e de sua morfologia é um procedimento eficaz para identificar e afastar alguma anomalia. Alguns exemplos da análise de óleos constam abaixo:

Desgaste normal: a distribuição granulométrica está entre 0,1 e $1\mu m$.

Desgaste acentuado: Nesse caso, o intervalo de maior concentração das partículas é de 0,1 e $10\mu m$. As partículas maiores atingem $100\mu m$.

Desgaste avançado: aumento na concentração de partículas na faixa de $100\mu m$.

Desgaste catastrófico: a maior concentração de tamanhos de partículas está entre 100 e $1000\mu m$. Caracteriza defeito de falha por atrito.

A morfologia da partícula ajuda na identificação do método de desgaste. As principais técnicas para análise do resíduo sólido dos óleos que se prestam para estabelecer uma classificação das partículas para um diagnóstico por desgaste são: ferrografia por leitura direta, feita com base na extração das partículas contaminantes magnetizáveis por meio da ação de um campo magnético, espectrometria de emissão, que permite a determinação da natureza e concentração dos elementos presentes na amostra através da faixa e intensidade da radiação luminosa emitida pela amostra quando submetida a uma excitação, e ferrografia analítica, usada para fazer um estudo profundo das partículas cujo tamanho esteja entre 1 e $250\mu m$ através da construção de um ferrograma –uma chapa de vidro sobre a qual são distribuídos os contaminantes em função de seu tamanho-, sendo complementada com a utilização de microscopia óptica (ARATO, 2004)

Os sistemas especialistas são programas computacionais (softwares) especializados, que procuram simular a atividade intelectual do homem para processar informações, evitando a sequência rígida de trabalho das soluções algorítmicas.

Um sistema especialista recorre a métodos heurísticos, utilizando regras empíricas reunidas em um gerador de inferências, para representar e utilizar conhecimentos, considerados dados para estabelecer diagnósticos possíveis a partir de sintomas descritos. Esse método também pode ser usado para, a partir de um diagnóstico simulado, enunciar os sintomas que poderiam causa-los.

Nesse tipo de programa o algoritmo computacional é chamado de “motor de inferências” e é montado com base em técnicas de redes, sendo as redes neurais e Fuzzy, as mais utilizadas na atualidade.

Os métodos de observação englobam todos os ensaios não destrutivos e inspeções que são realizadas com aplicação específica. Do ponto de vista de observação, esses exames e ensaios podem ser agrupados por finalidade.

Análise do estado de uma superfície: objetiva determinar o grau de deterioração por desgaste, abrasão ou ataque químico. Pode-se citar o exame visual (direto, por fotografia ou lupa), endoscopia, molde e impressão.

Análise estrutural: pode ser voltada para verificar fissuras e defeitos de soldas ou para verificar a perda de rigidez por afrouxamento ou quebras. Pode-se citar interferometria holográfica, análise modal, ultra-som, corrente de Foucault (Magno-flux), radiografia, infiltração (líquido penetrante), magnetoscopia e ecografia.

Análise da dissipação da energia: aplicada para controlar desgaste de refratários em fornos, fornalhas e tubulações. Pode ser voltada para verificar aquecimento de rolamentos, redutores e, especialmente, para verificar aquecimentos anormais em instalações elétricas. As duas principais técnicas são termometria e termografia.

Análise de efluentes: visa principalmente a prevenção de uma concentração anormal de elementos específicos de interesse. São processos físico-químicos de análise, não existindo técnicas específicas devido à grande variação dependendo da aplicação.

A análise por corrente elétrica consiste no monitoramento do valor da corrente elétrica e de sua resposta em frequência, que pode ser utilizado como ferramenta de diagnóstico em vários componentes como máquinas rotativas, onde é analisada a sua interação com o torque (CARVAJAL, 2011), ou em circuitos integrados.

A análise por emissão acústica trata da validação, através de sensores de emissão acústica, o comportamento dos sinais sonoros de acordo com a variação da carga. Um dos problemas no emprego dessa técnica é a presença de ruídos no sinal, provenientes do ambiente em que se encontra o componente estudado. A análise de emissão acústica tem demonstrado sucesso no desenvolvimento de peças para a indústria aeroespacial (RICE et al., 2003) e petrolífera (JACQUES, 2009).

Essa técnica vem sendo aplicada por verificar vantagens sobre o uso de pressão sonora pois não há restrição quanto ao tipo de campo sonoro –podendo ser campo difuso ou livre- o que implica na possibilidade de ser medida em quaisquer salas e, por consequência, não existir a necessidade de remoção do equipamento do local de trabalho. A interferência do ruído de

fundo é menor na medição de intensidade sonora, a qual normalmente é referida como ferramenta para medição de potência sonora, onde encontra maior uso. Verificam-se outras aplicações importantes como perda na transmissão entre meios contíguos, medição de propriedades acústicas de materiais (absorção sonora) e identificação de fontes de ruído (VARGAS, BISTAFA, 1996).

A análise de vibração, que é a motivação desse trabalho, consiste no conceito de que as estruturas das máquinas, excitadas pelos esforços dinâmicos decorrentes de seu funcionamento, respondem com sinais vibratórios cuja frequência é idêntica àquela dos esforços que o provocam. O sinal de vibração, adquirido em algum ponto do equipamento por meio de um sensor adequado, será a soma das respostas vibratórias da estrutura às diferentes frequências dos esforços excitadores.

Equipamentos rotativos apresentam ruído de vibração quando estão em funcionamento. É muito comum o sinal de vibração variar quando o nível de saúde do equipamento é alterado devido a uma falha, portanto, tem-se na vibração uma assinatura de falhas muito útil tanto para regime permanente quanto para transitórios. O sinal de vibração pode ser analisado de diversas formas, dentre eles pode-se incitar a análise da forma de onda e análise da frequência (BENEDETTI, 2002; MENNA, 2007).

O desgaste do equipamento é traduzido por uma modificação no padrão de vibração e sua consequência mais frequente é o aumento no nível dele. Pode-se, a partir da tomada do sinal vibratório em pontos determinados do equipamento, acompanhar a evolução desses e identificar o aparecimento de esforços dinâmicos novos ou o aumento abrupto na amplitude da resposta, que são indicadores do surgimento de defeitos ou degradação do funcionamento.

Esse conceito é, portanto, um princípio comparativo, ou seja, o que se analisa é a evolução histórica do equipamento a partir de um instante tomado como referência, ou por comparação com dados estatísticos baseados em equipamentos semelhantes ou de referência (caso fornecido pelo fabricante).

A análise do comportamento da taxa de falha de um equipamento ao longo do tempo pode ser representada por uma curva que possui a forma de uma banheira, *Bathtub curve*, como na Figura 1. A curva representa as fases características da vida de um sistema: mortalidade infantil, maturidade e mortalidade senil. As fases estão associadas ao fator de forma γ , que é um dos parâmetros de uma eventual distribuição de Weibull que descreva a confiabilidade do item (SELLITTO, 2005).

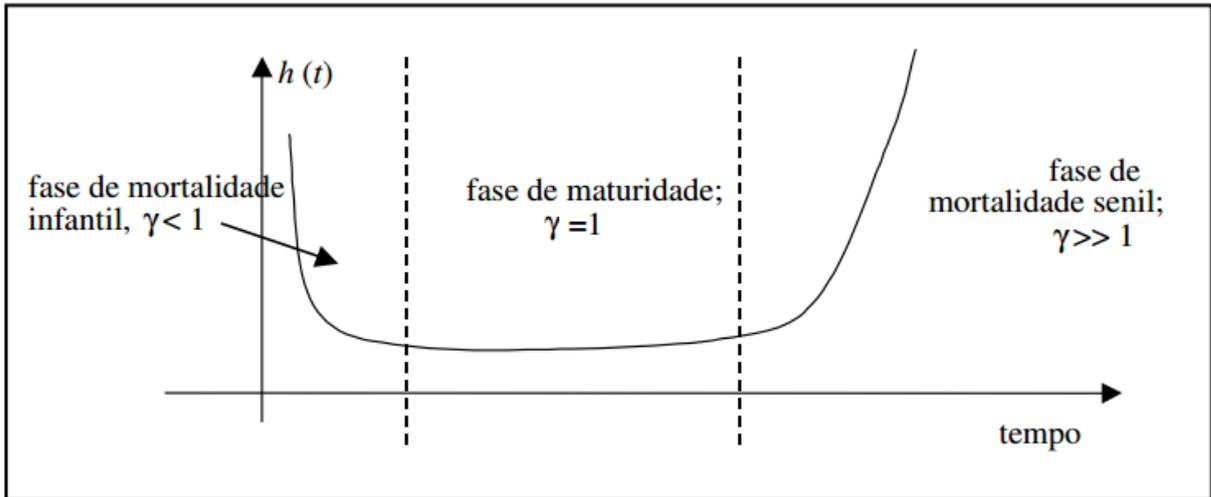


Figura 1: Curva da banheira e ciclo de vida de equipamentos
 Fonte: SELBITTO, 2005.

O instante escolhido como referência é após a fase de mortalidade infantil, após uma reforma, ou mesmo, após o restabelecimento operacional decorrente de uma ação de manutenção corretiva.

Na aplicação da análise de vibrações como *input* para o planejamento de manutenção preditiva, é necessário que se faça uso de técnicas de processamento do sinal vibratório com o objetivo de extrair as informações que permitam correlacionar algumas características do sinal com o estado do equipamento. Dentre as várias técnicas que podem ser aplicadas, as mais utilizadas, consideradas clássicas e de aceitação universal, são: análise por nível global de vibração, análise por espectro da vibração, média temporal síncrona, demodulação e diagramas de órbita (ARATO, 2004).

2.2 ANÁLISE DE VIBRAÇÕES

2.2.1 MANUTENÇÃO PREDITIVA PELO NÍVEL GLOBAL DE VIBRAÇÕES

Nesse caso, o controle do estado do equipamento é realizado com base em um valor global calculado para o sinal de vibração medido em pontos críticos da superfície da máquina. Como esse valor é decorrente de um sinal de resposta da estrutura às excitações dinâmicas do funcionamento do equipamento, ele representa uma medida do nível de amplitudes do seu sinal vibratório. No caso da aplicação para manutenção preditiva, as normas técnicas internacionais, dentre elas a ISO, definem dois critérios para a adoção de um valor global.

Para máquinas girantes com velocidades de rotação na faixa de 600 a 12.000 rpm (10 a 200Hz), a norma ISO 2372, VDI Richiline 2056, e no Brasil, pela NBR 10082, adotam o valor

eficaz da velocidade de vibração, conhecido como velocidade RMS do sinal, como a unidade de medida para a identificação da severidade da vibração.

Para máquinas girantes com velocidades de rotação na faixa de 60 a 1.800 rpm (1 a 30Hz) e máquinas especiais, tais como grupos geradores a vapor, turbinas a gás, máquinas hidrelétricas ou bombas hidráulicas, as normas técnicas, como a ISO 7919, escolhem a amplitude de deslocamento relativo eixo-mancal como critério de severidade.

O procedimento de manutenção consiste em se estabelecer, por comparação, com os valores recomendados e considerados pelas normas internacionais como correspondentes a boas condições de funcionamento, o nível inicial da severidade de vibração da máquina. A seguir, mede-se periodicamente a severidade de vibração do equipamento. O sinal de um mau funcionamento será um incremento repentino na taxa de variação da severidade de vibração observada entre as medidas ou, quando por desgaste, o nível de vibração atingir uma faixa de severidade considerada como inaceitável de acordo com a norma adotada.

2.2.2 MANUTENÇÃO PREDITIVA PELO ESPECTRO DE VIBRAÇÃO

Neste caso, é realizada uma análise espectral do sinal vibratório obtido. A ideia associada é que, como o sinal é a resposta às excitações dinâmicas decorrentes do funcionamento da máquina, a análise espectral vai revelar picos e amplitude nas frequências associadas a tais excitações, ou seja, observando-se o espectro de vibrações, é possível identificar as frequências de funcionamento de cada componente da máquina, tais como giro de eixos, passagem de pás de turbinas, acoplamento de engrenagens, entre outros.

Um acompanhamento periódico do conjunto deve ser feito, de forma a identificar variações singulares na amplitude de uma das frequências fundamentais ou, então, verificar o surgimento de outras frequências com amplitudes significativas. A ocorrência de uma dessas é diagnosticada como defeito do componente que tenha essa frequência associada a sua excitação.

Na aplicação dessa técnica, a análise do espectro pode ser realizada por inspeção visual direta, com a identificação e marcação de pontos-chave para estabelecer sua configuração considerada normal para o sistema particular em análise, ou utilizando-se técnicas de processamento específicas, tais como Cepstrum e Espectro Sintetizado. Eles extraem um espectro de vibrações, ou seja, apresentam um número reduzido de informações convenientemente selecionadas para a análise e o seguimento pretendidos.

2.2.3 MANUTENÇÃO PREDITIVA PELA MÉDIA TEMPORAL SÍNCRONA, DEMODULAÇÃO E DIAGRAMAS E ÓRBITA

As técnicas de média temporal síncrona, demodulação e diagramas de órbita tem um emprego mais específico e são direcionadas para o monitoramento de uma classe de equipamento ou um tipo de defeito.

Na média temporal síncrona o sinal de vibração é obtido na forma de vários blocos sequenciais de mesmo tamanho, tendo seu início sincronizado com algum evento periódico. A média do sinal vibratório entre esses blocos é utilizada para monitorar máquinas compostas por vários elementos girantes sincronizados entre si, tal como redutores de engrenagens.

A demodulação ou técnica do envelope consiste na obtenção do contorno externo do sinal vibratório, analisando-o como se fosse um sinal. Esse novo sinal traz informações sobre fontes de ruído repetitivas tal como um rolamento com defeito em uma de suas pistas (ARATO, 2004).

Os diagramas de órbita são gráficos ordenados X-Y, onde X e Y são sinais de vibração síncronos, adquiridos no mesmo plano com sensores montados a 90° um do outro, estabelecendo uma curva de movimentação do centro do eixo sob análise, sendo muito utilizado para análise da condição de giro de eixo dentro de um mancal de deslizamento.

2.3 WATCHDOG AGENT TOOLBOX

O Watchdog agent TM é uma ferramenta computacional que se utiliza do modelo OSA-CBM (*Open System Architecture for Condition Based Monitoring*), facilitando a execução da manutenção baseada em condição. Desenvolvido no IMS (Center for Intelligent Maintenance Systems) situado na cidade de Ohio, Universidade de Cincinnati, o sistema foi desenvolvido na plataforma Matlab®, sendo capaz de realizar processamento de sinais através de técnicas como: Análise de Fourier, Transformada de *Wavelet*, *Wavelets* Packets e, ainda, executar ferramentas de diagnóstico e prognóstico através de Regressão Logística e Mapas Auto Organizáveis (JOHNSON, 2006; DJURDJANOVIC, LEE, NI, 2003).

A degradação do componente é realizada através da leitura dos sinais de sensores instalados no equipamento o que, através das análises, identifica informações importantes sobre as propriedades e comportamento do mesmo. A variação destes sinais permite não só a realização de uma análise qualitativa e quantitativa do nível de degradação como também a previsão do estado futuro do mesmo. Ainda, a utilização de dados históricos sobre o comportamento normal e de falha do processo, um modelo de processo similar ao avaliado e

conhecimento prático do sistema podem ajudar em uma melhor descrição do processo de desgaste (DJURDJANOVIC, LEE, NI, 2003).

A função de prognóstico do Watchdog Agent TM é realizada através da análise de tendência e modelagem das dinâmicas das assinaturas de desempenho do processo observado e/ou parâmetros do modelo. Isso permite prever o comportamento futuro desses padrões e, portanto, prever o comportamento do processo que está sendo considerado (DJURDJANOVIC, LEE, NI, 2003).

Além disso, o Watchdog Agent TM também é capaz de realizar diagnósticos precisos, memorizando as assinaturas padrões e significativas do sistema a fim de reconhecer situações que foram observadas no passado ou alertar sobre situações que nunca foram observadas anteriormente. Assim, o Watchdog Agent TM tem elementos de comportamento inteligente que possibilitam saber quando o desempenho de um processo atingirá um nível inaceitável, identificando os motivos dessa queda de desempenho (DJURDJANOVIC, LEE, NI, 2003).

A seguir serão descritas algumas ferramentas de processamento e análise de sinais; porém, a abordagem será restrita às camadas de processamento de sinais, extração de características e avaliação de desempenho, pois as camadas de diagnóstico e prognóstico não fazem parte do escopo deste trabalho. A Figura 2 apresenta um diagrama com alguns dos módulos funcionais disponíveis no Watchdog Agent TM (DJURDJANOVIC, LEE, NI, 2003).

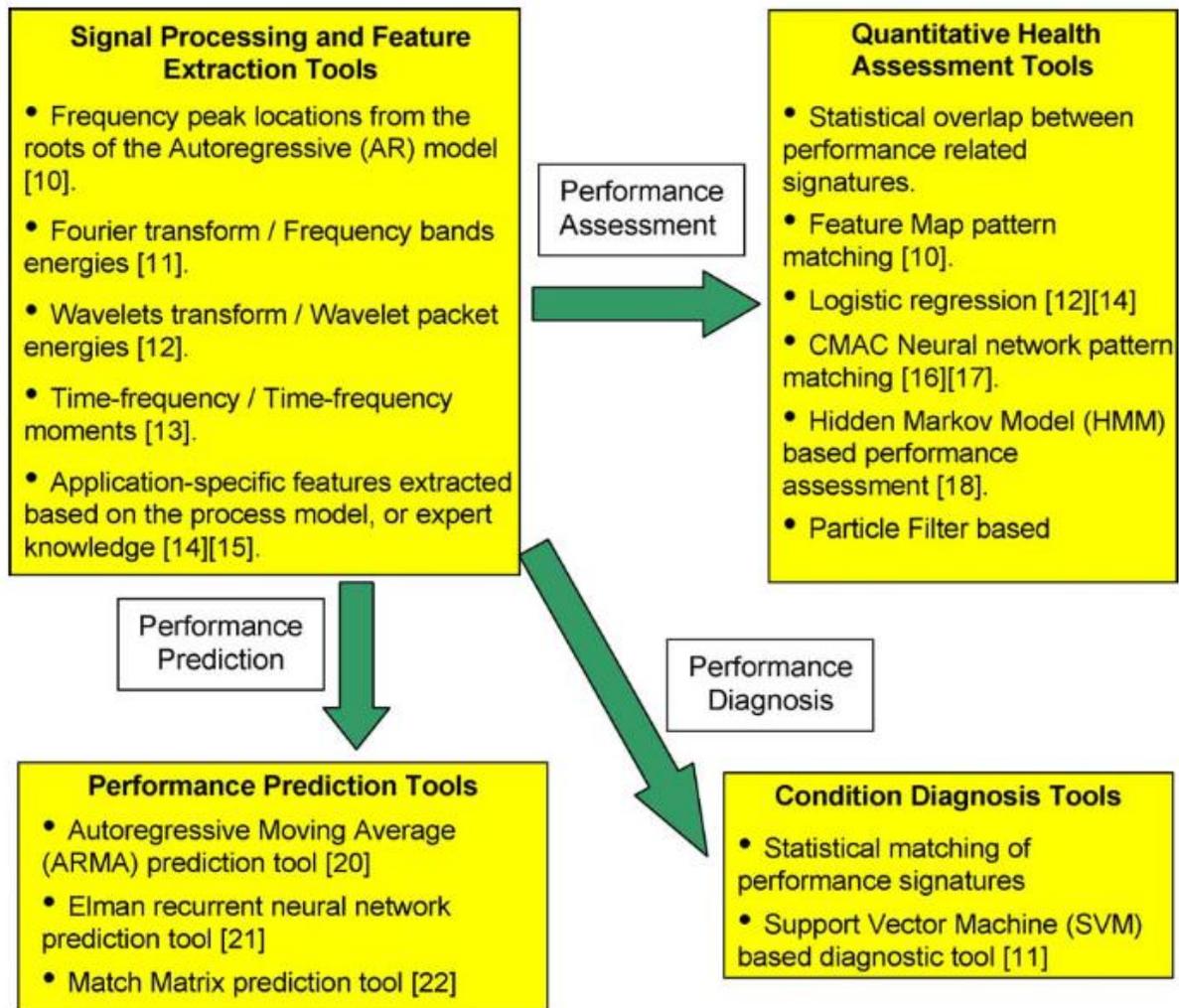


Figura 2: Ferramentas de solução para os módulos funcionais do *Watchdog Agent*™
 Fonte: DJURDJANOVIC, 2003.

2.4 PROCESSAMENTO DE SINAIS E EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

2.4.1 ANÁLISES DE FOURIER

As duas principais classes de análise de Fourier são: série de Fourier e Transformada de Fourier. A série é usada na análise de sinais periódicos e a transformada é tipicamente utilizada para sinais não periódicos.

Além disso é importante caracterizar o sinal de acordo com sua característica no domínio tempo, conforme Tabela 1.

Tabela 1: Análises de Fourier

| Propriedade | Sinal | |
|-------------|------------------------------------|---|
| | Periódico | Não periódico |
| Continua | Série de Fourier | Transformada de Fourier |
| Discreta | Série de Fourier de tempo discreto | Transformada de Fourier de tempo discreto |

Fonte: GONÇALVES , 2011.

As vantagens desse método são a decomposição do sinal em componentes de amplitude e frequência, isolando componentes individuais de um sinal complexo para detecção e remoção de características indesejáveis (ruídos). Folgas, defeitos ou desalinhamentos de rolamentos ou mancais de equipamentos rotativos refletem-se na alteração de frequências ou no surgimento de novas frequências (MASCARENHAS, 2006). Particularmente, a Transformada de Fourier facilmente decompõe um sinal nas suas componentes DC (média ou offset do sinal) e AC (senóides ou exponenciais complexas) (IMS CENTER,2007).

As desvantagens do método da transformada de Fourier decorrem do fato de que as características temporais do sinal não são preservadas e seu uso é restrito a sinais estacionários (quando a frequência não varia), onde a variação de energia não interessa para a análise do sinal.

2.4.1.1 TRANSFORMADA DE FOURIER DE TEMPO DISCRETO (DTFT)

Conforme descrito na Tabela 1, é a ferramenta para análise de sinais discretos e (sinal digital ou analógico amostrado) (IMS CENTER,2007). Considerando um sinal $x(t)$ discretizado ao longo do tempo:

$$x(t) \rightarrow x[n] \quad (1)$$

Onde: n é o índice da amostragem.

A relação matemática entre o sinal $x[n]$ e sua DTFT, dada por $X[\omega]$, é expressa como:

$$x[n] \xrightarrow{\mathcal{T}} X(\omega) \quad (2)$$

Assim, amostrando o sinal $x(t)$ a intervalos uniformes é obtida a versão da DTFT:

$$\mathcal{T}\{x[n]\} = X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-j\omega n} \quad (3)$$

Sendo sua inversa (\mathcal{T}^{-1}):

$$\mathcal{T}^{-1}\{X(\omega)\} = x[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{2\pi} X(\omega) e^{-j\omega n} d\omega \quad (4)$$

Com $n \in \mathbb{Z}$ (assegurando que as amostras dos dados ocorram somente em intervalos discretos) e $-\infty \leq n \leq \infty$ e podendo também ser expressa como a multiplicação de suas componentes de módulo e fase:

$$X(\omega) = |X(\omega)| e^{-i\omega\varphi} \quad (5)$$

2.4.1.2 ANÁLISE EM TEMPO-FREQUÊNCIA

É obtida através da representação simultânea do sinal no tempo e na frequência. Sendo assim, a análise em tempo-frequência é a análise da TFR (*Time Frequency Representation*). Como ela fornece informações temporais e espectrais, ela é aplicável para sinais não estacionários e de banda larga, que envolvem vários impactos e comportamentos transientes (IMS CENTER, 2007).

Apesar de fornecer perfeita resolução temporal e espectral ao mesmo tempo, o cálculo envolve termos cruzados, que demandam alta capacidade de processamento. Essa análise, portanto, não é indicada para tratamento de uma grande quantidade de informação e a velocidade de processamento passa a ser um critério a ser considerado (IMS CENTER, 2007).

2.4.1.3 TRANSFORMADA DE FOURIER DE TEMPO CURTO (STFT)

A STFT (*Short Time Fourier Transform*) é uma TFR linear que é uma combinação ou superposição das TFR das componentes do sinal, assumindo que o sinal temporal possa ser expresso como uma superposição de algumas componentes do sinal (IMS CENTER, 2007).

A STFT é uma extensão da transformada de Fourier. Na FT, faz-se a análise de todo o sinal, já que as componentes em frequência são assumidas constantes durante a aquisição do sinal temporal. No caso de sinais não estacionários, a STFT usa a FT para intervalos de tempo “janelados”. A STFT computa a FT de segmentos individuais de tempo e linearmente os combina para formar a TFR completa (IMS CENTER, 2007; JOHNSON, 2006).

Uma janela muito estreita resulta em uma boa identificação temporal de eventos transientes, mas ao mesmo tempo tem associado um espectro de baixa resolução, o que reduz a resolução entre as frequências próximas (CROVATO, 2004). Uma janela larga se obtém uma baixa identificação temporal de eventos e uma melhor identificação em frequências adjacentes.

Uma solução usualmente utilizada para resolver essa questão é escrever um sinal $x(t)$ como uma soma de funções que podem sofrer dilatação tanto no tempo quanto em frequência o que permite avaliar a evolução temporal das frequências de baixa e alta duração. Esta técnica é conhecida como *Wavelet* e será vista a seguir.

Por fim, cabe dizer que há várias formas de se programar a Transformada De Fourier com Janelamento (TDFJ). O IMS CENTER programa a TDFJ de modo que é utilizada a distribuição da energia do sinal no plano tempo-frequência.

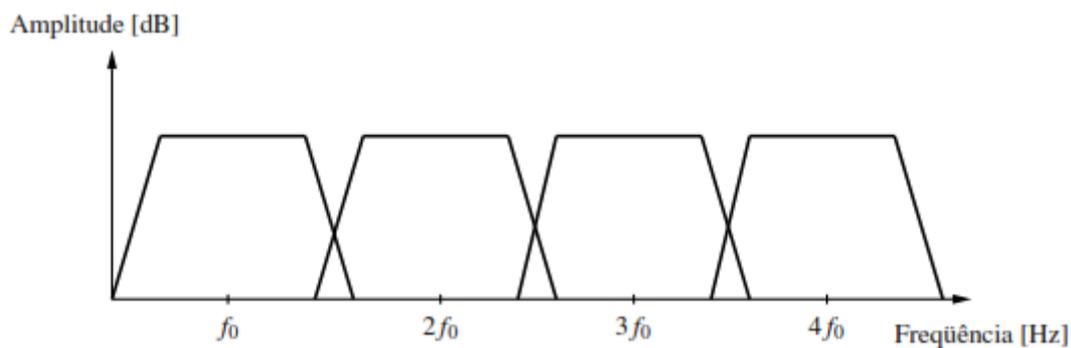


Figura 3: Varredura do espectro de frequências através de TF com janelamento
 Fonte: GONÇALVES, 2003

Cada tipo de distribuição de janelamento (Wigner-Ville, Cohen, etc.) tem propriedades únicas. O IMS CENTER opta por utilizar a classe de distribuições Cohen, por sua característica de covariância no tempo e frequência, que permite deslocar a distribuição no tempo e na frequência de modo proporcional. Caso o sinal tenha um atraso e seja modulado, a distribuição será deslocada no tempo e na frequência proporcionalmente ao atraso (AUGER et al., 1996; COHEN, 1995).

2.4.2 TRANSFORMADA DE WAVELET

As bases matemáticas das *wavelets* são recentes, se comparadas com as de Fourier, e começaram a ser aplicadas na análise de sinais somente na década de 80 (OPPENHEIN; GEHAFER, 1989).

O termo *wavelet* foi introduzido inicialmente pelo geofísico francês Jean Morlet. A técnica era utilizada para a realização da análise de dados sísmicos que apresentavam grande variação de frequência ao longo do tempo, pois a TF não era adequada ao estudo desse caso, onde uma maior resolução temporal para eventos de alta frequência mostra-se necessária. Essa técnica também é conhecida como análise de pacotes *wavelets* (ou simplesmente WPA – Wavelet Package Analysis) e a transformada de *wavelets* e se referem à representação de um

sinal de um comprimento finito ou de uma forma de onda oscilatório e de rápido decaimento, denominada mãe *wavelet*. Em termos formais a forma de onda é transladada para combinar com o sinal de entrada e essa série de *wavelets* é a representação de uma função com base em uma família completa ortonormal de funções básicas. Qualquer sinal, como na FT, pode ser representado como uma soma de componentes; neste caso, *wavelets* (IMS CENTER, 2007; JOHNSON, 2006).

A análise com a transformada de *wavelet* ajudou a superar a limitação da janela fixa que existe na STFT através do “janelamento variável”. A técnica do “janelamento variável” permite o uso de uma janela de tempo maior para analisar informações de baixa frequência, de forma mais precisa, e de uma pequena janela de tempo para avaliar informações de alta frequência (VALINS, 2005).

Assim, por meio da transformada de *wavelet* (TW) é possível localizar fenômenos com duração temporal muito pequena. Desta forma, a TW serve como ferramenta de análise de fenômenos transitórios, não estacionários, ou variantes no tempo (SCHUCK, 1998). Deste modo a TW pode ser vista como uma extensão da Transformada de Fourier com Janelamento (YAN; GAO, 2005).

Assim como a TF, a *wavelet* pode ser contínua, que faz o mapeamento de um sinal original unidimensional no domínio do tempo, para uma nova função, em um espaço bidimensional, e a discreta que realiza a decomposição de um sinal amostrando-o em diferentes níveis de resolução de frequência.

2.4.2.1 TRANSFORMADA DE WAVELET CONTÍNUA

A transformada de *wavelet* contínua emprega um protótipo de função, $\psi(t)$, chamada de *wavelet* mãe. Essa função deve ter média zero e parte central oscilante; ou seja, deve decair para zero em ambos os lados de sua trajetória.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (6)$$

Isto é garantido desde que a TF da função *wavelet* mãe, $\Psi(\omega)$, tenha zero na componente de frequência $\omega = 0$, ou seja:

$$|\Psi(\omega)|_{\omega=0}^2 = 0 \quad (7)$$

Além disso, a função *wavelet* mãe deve possuir norma quadrática finita, isto é:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < +\infty \quad (8)$$

A função *wavelet* mãe, na TW, é dilatada através de um parâmetro escalar α e transladada pelo parâmetro τ do seguinte modo:

$$\psi_{\alpha,t}(t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) \quad (9)$$

A variação do escalonamento e da translação cria um conjunto de funções que será usada na representação da função a ser analisada. Deste modo, a base é composta por wavelets que são cópias escalonadas e transladadas da *wavelet* mãe (OPPENHEIN; GEHAFFER, 1989).

Matematicamente, a transformada *wavelet* contínua (\mathcal{W}) de um dado sinal $x(t)$ é definida como um produto interno na seguinte forma:

$$\mathcal{W}\{x, \psi\} = \frac{1}{\sqrt{|\alpha|}} \langle x(t), \psi_{\alpha,t}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{|\alpha|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) dt \quad (10)$$

Onde: α é o fator de escala, τ é o fator de translação e $\frac{1}{\sqrt{|\alpha|}}$ é um fator para normalização da energia através das diferentes escalas.

A inversa da TW contínua (\mathcal{W}^{-1}) é dada por:

$$\mathcal{W}^{-1}\{x(t), \psi_{\alpha,t}(t)\} = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{W}\{x, \psi\} \frac{1}{\sqrt{|\alpha|}} \psi^*\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) \frac{d\alpha dt}{\alpha^2} \quad (11)$$

Sendo que C_{ψ} é uma constante denominada constante espectral, definida por:

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \quad (12)$$

Onde: $\Psi(\omega)$ é a transformada de Fourier da função *wavelet* mãe $\psi(t)$.

A transformada de *wavelet* pode ser vista como a decomposição de uma função $x(t)$ em uma combinação linear de funções *wavelets*. Os coeficientes da transformada *wavelet* representam o quão semelhante a função $x(t)$ é em relação a uma função de decomposição da *wavelet* mãe.

Visto que a função *wavelet* mãe pode ser visualizada como uma janela, Equação (10), verifica-se que o fator de escala e o tamanho da janela são interdependentes: um fator de escala menor implica em uma janela menor.

Para realizar a análise de componentes em altas frequências do sinal, deve-se utilizar um fator de escala pequeno, visto que para componentes de baixa frequência é utilizado um fator de escala maior.

Pode-se, ainda, realizar a inversa da transformada *wavelet*, que exibe como a função original $x(t)$ pode ser sintetizada pela soma das componentes do sinal em *wavelets*. Contudo, dentre o conjunto dessas funções que compõe o sinal, não há necessidade de ortogonalidade entre as mesmas nem tampouco com a função original.

2.4.2.2 TRANSFORMADA DE WAVELET DISCRETA

O cálculo dos coeficientes de todas as possíveis escalas da transformada *wavelet* contínua, Equação (10) requer um enorme esforço computacional e gera informações redundantes. Como alternativa a TW contínua, é adotada a utilização de parâmetros de escalonamento e translação discretos. A este tipo de análise dá-se o nome de transformada *wavelet* discreta (TWD).

A TWD (\mathcal{V}) de um sinal $x(t)$ é expressa como:

$$\mathcal{V}\{x, \psi\} = \langle x(t), \psi_{k,\beta} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{k,\beta} \left(\frac{t - \tau}{\alpha} \right) dt \quad (13)$$

Sendo a inversa da TWD (\mathcal{V}^{-1}) de um sinal $x(t)$ é expressa como:

$$\mathcal{V}^{-1}\{\langle x(t), \psi_{k,\beta} \rangle\} = x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{\beta=-\infty}^{\infty} \mathcal{V}\{x, \psi\} \psi_{k,\beta}(t) \quad (14)$$

A função $\psi_{k,\beta}$ forma uma base de funções *wavelet*, criadas a partir da função *wavelet* mãe mediante parâmetros de escala, ou dilatação, e translação discretos.

A função $\psi_{k,\beta}$ é obtida a partir de:

$$\psi_{k,\beta} = \frac{1}{\sqrt{\alpha^k}} \psi \left(\frac{t - \beta \alpha^k \tau}{\alpha^k} \right) \quad (15)$$

Onde: α é a variação da dilatação, τ é o passo da translação, k e β são constantes $\in \mathbb{Z}$.

Uma possível escolha, geralmente adotada, feita para as constantes α e τ é $\alpha = 2$ e $\tau = 1$. Deste modo é obtida uma transformada *wavelet* amostrada a um valor de 2^k :

$$\psi_{k,\beta} = \frac{1}{\sqrt{2^k}} \psi\left(\frac{t - \beta 2^k}{2^k}\right) \quad (16)$$

Deste modo, obtém-se uma escala de dilatação como uma potência de dois e passos de translação de um passo de escala de dilatação (PARRAGA,2002).

Na Equação (16) o tempo permanece como uma variável contínua e os parâmetros k e β é que fornecem a dilatação e a translação, respectivamente.

2.4.2.3 BENEFÍCIOS DA TRANSFORMADA DE WAVELET

A TW, semelhante a TF com janelamento, apresenta um compromisso entre a resolução temporal e a espectral. Na TW elas variam no plano do tempo e da frequência. Uma representação da divisão do sinal em células de resolução temporal e espectral para TW pode ser vista na Figura 4.

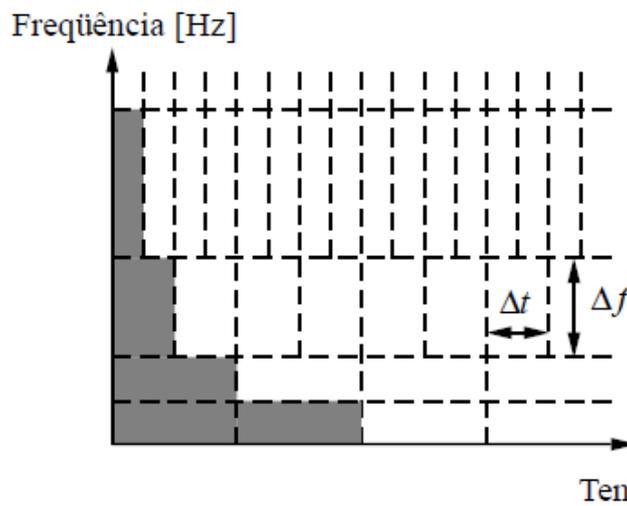


Figura 4: Representação das células de resolução Δt e Δf para TW.
Fonte: IMS CENTER, 2006.

Visto que a TWD é equivalente à implementação de um banco de filtros, a resolução temporal é proporcional à frequência central destes filtros. Já a resolução em domínio frequência é definida como:

$$\frac{\Delta f}{f} = c \quad (17)$$

Onde: c é uma constante.

Deste modo, o banco de filtros é composto por uma série de filtros passa-baixa, com uma banda de passagem constante. Assim, o banco de filtros possui uma resposta em frequência igualmente espaçada na escala logarítmica de frequência, como visto na Figura 5.

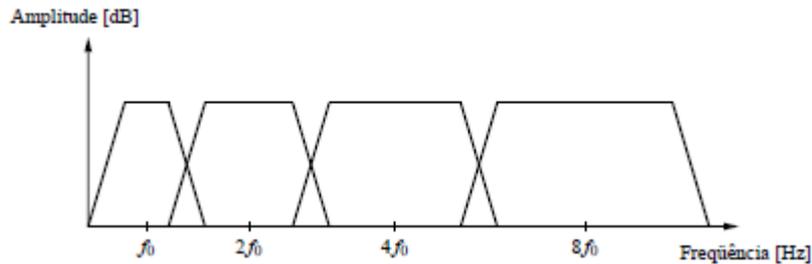


Figura 5: Varredura de espectro de frequências através da TW
Fonte: IMS CENTER, 2007.

2.4.3 FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE DESEMPENHO

2.4.3.1 REGRESSÃO LOGÍSTICA

A regressão logística (YAN, 2004) pode ser utilizada para a análise da degradação do sinal. Esse modelo busca uma forma de ajuste que classifique os dados da entrada em um espaço binário de saída sendo suas respostas geralmente sucesso ou fracasso (presença ou ausência).

Essa técnica faz parte da categoria de modelos estatísticos chamados de Modelos Generalizados Lineares (IMS CENTER, 2007). Ela permite obter uma saída discreta, como classificação em um grupo, de um conjunto de dados que pode ser contínuo, discreto, binário, etc (IMS CENTER, 2007). Sendo que no estudo proposto a resposta da análise será dada como comportamento normal ou degradado.

A Regressão Logística busca ajustar um mapeamento em um espaço de k dimensões da entrada para um espaço de uma única dimensão de saída. Define-se a variável de resposta como y , definido como $y = 1$ quando o conjunto de entrada possui a característica de interesse ou $y = 0$, caso contrário. A curva logística típica obtida a partir do modelo segue o padrão da Figura 6.

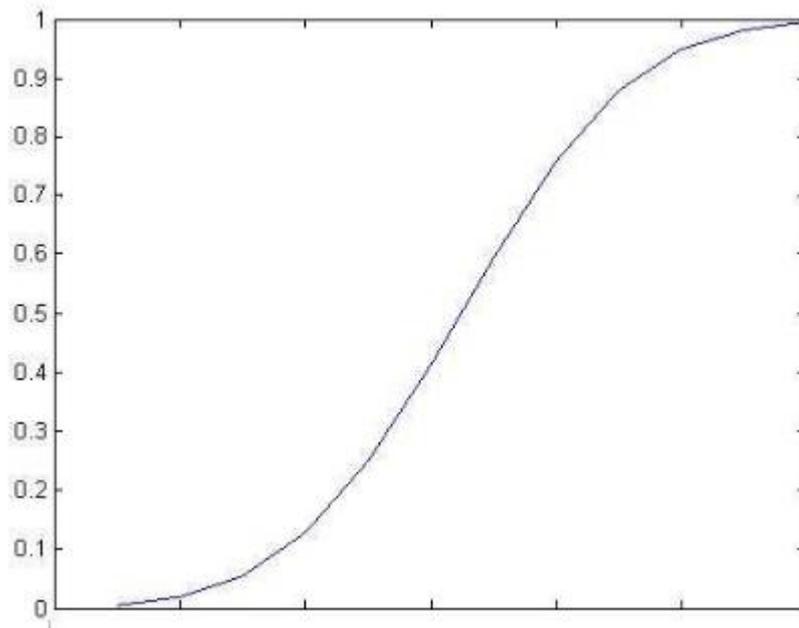


Figura 6: Curva típica de um modelo de regressão logística.

O modelo da Regressão Logística é matematicamente expresso da seguinte forma:

$$p(x) = P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} = \frac{e^{(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}}{1 + e^{(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (18)$$

Onde $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ é o vetor da entrada de dimensão k e y é a saída binária (0 ou 1).

Reescrevendo o modelo em termos das probabilidades de evento e de não evento, ou $p(x)$ e $1 - p(x)$, respectivamente:

$$\frac{p(x)}{1 - p(x)} = e^{(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)} \quad (19)$$

Que pode ser simplificado para

$$g(x) = \ln\left(\frac{p(x)}{1 - p(x)}\right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (20)$$

Onde o logaritmo natural apresentado é conhecido como função logit, e torna o modelo linear.

Na prática, uma amostra de entrada $\{x\}$ é observada e a probabilidade $\{p(x)\}$ é estimada da estatística ou especificada subjetivamente de acordo com a necessidade como, por exemplo, estabelecer uma entrada normal com probabilidade 98% e uma entrada anormal com 10%. Em

função dessa característica, este método é indicado para situações onde os comportamentos aceitáveis e não aceitáveis são explicitamente conhecidos (IMS CENTER, 2007).

As probabilidades $\{p(x)\}$ da entrada $\{x\}$, os parâmetros $\alpha, \beta_1, \dots, \beta_k$ são obtidos resolvendo-se o modelo linear, utilizando o modelo dos mínimos quadrados, máxima verossimilhança, etc., ou seja, o algoritmo precisa ser “treinado” antes de sua utilização. Como consequência, no caso da característica de entrada pertencer a um espaço com mais de 5 dimensões (IMS CENTER, 2007), a regressão pode se tornar muito custosa do ponto de vista computacional, inviabilizando o método.

O *Valor de Confiança* pode ser obtido diretamente pela Equação (18) uma vez que $P(y = 1|x)$ corresponde ao comportamento normal do sistema e, por se tratar de uma função de probabilidade, seu valor varia entre 0 e 1.

$$CV(x) = \frac{1}{1 + e^{(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (21)$$

O *Valor de Confiança* é, então, considerado um comportamento sadio quando seu valor de aproxima de 1, enquanto valores próximos de zero correspondem a um comportamento inadequado. A Figura 7 apresenta uma análise pelo *valor de confiança* do funcionamento de uma porta de elevador.

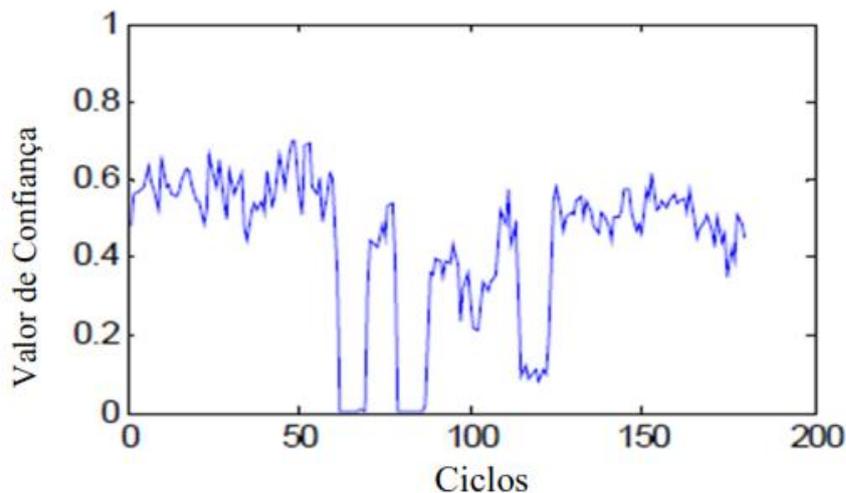


Figura 7: Exemplo de curva de *Valor de Confiança* x Ciclos.
Fonte: YAN, CHEN (2006)

2.4.3.1 RECONHECIMENTO ESTATÍSTICO DE PADRÕES

O *Reconhecimento Estatístico de Padrões* é um método de classificação que compara analiticamente as distribuições de características (JAIN, DUIN, MAO, 2000), e é baseado na

suposição de que a distribuição representando um dado nível de degradação do sistema é gaussiana. Isto normalmente se verifica em processos repetitivos como, por exemplo, máquinas fotocopiadoras, portas de elevador, etc., (IMS CENTER, 2007).

Calculando a sobreposição das características que estão sendo medidas com o modo normal ou com o modo de falha, obtém-se o CV do sistema ou a probabilidade de falha (IMS CENTER, 2007). O cálculo dessa sobreposição necessita que a distribuição das características seja aproximadamente gaussiana o que não ocorre em sistemas altamente dinâmicos (IMS CENTER, 2007) e, portanto, atende aos objetivos do trabalho como metodologia de análise.

Geralmente se observa um alto grau de correlação entre as características extraídas (DJURDJANOVIC, NI, LEE, 2002). A porção não correlacionada da informação pode ser extraída utilizando a Análise das Componentes Principais (*Principal Component Analysis - PCA*). A PCA calcula os autovetores mais expressivos da matriz de covariância da distribuição de características, ou seja, os que possuem os maiores autovalores (DJURDJANOVIC, NI, LEE, 2002).

Assume-se que a um dado estado de operação S de uma máquina, o conjunto de características X é caracterizado como uma distribuição Gaussiana multivariável de média $\bar{\mu}_S$ e pela matriz de covariância K_S . A matriz K_S pode ser representada como (DJURDJANOVIC, NI, LEE, 2002; IMS CENTER, 2007):

$$K_S = \sum_{i=1}^r \lambda_i \vec{v}_i \vec{v}_i^T = V \Lambda V^T \quad (22)$$

Onde r é o posto da matriz de covariância K_S , λ_i são os autovalores não nulos de K_S , \vec{v}_i são os autovetores correspondentes de norma unitária, $V = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_r]$ e $\Lambda =$

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_r \end{bmatrix}.$$

Como K_S é positiva, todos seus autovalores são reais e maiores que zero. Cada autovalor λ_i mostra a energia contida na direção do autovetor correspondente \vec{v}_i . Quando existe um alto grau de correlação entre as componentes de I , apenas alguns autovalores de Λ são responsáveis pela maior parte da energia contida em K_S . Assim, Assumindo que os λ_i estão organizados em ordem decrescente, K_S pode ser reescrita como (DJURDJANOVIC, NI, LEE, 2002; IMS CENTER, 2007):

$$K_s = \sum_{i=1}^p \lambda_i \vec{v}_i \vec{v}_i^T = V_p \Lambda_p V_p^T \quad (23)$$

Onde $V = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_p]$, $\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_p \end{bmatrix}$, p é a quantidade de componentes

principais de K_s , λ_i são os p maiores autovalores e \vec{v}_i são os auto-vetores de norma unitária correspondentes.

Dessa forma, pode-se transformar o conjunto inicial de características X em um novo conjunto de dimensão reduzida $\tilde{X} = \Lambda_p^{-\frac{1}{2}} V_p^T (X - \mu)$. Se X pertence à classe de sinais do estado S da máquina, então \tilde{X} deve ter distribuição normal de média zero e variância I_p , onde I_p é uma matriz identidade de ordem p (DJURDJANOVIC, NI, LEE, 2002).

O cálculo do valor de confiança pode ser realizado através de qualquer técnica de medida de distância entre duas distribuições de características por exemplo a distância de Mahalanobis (DJURDJANOVIC, NI, LEE, 2002).

O CV, neste caso, é como apresentado na Equação (24):

$$CV(\tilde{X}) = 1 - F_{X_p^2} \sum_{i=1}^p \tilde{X}_i^2 \quad (24)$$

No procedimento computacional para o cálculo de CV admite-se que as amostras r -dimensionais sejam armazenadas em uma matriz $X_{n \times r}$, na qual cada linha é uma amostra e há n amostras no total. É importante notar que uma amostra é um vetor linha (IMS CENTER 2007).

2.4.4 CURTOSE E OBLIQUIDADE

Obliquidade e curtose são duas medidas importantes para caracterizar uma distribuição não-normal. No caso da obliquidade (*Skewness*), o coeficiente próximo de zero significa simetria, caso contrário, uma tendência à esquerda para números negativos e, à direita, para números positivos. Para o cálculo da curtose é necessário o cálculo dos momentos estatísticos ($\mu_n = \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_4$) da distribuição, de forma que a medida de obliquidade é dada pela Equação (25).

$$\text{Skewness} = \frac{\mu_3}{\mu_2^{\frac{3}{2}}} \quad (25)$$

A curtose (*Kurtosis*) mede a concentração próxima à média (ou pico). No caso da normalidade o valor é 3. Um valor menor que 3 representa uma distribuição mais achatada, também conhecida como *Platykurtic*. Para valores maiores do que 3 nota-se uma acentuação do pico, também conhecida como *Laptokurtic*. A Equação (26) representa o método de cálculo da curtose (LIU et al., 2004).

$$\text{Kurtosis} = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} \quad (26)$$

2.5 ATUADORES ELÉTRICOS

Atuadores elétricos são dispositivos eletromecânicos capazes de controlar o nível de abertura de válvulas, *dampers*, comportas e similares. O atuador elétrico pode ser acoplado através de unidades de adaptação ou redutores, é sua principal função o controle do movimento da haste da válvula, que controla o fluxo de produto dentro da tubulação em que atua.

O dispositivo é composto por uma carcaça, com volante mecânico manual, um motor, uma caixa de engrenagens, um compartimento para um circuito eletrônico de controle de

acionamento da máquina elétrica (CPU) e, em ocasiões (determinados modelos), um painel frontal com *display* e comando, conforme a Figura 8. Quanto à forma de comando, os atuadores subdividem-se em quatro categorias: *Standard*, *Integral*, *Modulante* e *Inteligente* (COESTER AUTOMAÇÃO, 2001).



Figura 8: Atuador elétrico.
Fonte: COESTER AUTOMAÇÃO S.A.

Os atuadores *Standard* são compostos basicamente pelo conjunto mecânico, motor e sensores. Toda a parte de controle é feita remotamente, através de um CLP (Controlador Lógico Programável) ou painel de comando, incluindo as contadoras de potência do motor. Os atuadores *Integrais* possuem uma interface de comando local programável, e todos os elementos de controle estão incorporados no próprio equipamento. O acionamento pode ser local ou remoto, sendo que neste último caso os contatos devem ser duplicados até o painel de controle remoto. O atuador *Modulante* se assemelha bastante ao *Integral*, com a diferença que o primeiro possibilita um controle proporcional (posicionamento de 0 a 100% do curso da válvula) através de um laço de corrente 4-20mA ou 0-20mA. Por fim, o atuador *Inteligente* possui todos os recursos do *Integral*, além de ter uma unidade de processamento para aquisição de dados de sensores e auto-diagnose. Também possibilita a comunicação por rede (Modbus-RTU, Profibus DP, DeviceNet, etc).

Em função dos recursos disponíveis no atuador *Inteligente*, este será utilizado no estudo de caso. Os atuadores *Inteligentes* podem monitorar o torque exercido sobre a válvula, detectam diversos problemas, como sobreaquecimento do motor, torque excessivo e falta de fase, e, além disso, têm a capacidade de registrar as 500 últimas operações realizadas na memória interna. O torque máximo exercido pelo atuador antes de cessar o movimento é configurável por software (COESTER AUTOMAÇÃO, 2001). A Figura 8 mostra a aparência externa do atuador. O sistema a ser estudado nesse trabalho é um modelo *inteligente* CSR6 com capacidade máxima

de 60 N.m e rotação de 42 RPM. O tempo necessário para completar o curso do obturador (de 0 a 100%) é de 46 s. Carcaça em alumínio “Copper Free”, motor tipo gaiola de esquilo para o acionamento.

Valores de torque nulos indicam as posições pelas quais o obturador não passou durante o movimento. Valores de torque em 10 N.m denotam as situações em que houve movimento, mas com torque baixo (inferior a 10 N.m). Isso foi feito a fim de diferenciar as duas situações, pois nem sempre o obturador se moverá por todas as posições.

2.5.1 FUNCIONAMENTO DOS ATUADORES ELÉTRICOS

O atuador elétrico é acoplado à haste da válvula tendo como função gerenciar o fluxo de produto que passa pela tubulação. Esse controle é feito através de um conjunto de engrenagens acoplado ao motor de indução que transmite o conjugado do motor de indução à haste da válvula. A posição relativa do obturador da mesma é indicada através de um sensor potenciométrico de alta precisão, sendo apresentada no display do atuador, onde 100% indica válvula completamente aberta – fluxo máximo- e 0% totalmente fechada – fluxo nulo.

O atuador elétrico pode conter um transdutor de torque, consistindo em uma célula de carga que se deforma com o conjugado do motor sobre as engrenagens. Esse sinal é enviado para a CPU do atuador, onde passa pelo condicionamento e processamento para apresentação no display da máquina. Da mesma forma que a posição relativa do obturador, o conjugado é exibido no display com uma variação de 0 a 100%, correspondendo, respectivamente, aos torques mínimo e máximo que o atuador suporta.

Esses sistemas servem como proteção ao sistema e servem de *input* para o sistema automático de proteção a ser acionado em eventos como torque excessivo, alta temperatura, sobrecorrente no motor causados por falhas críticas no sistema.

O controle do sistema pode ser tanto executado remotamente por um sistema supervisório quanto localmente pelo operador. Caso o sistema de acionamento elétrico esteja indisponível é possível, ainda assim, acionar a válvula através do volante manual.

O conjugado exercido pelo motor deve ser suficiente para vencer o atrito existente entre o obturador e a sede, a força da mola de retorno da gaxeta da válvula à posição inicial, bem como o atrito da haste com a gaxeta, conforme a Figura 9.

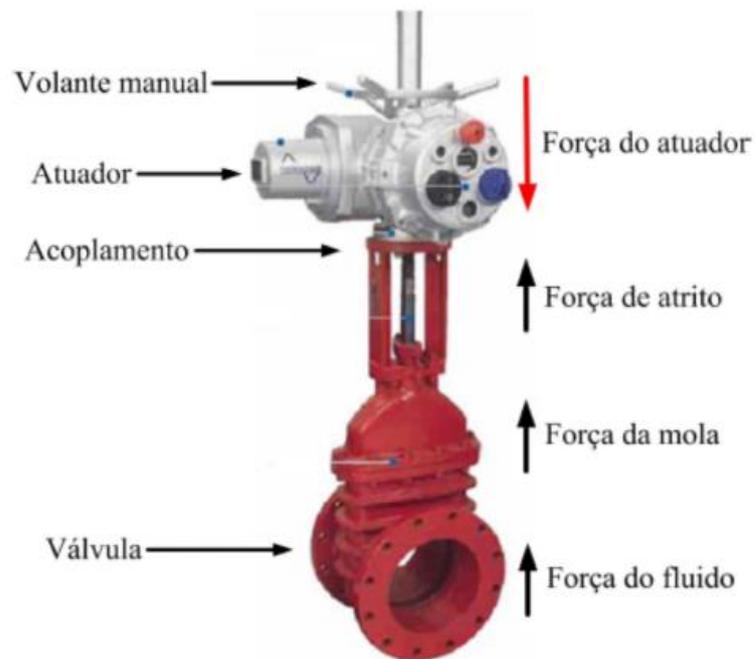


Figura 9: Forças presentes no sistema atuador-válvula.
 Fonte: GONÇALVES et al.(2007).

A situação que exige maior valor de conjugado (torque) ocorre quando a válvula está na posição totalmente fechada e se abre na presença de fluido pois, nesse instante, é que ocorre a maior diferença de pressão entre as duas extremidades da mesma. O comportamento do conjugado (torque), em função disso, será diferente nos movimentos de abertura e fechamento da válvula e deve ser levado em consideração no momento dos testes, pois correspondem a dois modos de funcionamento distintos.

2.5.2 DEGRADAÇÃO DOS ATUADORES ELÉTRICOS

O sistema atuador-válvula pode sofrer de inúmeras falhas detectáveis ou não de acordo com os parâmetros que estão sob observação. A maior parte delas, como a presença de detritos na tubulação pode ser detectada diretamente durante a operação do atuador, considerando-se os padrões de medidas obtidos pelo sistema de controle do mesmo.

Em um sistema atuador-válvula podem ocorrer as seguintes falhas (GONÇALVES et al., 2007):

- *Falha na caixa de redução*: falha que ocorre na caixa de redução do atuador; geralmente relacionada à quebra do sem-fim devido a toque excessivo.
- *Falha na mola*: relacionada à perda de elasticidade da mola, decorrente do desgaste da mesma com o tempo.

- *Falha por atrito excessivo*: decorrente do aumento da força de atrito entre a haste e a gaxeta, geralmente ocasionada devido a um vazamento de líquido e sua consequente cristalização na região de acoplamento.
- *Falha devido a densidade*: ocorre na variação da densidade do fluido presente na válvula.

Entretanto, existem outras falhas que ocorrem diretamente no atuador elétrico (HAYWARD INDUSTRIAL PRODUCTS INC., 2011), sendo possível citar:

- *Torque excessivo*: a consequência direta dessa condição é a quebra da caixa de engrenagens do atuador. Pode ser causada por mau dimensionamento do atuador ao tipo de válvula. Situações de sobretorque ocorrem, geralmente, devido a obstruções excessivas na tubulação durante a abertura ou fechamento da válvula.
- *Ciclo de trabalho excessivo*: a definição de “ciclo de trabalho” é o tempo que o motor pode funcionar em relação ao tempo que o mesmo deve “descansar”. Todo motor de corrente alternada possui um ciclo de trabalho que deve ser respeitado. O excesso de trabalho no motor pode causar sobreaquecimento e, conseqüentemente, sua queima. Dentre os possíveis agravantes para esta condição podem ser citados a exposição a altas temperaturas e sistemas de controle instáveis.
- *Proteção inapropriada*: em ambientes desfavoráveis, é possível que o atuador elétrico apresente problemas devido à deficiência de proteção – relativo a Índice de Proteção (IP), conforme NBR IEC 60529-. Os defeitos podem ser causados por umidade, causando corrosão dos componentes (motor, placa, engrenagens).
- *Picos de tensão*: podem ser causados devido a diversas falhas elétricas no sistema de distribuição de energia, descargas elétricas ou no sistema de proteção da instalação elétrica, causando a queima dos componentes internos do atuador, em especial, a CPU.

2.6 FUSÃO DE SENSORES

As técnicas de fusão de sensores vêm sendo amplamente utilizadas devido aos inúmeros avanços na área de instrumentação e de processamento de sinais. Em função de seu grande potencial o assunto vem ganhando cada vez mais importância.

Alguns autores se referem à essa metodologia como “fusão de dados”: a combinação dos sinais de sensores para alcançar uma determinada melhoria em relação à análise individual

dos sinais. Outros autores se referem à fusão como “fusão de dados brutos”, ou seja, de sinais que não se encontram inicialmente preparados no momento de sua combinação (DASARATHY, 1997; ELMENREICH, 2011). Em vista disso é proposto o termo “fusão de informação” para se referir a fusão de qualquer tipo de dado, tornando a fusão de sensores um subgrupo (LIU et al., 2007).

2.6.1 DEFINIÇÃO DA METODOLOGIA DE FUSÃO DE SENSORES

Informalmente, pode-se dizer que a fusão de sensores consiste em associar ou fundir informações que partem de várias fontes e usa-las associadas ou fundidas em variadas tarefas, tais como aumento da confiabilidade de dados, ajuda na tomada de decisões, detecção de variações sutis de comportamento de um sistema ou realização de estimativas numéricas. Essa definição implica dois conceitos principais: combinação da informação e objetivo da fusão (BLOCH; HUNTER, 2001).

Assim, é introduzida a definição de fusão de sensores como sendo a combinação de dados de sensores ou dados provenientes de sinais de sensores tal que a informação resultante é, de alguma forma, melhor do que seria possível se esses dados fossem analisados individualmente. É importante ressaltar que essa melhoria pode ser na forma de informações mais completas, mais precisas ou mais fáceis de computar e visualizar, que dependem do objetivo especificado para a fusão de sensores (ELMENREICH, 2011).

O cérebro humano e de animais talvez seja o melhor exemplo de fusão de sensores que se possa citar. Utilizando-se dos sentidos de visão, audição, tato, olfato e paladar, o cérebro processa os sinais e funde-os, fornecendo o que se espera ser a melhor interpretação dos fenômenos presenciados. O cérebro, para essa comparação, demonstra ser uma arquitetura de fusão de sensores muito flexível já que, em geral, essa fusão ocorre em diferentes níveis para diferentes funções em diferentes combinações (DASARATHY, 1997).

O Watchdog Agent ® utiliza o modelo proposto pela JDL (Joint Directors of Laboratories) Sensor Fusion Group (LLINAS, HALL, 1998) do departamento de defesa dos estados unidos. Este modelo é composto principalmente pela fusão no nível das características e fusão no nível de decisão.

2.6.2 VANTAGENS DA FUSÃO DE SENSORES

O uso de vários sensores através da fusão de dados gera inúmeras vantagens sobre o uso de sensores individualmente. Dentre as principais razões para a aplicação da técnica de fusão destacam-se (ELMENREICH, 2011; ESTEBAN et al., 2005):

- *Mais informações:* o uso de vários sensores aumenta a quantidade de parâmetros que podem ser analisados. Isso pode significar uma maior abrangência geográfica (numa linha de distribuição de energia, por exemplo) ou uma maior variedade de aspectos do sistema (corrente, velocidade, pressão, etc.).
- *Maior robustez:* a redundância dos dados agrega robustez ao sistema, já que o funcionamento do mesmo ou do sistema sensoramento não é dependente de uma única fonte de dados.
- *Redução da ambiguidade e incerteza:* um maior número de dados e a combinação entre os mesmos reduz a possibilidade de múltiplas interpretações de uma observação.
- *Maior resistência à interferência:* decorrente do aumento da dimensionalidade do espaço de medida (ou seja, obtenção de múltiplos parâmetros), tem-se maior resistência à interferência e maior relação sinal-ruído.
- *Melhor resolução:* quando comparado à resolução de um único sensor, tem-se uma melhoria quando as leituras de vários sensores são fundidas.

É importante ressaltar ainda que, além disso, sistemas que não estão expostos às seguintes desvantagens (ELMENREICH, 2011):

- *Perda do sensor:* um evento de falha em um sensor causa a perda de percepção do objeto observado. Exemplo: se o velocímetro quebra, perde-se a medida e, conseqüentemente, o controle do valor da velocidade do automóvel.
- *Cobertura espacial limitada:* sensores cobrem uma área restrita do fenômeno que se deseja observar e controlar. Exemplo: um único termômetro não consegue fornecer a temperatura média real de uma tubulação de etanol; a informação fornecida se restringe à área onde ele está instalado.
- *Cobertura temporal limitada:* a frequência na qual um fenômeno é medido pode ser limitada devido ao tempo de execução necessário para o sensor executar a medição.

- *Imprecisão*: a observação do fenômeno é limitada pela precisão do dispositivo de medição.
- *Incerteza*: um único sensor não consegue medir todos os parâmetros relevantes de um determinado sistema.

2.6.3 NÍVEIS DE FUSÃO DE SENSORES

Pode-se caracterizar um modelo de fusão pelo domínio de aplicação, pelo objetivo da fusão, pelo tipo de sensor, pela configuração dos sensores e pelo nível de fusão (DASARATHY, 1997). Os métodos de fusão são muito subjetivos, não havendo ainda um modelo fundamental, o que leva a métodos específicos de acordo com a aplicação em questão.

A caracterização por níveis é, no entanto, a mais conhecida e visa subdividir o processo de fusão em três níveis principais: fusão de dados (*data fusion*), fusão de características (*feature fusion*) e fusão de decisões (*decision fusion*).

Na comunidade acadêmica também fala-se em nível de fusão de classificação (*rank fusion*) e nível de fusão de *matching score*, sendo esses métodos aplicados a áreas como biomédica (MONWAR; GAVRILOVA, 2009).

2.6.3.1 NÍVEIS DE FUSÃO DE DADOS

A fusão em baixo nível (*low-level fusion*) e fusão em nível de sensor (*sensor level*), são as camadas da fusão que abordam o tratamento da informação bruta ou com baixo processamento dos dados dos sensores (ELMENREICH, 2011; DASARATHY, 1997).

Essas camadas têm como finalidade a combinação entre os dados de várias fontes, produzindo novos dados que forneçam informações quantitativamente mais importantes que os dados individuais de entrada. Isto requer o uso de técnicas de avaliação não destrutivas que possam reduzir a incerteza, reduzir a quantidade de informação e, quando necessário, verificar a redundância dos dados obtidos. O produto da fusão de dados é a extração das características do processo que são, então, enviadas para o nível de fusão de características (LIU et al., 2007; ELMENREICH, 2011; MONWAR, GAVRILOVA, 2009).

2.6.3.1.1 ESTRUTURA CAMADA DE SENSOR

A camada de sensor -Figura 10- utiliza um método centralizado da fusão de dados. Cada sensor tem um processador de sinais independente que realiza a extração das características e a classificação e rastreamento do objeto; a unidade de processamento não sofre com sobrecarga de informações e pode utilizar um único método aritmético para realizar a fusão dos dados. Porém, devido à camada de processamento de sensores, essa estrutura tem maior custo, maior complexidade e menor confiabilidade (XINHAN, MIN, 2003).

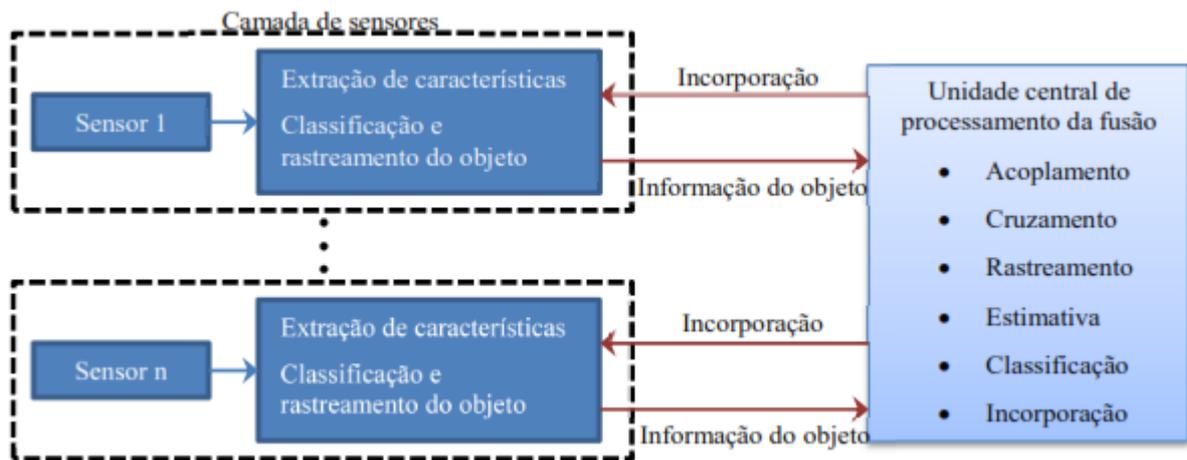


Figura 10: Representação da estrutura de camada de sensores de fusão de dados.

Fonte: XINHAN, MIN, 2003.

2.6.3.2 ESTRUTURA CENTRAL

Essa metodologia utiliza a fusão através de um método centralizado de dados, conforme a Figura 11. Percebe-se que nessa estrutura o nível de processamento de sensores foi retirado, quando comparado ao método anterior, fazendo com que o sistema tenha custo reduzido em relação à estrutura camada de sensor, levando a uma estrutura simplificada e com maior segurança.

A unidade de processamento, no entanto, precisa computar uma carga maior de informações, demandando a utilização de métodos aritméticos diferentes para cada tipo de sensor, o que torna o sistema menos flexível (XINHAN, MIN, 2003).

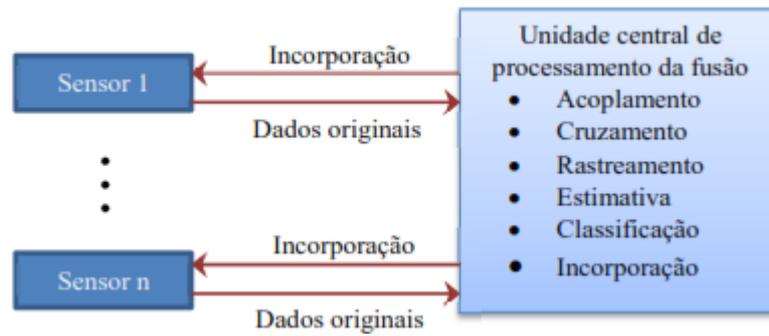


Figura 11: Estrutura central de fusão de dados.

Fonte: XINHAN, MIN, 2003.

2.6.3.3 ESTRUTURA MISTA

Adotando um método centralizado de fusão de dados, essa metodologia é uma mistura entre a estrutura central e a camada de sensores, apresentados anteriormente. A estrutura mista apresenta melhor adaptabilidade sendo, obviamente, mais complexa (XINHAN, MIN, 2003). A Figura 12 apresenta o diagrama de funcionamento da metodologia.

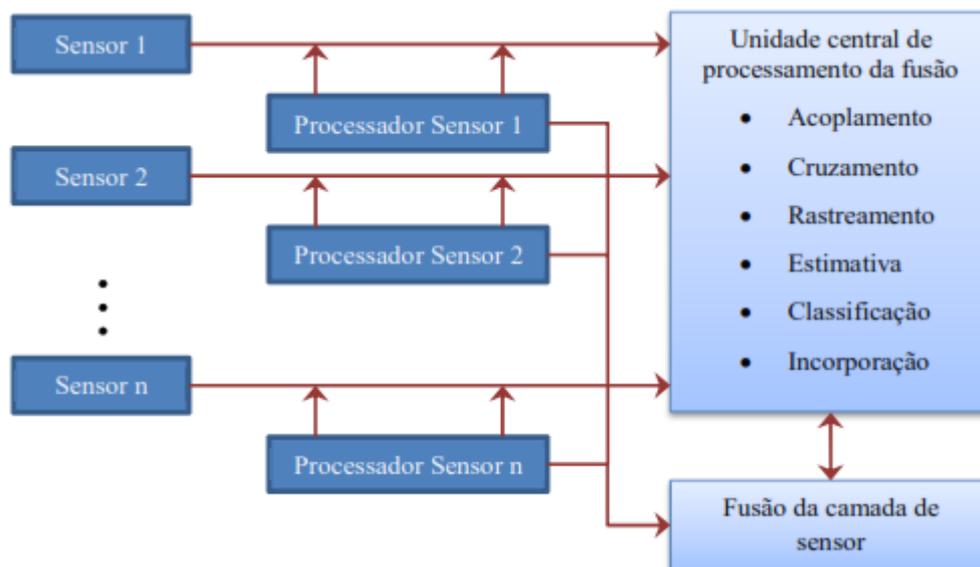


Figura 12: Estrutura mista de fusão de dados.

Fonte: XINHAN, MIN, 2003.

2.6.3.4 ESTRUTURA DISTRIBUÍDA

Enquanto as estruturas anteriores utilizam um modelo centralizado de processamento de dados, a estrutura distribuída -Figura 13 faz uso de “centros locais de fusão de dados” que, então, se conectam a uma unidade global. Cada centro local trata um conjunto diferente de informações baseado no tipo de sensores, objetos e requisitos. O resultado dessa fusão parcial é, então, enviado para a unidade de processamento que finaliza o processo de fusão de dados (XINHAN, MIN, 2003).

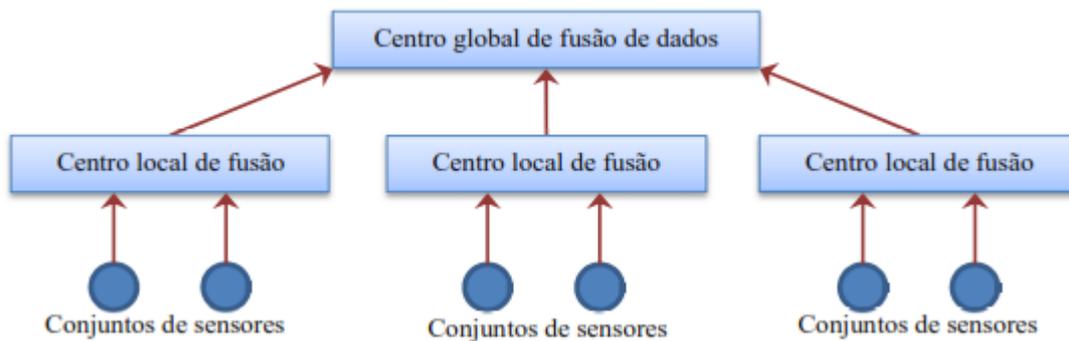


Figura 13: Estrutura mista de fusão de dados.

Fonte: XINHAN, MIN, 2003.

2.6.3.5 ESTRUTURA DESCENTRALIZADA

Na estrutura descentralizada -Figura 14-, os sensores são conectados a nós que recebem informações de outros sensores ou de fusões parciais de dados e realizam outras fusões parciais dos dados. Devido à ausência de uma unidade central de processamento, o resultado final da fusão de dados pode partir de qualquer nó, tornando essa estrutura um tanto complicada em nível de computação e de comunicação. Entretanto, erros de sensores causam poucos danos ao resultado final da análise, o que é uma grande vantagem desta estrutura (XINHAN, MIN, 2003).

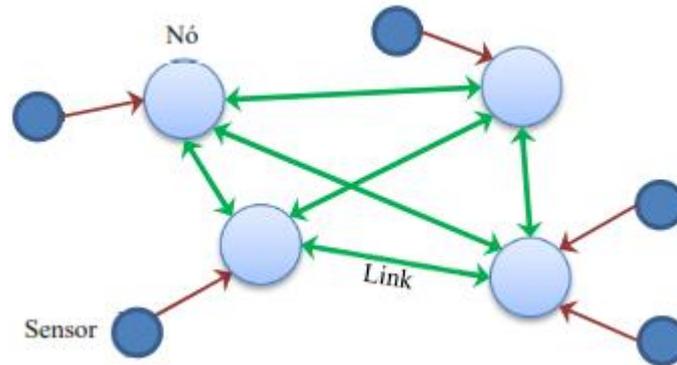


Figura 14: Estrutura descentralizada de fusão de dados.

Fonte: XINHAN, MIN, 2003.

2.6.4 NÍVEL DE CARACTERÍSTICAS

Em aplicações onde o número de sensores é grande e variado, só o nível de fusão de dados não consegue tornar a fusão de sensores eficiente. Se dois sinais de sensores apresentam uma distribuição similar ou aproximada, então um deles é redundante; se pouco se relaciona com os sinais de outros sensores é, então, chamado irrelevante. No nível de fusão de dados, esse discernimento não é executado e, não obstante, toda essa informação é computada. Isso degrada o desempenho do sistema de fusão de sensores, tornando-o lento (MANGAI et al., 2010). Além disso, características que apresentem ruído ou dados contraditórios também devem ser evitadas, pois podem deteriorar o desempenho de um algoritmo classificador.

Assim, o nível de fusão de características, também conhecido como nível de fusão intermediário (*intermediate-level fusion*) é tão importante, principalmente em reconhecimento de padrões. Em fusão de sensores, entende-se por característica uma propriedade individual heurística e mensurável do fenômeno que está a ser observado.

Nesse nível, as informações provenientes da fusão de dados são analisadas e selecionadas passando, então, pela fusão e gerando um vetor de características que certamente representa melhor o conjunto dos sinais adquiridos dos sensores. Sendo assim, o principal objetivo da fusão de características -Figura 15- é a redução do número de características com a finalidade de reduzir a dimensionalidade do problema e a redução do ruído (MANGAI et al., 2010).

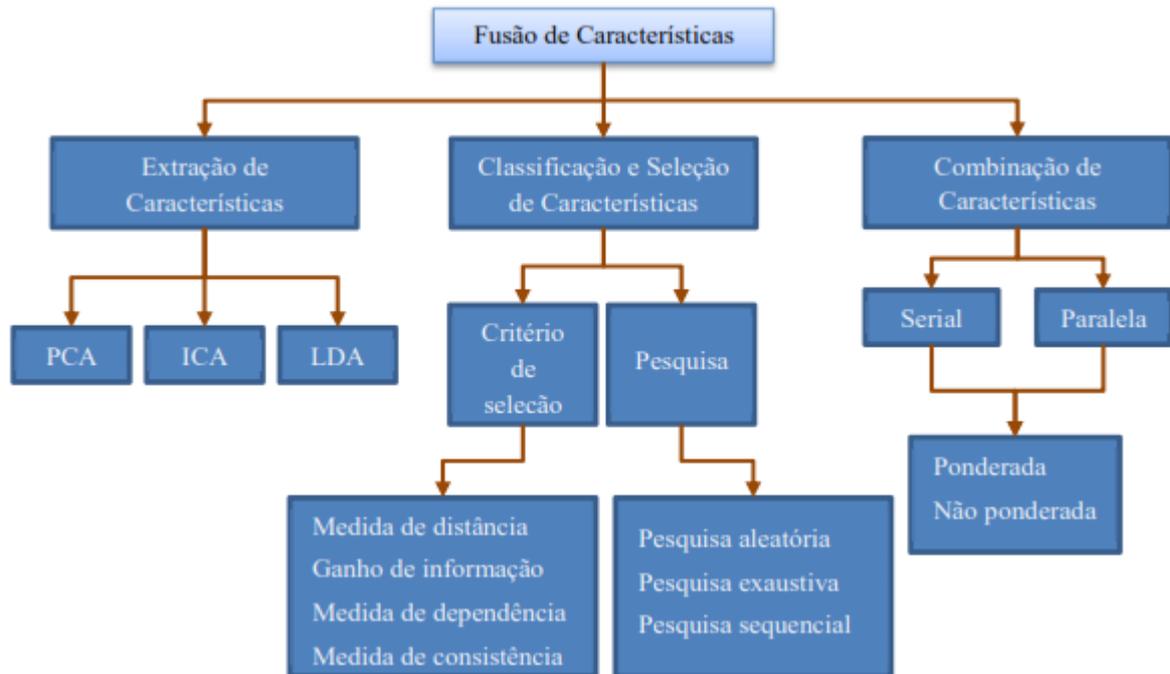


Figura 15: Diagrama de fusão de características.

Fonte: MANGAI et al.,2010

2.6.4.1 SELEÇÃO DE CARACERÍSTICAS

A seleção de características visa encontrar um subconjunto de características apropriado para um domínio particular, objetivando o aumento da exatidão. Isto é, tem finalidade de determinar um subconjunto mínimo que se consiga apresentar todo o conjunto de características. Esse método pode ser dividido em método do filtro -Figura 16-, método de involucro -Figura 17- e método híbrido (DASH, 1997; LIU, 2005).

O método do filtro -Figura 16- faz a avaliação do conjunto de características de uma só vez, independentemente do algoritmo classificador ou agrupador; isso acaba conferindo velocidade e imparcialidade ao método. No método do involucro o algoritmo agrupador é utilizado em cada um dos subconjuntos de características, até que seja encontrado o conjunto final de características sendo, particularmente, vantajoso na utilização de um algoritmo ou classificador específico – no caso deles variarem o custo computacional aumenta muito.

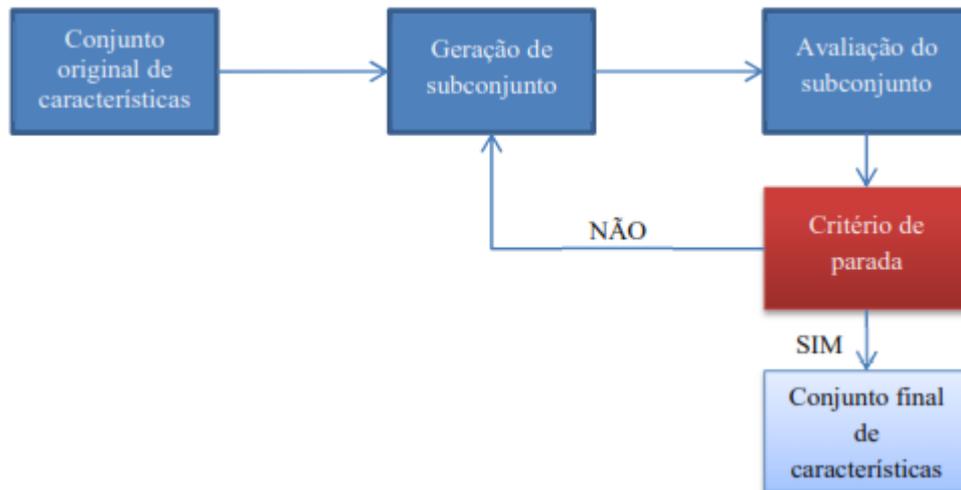


Figura 16: Método do filtro.

Fonte: MANGAI et al., 2010.

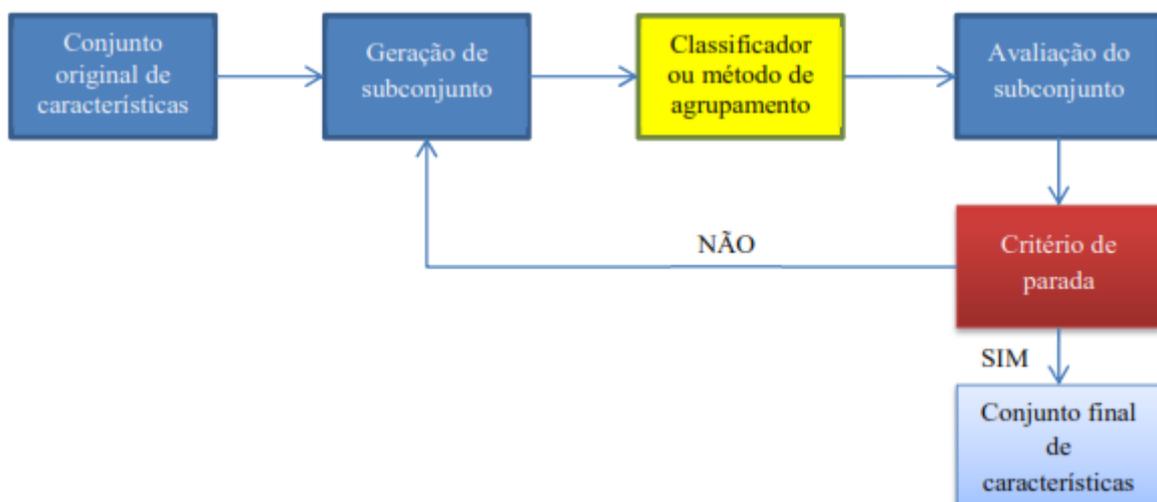


Figura 17: Método do invólucro.

Fonte: MANGAI et al., 2010.

O método híbrido é uma mistura dos métodos do filtro e do invólucro. É importante ressaltar que os métodos citados funcionam com qualquer algoritmo de seleção de características.

Independente do algoritmo utilizado, todos eles obedecem aos seguintes passos de seleção de características (MANGAI et al., 2010):

- *Geração do subconjunto*: é um algoritmo de pesquisa que seleciona entre os N conjuntos principais de características um subconjunto de características.

- *Função de avaliação da seleção de características*: faz a avaliação do subconjunto de acordo com os critérios estabelecidos. Os critérios de avaliação são (LIU, YU, 2005): medida de distância, medida de dependência, medida de consistência e medida de ganho de informação. O critério estabelecido depende do tipo de método que está sendo utilizado para a seleção das características (filtro ou invólucro).
- *Critério de parada*: é necessário para determinar quando foi encontrada a solução ótima pelo algoritmo.
- *Validação do resultado*: quando o melhor conjunto de características é encontrado através do critério de seleção ele é validado através da utilização de um algoritmo que verifica a exatidão dos resultados.

2.6.4.2 EXTRAÇÃO DE CARACERÍSTICAS

Na extração o conjunto de características é projetado em outro espaço dimensional, ortogonal ou não ao espaço original, com a finalidade de dispersar os aglomerados de características, tornando-se mais fácil reconhecer os subconjuntos de características individuais (MANGAI et al., 2010).

PCA (*Principal Componente Analisis*), Figura 18, é a técnica mais comum de extração de características e dá-se a partir de uma transformação linear cuja função é projetar os dados em um novo sistema de coordenadas, de forma que a maior variância do conjunto de dados se posicione no primeiro eixo, a segunda maior variância no segundo eixo e assim por diante (SHLENS, 2011). A matriz resultante terá colunas não correlacionadas, facilitando a eliminação de variáveis redundantes e ruído.

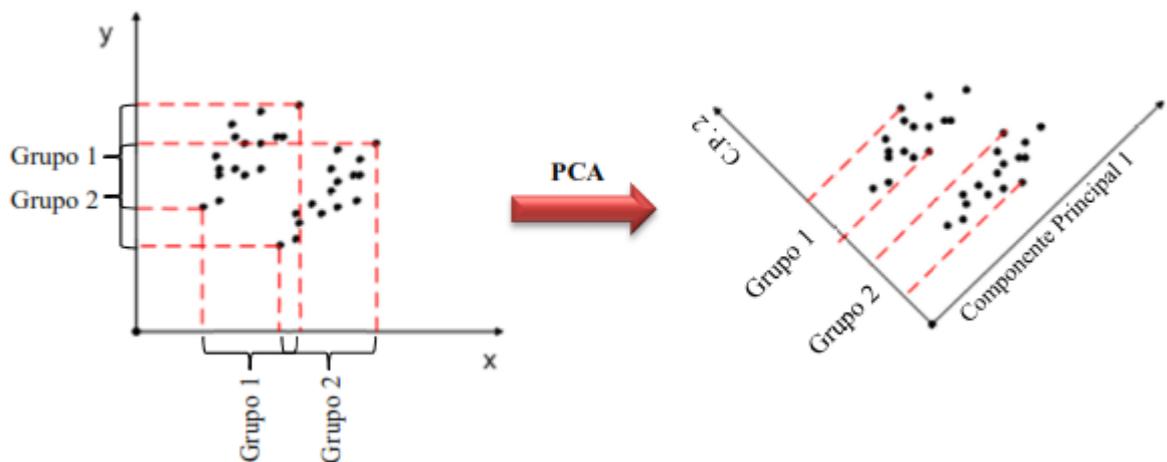


Figura 18: Exemplo de aplicação de PCA.

Fonte: SHLENS, 2011.

A extração de características também pode ser realizada através da *ICA* (*Independent Component Analysis*), da *LDA* (*Linear Discriminant Analysis*), da *KPCA* (*Kernel Principal Component Analysis*). Essas ferramentas tem o objetivo de reduzir a dimensão da matriz de características e, assim, aumentar o desempenho do processo de fusão, otimizando o processamento dos dados (MANGAI et al., 2010).

2.6.4.3 COMBINAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Após a obtenção do melhor subconjunto de características através do conjunto de dados originais, através dos métodos de seleção, nem todos os elementos que pertencem ao subconjunto são úteis ou de importância. Dessa forma, existem características mais relevantes na qualidade da análise.

A combinação de características pondera os elementos do subconjunto, normalizando as características de forma a possibilitar uma diferenciação das características que são relevantes das que não são. Após feita a diferenciação utiliza-se o método série ou paralelo, sendo que os resultados produzidos por este são considerados melhores (YANG et al., 2003).

2.6.5 NÍVEL DE DECISÃO

Também conhecido como fusão de alto nível (*High level fusion*) a fusão de decisão tem como finalidade apresentar uma solução a respeito do conjunto de informações adquiridas pelos

sensores. Neste nível, são utilizados algoritmos de classificação de características (ou classificadores) a fim de fornecer resultados melhores e imparciais (MANGAI et al., 2010).

A fusão de decisão pode ser efetuada diversas formas, seja a partir de algoritmos estatísticos – Teorema Bayesiano, Teoria de evidencia de Dempster-Shafer, Decisão adaptável) ou de algoritmos teóricos de informação – Aprendizado adaptável, Expert systems).

Os métodos de classificação de dados mais comumente utilizados são SVM (Máquina de Vetores Suporte), Redes neurais e GMM (Método Generalizado de Momentos). Para que o resultado desejado seja obtido é necessário que o classificador passe por um treinamento; ou seja, o classificador deve ser alimentado com um banco de dados históricos dos sensores, informações ou conjuntos de características do fenômeno para que seja possível realizar a classificação (MANGAI et al., 2010).

Em determinadas aplicações é necessário que seja utilizado um conjunto de classificadores. Muitas vezes um único classificador não é capaz de lidar com uma grande quantidade de dados, tornando o seu treinamento pouco prático; em contrapartida, o uso de vários classificadores direcionados a subconjuntos limitados de dados ou características é mais eficiente, aumentando o desempenho do treinamento de dados. A utilização de um único classificador pode não apresentar um bom desempenho quando as características estudadas são de naturezas diferentes. Além disso, é muito difícil encontrar um único classificador que, para dado conjunto limitado de dados de treino, tenha uma boa resposta para qualquer entrada. Sendo assim, o uso de um conjunto de classificadores pode melhorar a precisão da resposta final através da combinação das respostas individuais deles. Assim, esse conjunto é empregado e suas saídas são fundidas para o alcance de um resultado final.

As estratégias de combinação de classificadores são a fusão de classificadores e a fusão de classificadores.

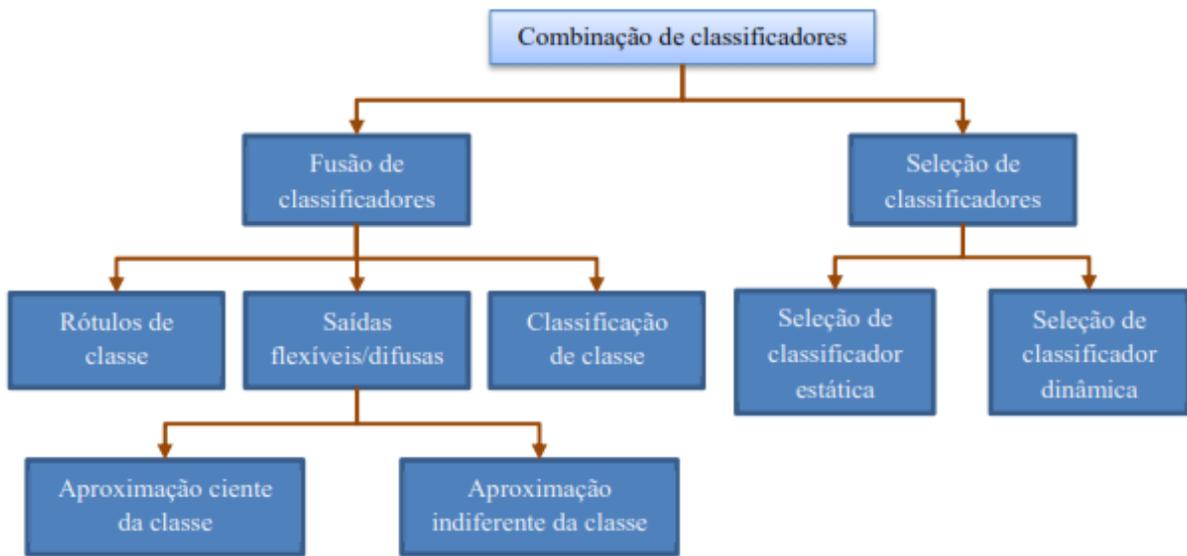


Figura 19: Diagrama de combinação de classificadores.

Fonte: MANGAI et al., 2010.

2.6.6 CARACTERIZAÇÃO BASEADA EM ENTRADAS E SAÍDAS

Essa metodologia visa expandir a hierarquia dos três níveis apresentados anteriormente para cinco processos de fusão dependentes das entradas e saídas (I/O) do sistema (DASARATHY, 1997) - conforme a Figura 20. Esse modelo de caracterização não apresenta ambiguidade, definindo o sistema de fusão de sensores de acordo com a natureza das entradas e saídas de dados.

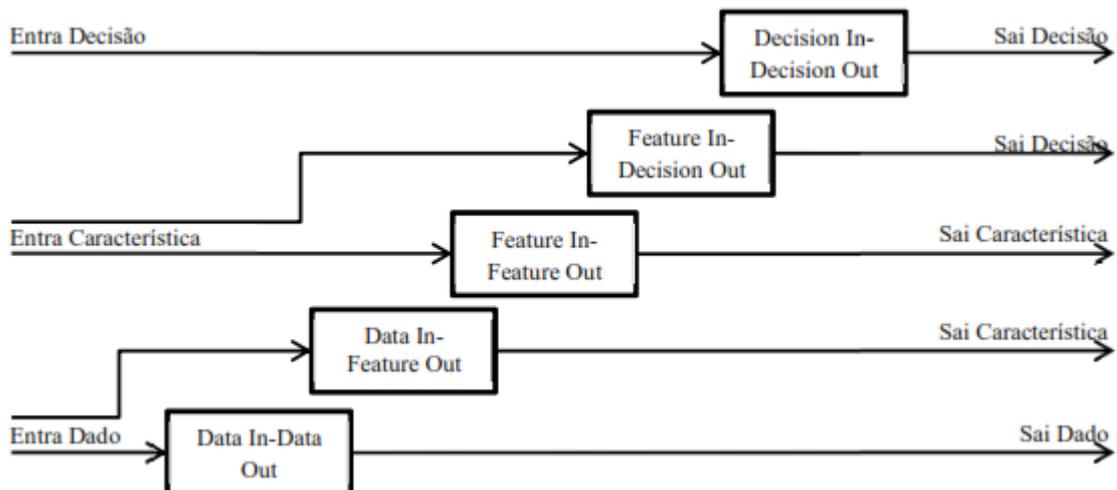


Figura 20: Caracterização baseada em I/O.

Fonte: ELMENREICH, 2011.

A metodologia também é aplicada a partir de níveis. Seguindo a hierarquia, o nível mais baixo é a “Fusão DAI-DAO” (*Data in-Data Out*) onde dados brutos dos sensores entram no sistema e são processados. Neste tipo de caracterização é importante notar que as entradas são os dados brutos e as saídas são os dados processados ou filtrados; nesta etapa é possível fazer uso das ferramentas de análise em domínio da frequência, tais como a TF e STFT.

Na etapa de DAI-FEO (*Data In-Feature Out*) as entradas são os dados processados de diferentes sensores que, combinados, indicam as características do objeto avaliado ou algo que descreva o fenômeno observado. Em comparação com a hierarquia de níveis seria equivalente a fusão de dados – se considerasse as entradas- ou fusão de características – se considerasse as saídas.

A etapa de fusão FEI-FEO (*Feature In- Feature Out*) trabalha com uma entrada que é uma característica oriunda da etapa anterior e a saída é um produto da fusão das características de entrada através de um método quantitativo ou qualitativo. A fusão FEI-FEO utiliza as ferramentas de extração e seleção de características.

Na fusão FEI-DEO (*Feature In-Decision Out*) as informações de vários sensores são fundidas para gerar uma saída na forma de decisão. Basicamente, a maior parte das ferramentas de reconhecimento de padrões executa esse tipo de fusão na fase de reconhecimento, onde o vetor de características é classificado de acordo com o treinamento para formar um rótulo de classe.

A etapa de fusão DEI-DEO (*Decision In-Decision Out*) é o último passo dessa hierarquia, sendo considerada a fusão de decisão. No DEI-DEO as decisões individuais, ou seja, os rótulos de classe resultantes de cada sensor, são fundidos, gerando uma decisão final baseada no treinamento realizado com o sistema, sendo, então, equivalente à combinação de classificadores na hierarquia de níveis.

2.6.7 MODELOS DE FUSÃO DE SENSORES

Conforme ressaltado anteriormente, cada aplicação irá demandar uma metodologia de fusão, não havendo, portanto, um modelo geral para o desenvolvimento de sistemas de fusão. Existem, sim, alguns modelos mais conhecidos, devido à maior demanda de técnicas de fusão nas áreas nas quais se aplicam.

2.6.7.1 MODELO JDL

A metodologia JDL é o modelo mais conhecido de fusão de sensores (ESTEBAN et al., 2005). Os principais objetivos dele são: categorizar diferentes tipos de fusão, fornecer uma estrutura comum para discussões sobre fusão, facilitar o entendimento dos tipos de problemas para os quais a fusão de dados é aplicada, codificar a generalidade entre os problemas, ajudar na extensão de soluções anteriores e fornecer uma estrutura para investimento em automação. Esse modelo é formado por cinco níveis de processamento e um banco de dados. Devido a essa interconexão, os níveis precisam, necessariamente, ser executados em uma determinada ordem (ELMENREICH, 2011), conforme a Figura 21.

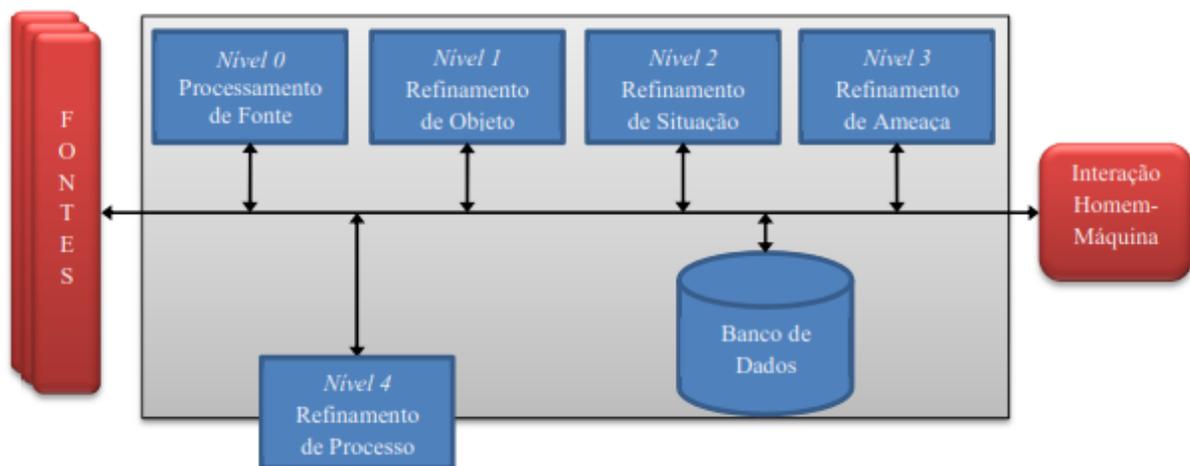


Figura 21: Modelo de fusão JDL.

Fonte: ELMENREICH, 2011.

Os elementos do modelo JDL são descritos a seguir (ESTEBAN et al., 2005; ELMENREICH, 2011):

- *Fontes*: fornecem os dados brutos do sistema. Podem ser sensores, bancos de dados externos, conhecimento do operador, etc.
- *Banco de dados*: armazena e fornece as informações internas para os níveis de fusão.
- *Interação Homem-Máquina*: etapa onde o operador realiza a entrada de comandos e monitora o processo.
- *Nível 0 (Processamento de Fonte)*: o objetivo deste elemento é melhorar o desempenho computacional dos processos de fusão realizando funções simples

de pré-processamento de dados e alocando os dados aos processos apropriados (filtragem, reamostragem, etc.).

- *Nível 1 (Refinamento de Objeto)*: este elemento desempenha funções de alinhamento de dados (transformação de dados em estrutura de referência e unidades), associação (métodos de correlação), rastreamento de objetos e identificação (métodos de classificação).
- *Nível 2 (Refinamento de Situação)*: este bloco tem a finalidade de contextualizar a relação entre os objetos e os eventos observados.
- *Nível 3 (Refinamento de Ameaça)*: executa a análise de dados históricos e sobre as futuras situações prováveis do processo possibilitando extrair informações sobre vulnerabilidade da operação.
- *Nível 4 (Refinamento de Processo)*: este nível faz o monitoramento do desempenho do sistema e controle dinâmico do processo, realocando o fluxo de dados para realizar tarefas específicas.

Esse modelo, no entanto, apresenta desvantagens tais como a dificuldade de reutilizar as aplicações desenvolvidas (centralização de dados), dificuldade de apropriar o modelo a problemas específicos (muito abstrato) e o fato de não cooperar para a elaboração de uma arquitetura para um sistema real (difícil identificação dos métodos que devem ser utilizados) (ELMENREICH, 2011). Com o objetivo de flexibilizar o método foram propostos modelos de revisão do JDL. (STEINBERG, BOWMAN, 2011; WALTZ, 2011).

2.6.7.2 MODELO ARQUITETURA THOMOPOULOS

Esse modelo consiste em três módulos, cada um integrando os dados em níveis diferentes ou diferentes módulos de integração dos dados (ESTEBAN et al., 2005) – conforme Figura 22:

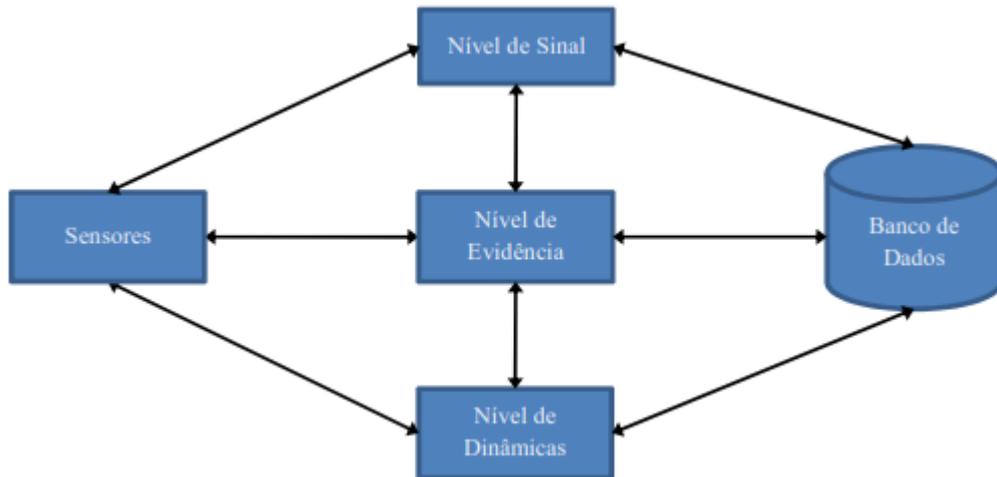


Figura 22: Arquitetura de fusão de dados Thomopoulos.

Fonte: ESTEBAN et al., 2005.

- *Nível de fusão de sinal:* devido à falta de conhecimento matemático sobre o fenômeno medido, neste nível é utilizada a correlação dos dados para proporcionar algum entendimento sobre o processo.
- *Nível de fusão de evidências:* onde os dados são combinados em diferentes níveis de inferência baseados em modelos estatísticos.
- *Nível de fusão de dinâmicas:* quando a fusão dos dados é realizada com a ajuda de um modelo matemático.

Nesse modelo os níveis podem ser processados sequencialmente, como no JDL, ou alternadamente, dependendo da aplicação proposta. A combinação dos dados pode, por exemplo, ser realizada no nível de fusão de sinais enquanto que as decisões sobre os resultados das combinações podem ser realizadas nos níveis mais avançados (evidência ou dinâmicas) (ESTEBAN et al., 2005).

2.6.7.3 MODELO WATERFALL

Esse modelo é muito semelhante ao JDL quando se trata dos níveis de fusão adotados (ELMENREICH, 2001). Esta estrutura enfatiza a fusão de baixo nível, ao nível de sensores e processamento. Na hierarquia dessa estrutura existem seis estágios no processo de fusão (ELMENREICH, 2001) – conforme Figura 23.

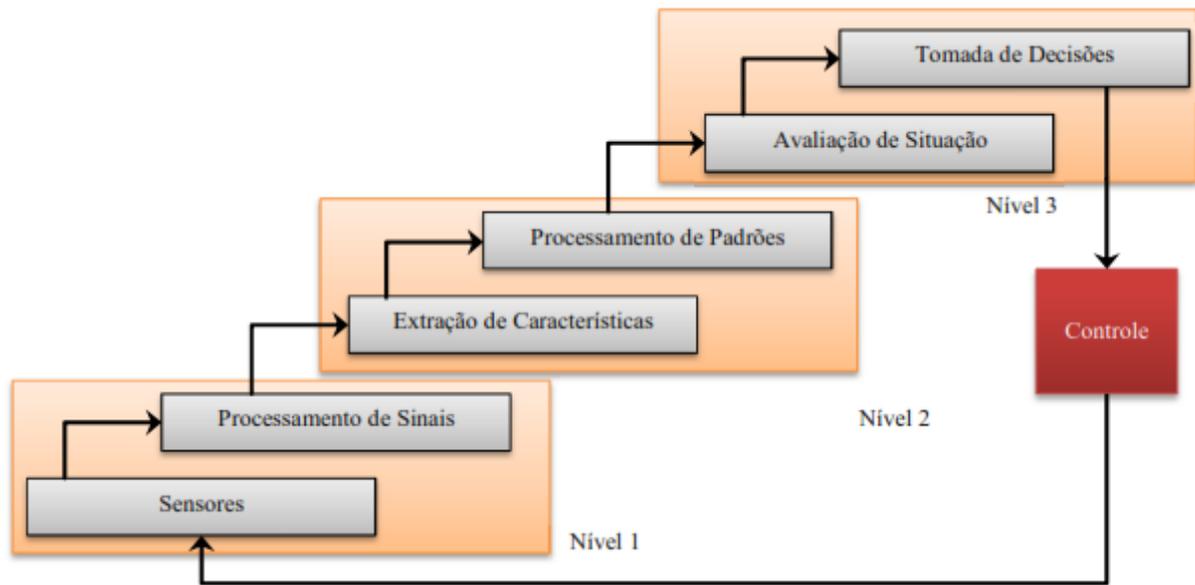


Figura 23: Modelo de cascata (Waterfall).

Fonte: ESTEBAN et al., 2005.

O modelo cascata apresenta, no entanto, a desvantagem de necessitar de realimentação entre os níveis da hierarquia. Além disso, tal como o modelo JDL, os passos devem ser realizados em ordem, invariavelmente (ELMENREICH, 2001).

3 MÉTODOS, PROCESSOS, ANÁLISES E DISPOSITIVOS

O estudo de caso selecionado foi o de um atuador elétrico de válvula – fabricado pela Coester Automação S.A. As válvulas são dispositivos presentes nas mais diversas aplicações (principalmente nas indústrias), tendo grande importância dentro da cadeia produtiva. Uma única planta pode dispor de centenas de válvulas, operando sob condições variáveis de pressão, temperatura e carga de trabalho. A ocorrência de uma falha em um desses equipamentos pode causar acidentes de trabalho – ferindo trabalhadores-, acidentes ambientais, causando prejuízos financeiros – processos trabalhistas, indenizações- e podendo afetar diretamente a imagem da empresa frente ao cliente – vazamentos de óleo, resíduos radioativos.

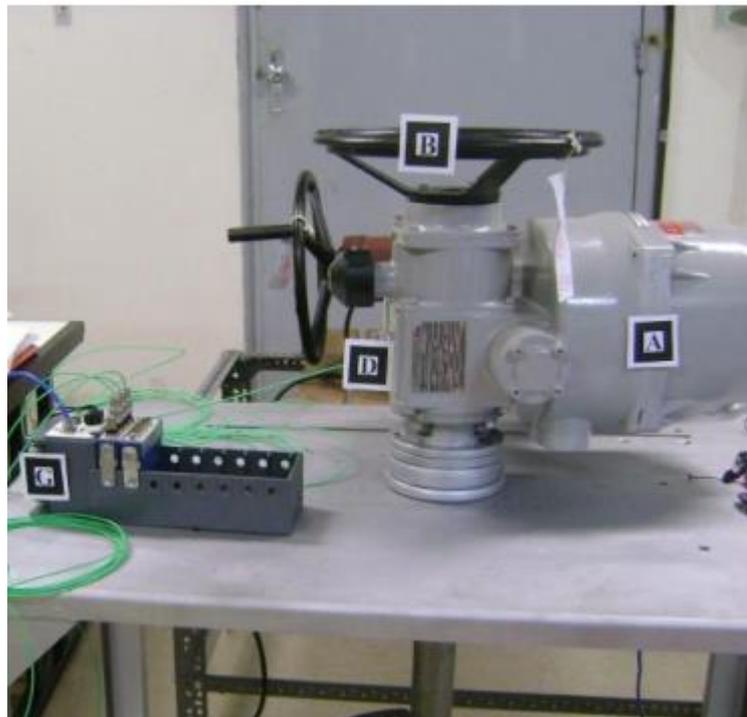


Figura 24: Bancada de aquisição de dados.

3.1 EQUIPAMENTOS UTILIZADOS

Para realizar a aquisição dos dados foi utilizada uma bancada composta por um atuador elétrico Coester CSR6, acelerômetros *Kistler* modelo 8705A50M1 posicionados ao longo da bancada e no atuador, válvula de ar comprimido MPT40 da *Parker*TM e o CompactRIO NI cRIO-9004 ® da *National Instruments*TM conforme a Figura 24. O sistema remoto é controlado através de um computador industrial Advantech, contendo um sistema supervisório, Navegador

STVM, desenvolvido pela própria Coester. Dentre as funcionalidades deste sistema pode-se destacar o acionamento e gerenciamento remoto dos atuadores, análise das curvas de torque e acesso ao banco de dados do funcionamento dos atuadores (eventos de abertura e fechamento, erros, etc.). Os dados coletados pelo controlador podem ser analisados através de uma rotina feita em LabVIEW®.

A bancada foi desenvolvida com o intuito de simular diversas situações ocorridas quando da operação do sistema em um ambiente de produção industrial prevendo, através do sistema de manutenção inteligente possíveis comportamentos do equipamento e, dessa forma, possibilitar a implementação de melhores práticas de manutenção, adequando as paradas de produção e encomenda de peças de reposição dentro de uma programação; o que deve reduzir o custo de manutenção e melhorar os indicadores de operação e manutenção.

3.1.1 ATUADOR ELÉTRICO

O atuador elétrico utilizado – CSR6, da Coester- tem especificações conforme Tabela 2 e foi ligado à alimentação trifásica de 380V oriunda de um painel de distribuição de energia, protegido por um disjuntor tripolar de 40A.

Tabela 2: Especificações do atuador CSR6

| Especificação | Unidade | Valor |
|----------------------|----------------|--------------|
| Torque máximo | N.m | 60 |
| Torque de trabalho | N.m | 60 |
| Tensão de operação | V | 220 |
| Tempo de operação | Segundos | 46 |
| Rotação | RPM | 42 |
| Potência do motor | KW | 0,18 |
| Rotação do motor | RPM | 3600 |

Fonte: COESTER AUTOMAÇÃO S.A.

O sistema de acionamento local do atuador, assim como o display são apresentados na vista frontal dele, vista na Figura 25.



Figura 25: Painel do atuador elétrico CSR6.

3.1.2 VÁLVULA DE AR COMPRIMIDO

Com a finalidade de controlar eletronicamente o fluxo de ar que aciona o freio mecânico, que simula as falhas de turbulência do fluido através da variação de pressão aplicada ao freio junto ao atuador, foi instalada uma válvula pneumática modelo MPT40 da *Parker*TM -Figura 26. Essa é uma válvula proporcional que funciona com alimentação de 24VDC mais um sinal de comando com *Span* de 10Vdc (0 a 10V).



Figura 26: Válvula proporcional de controle de ar comprimido para controle do freio.
 Fonte: PARKER, 2014.

Comparando as falhas injetadas às falhas reais, pode-se citar a variação de torque indicando um evento de falha como a quebra de peças, obstrução no fechamento da sede da válvula. Mantendo uma pressão fixa no freio equivale ao efeito de degradação do sistema ao longo de sua utilização.

3.1.3 ACELERÔMETROS

Os acelerômetros podem funcionar com diversos princípios físicos, sendo possível encontrar modelos que são baseados em piezoresistividade, a gás, capacitivos, piezoelétricos (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2011). O acelerômetro instalado na válvula tem seu funcionamento a partir do princípio piezoelétrico -modelo *Kistler* modelo 8705A50M1 cujas especificações constam na Tabela 3 - o funcionamento mais comum é a partir de uma massa inercial acoplada ao transdutor piezoelétrico.

Como uma regra geral os acelerômetros não devem exceder $\frac{1}{10}$ da massa dinâmica da peça sobre a qual eles estão instalados pois, evidentemente, quanto mais relevante a massa inercial é frente à massa do sistema, mais influência ela tem no comportamento dinâmico do sistema. O 8705A50M1 apresenta massa de 10g, sendo insignificante frente à massa dinâmica do sistema onde foram instalados.

A fixação dos instrumentos também é um ponto importante, eles devem ser fixados de acordo com a direção ou sentido de medição que deve coincidir com seu eixo principal de sensibilidade (BALBINOT, BRUSAMARELLO, 2011) e, além disso, deve-se considerar a metodologia de acoplamento dos mesmos no sistema, tendo sido utilizada a técnica de acoplamento através de cola de silicone para fixação dos instrumentos da *Kistler*. O silicone é utilizado como fixador para aplicações onde as medições são de frequências altas, além de fornecer melhor fixação ao componente medido e maior resistência à temperatura (KISTLER, 2010).

O sinal de saída do sensor já tratado –conforme a cadeia de medida da Figura 27- e apresenta uma saída de $\pm 5V$ com uma corrente de $2mA$ e uma impedância $< 100\Omega$, apresentando baixa variação em relação à temperatura, conforme Figura 28.

| Measure | Connect | Amplify | Output | Analyze |
|--|---|---|---|--|
|  Type 8703/05A... Low impedance |  Type 1761B... 10-32 pos BNC pos. |  Type 51... Power supply / signal conditioner |  Type 1511 BNC pos. BNC pos. |  not supplied |

Figura 27: Cadeia de medida entregue pelo sensor 8705A50M1.
Fonte: KISTLER, 2009.

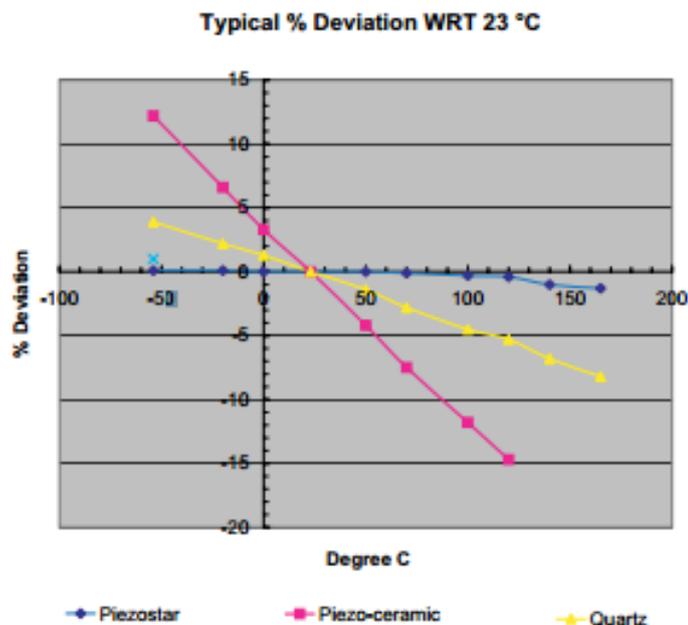


Figura 28: Variação da saída (%) em função da temperatura (°C).
Fonte: KISTLER, 2009.

Tabela 3: Especificações do acelerômetro 8705A.

| Especificação | Unidade | Valor |
|-------------------------|----------------|--------------|
| Faixa (range) | g | ±50 |
| Sensibilidade | mV/g | 101,5 |
| Alcance em frequência | Hz | 0,5 a 10000 |
| Massa | g | 8,4 |
| Temperatura de operação | °C | -55 a 165 |
| Diâmetro | mm | 12,7 |
| Alimentação | mA | 2 a 20 |

Fonte: KISTLER, 2010.

No total foram posicionados três sensores em locais chave identificados de acordo com a tabela e posicionados conforme a Figura 29, para a avaliação das características desejadas:

- *Pinça do freio*: mede o esforço transmitido da haste para a válvula e relaciona as falhas como acionamento do freio.
- *Ponta do sem-fim*: mede vibrações no acoplamento entre o atuador e a haste.
- *Motor do atuador*: medição das vibrações no eixo do motor de indução.

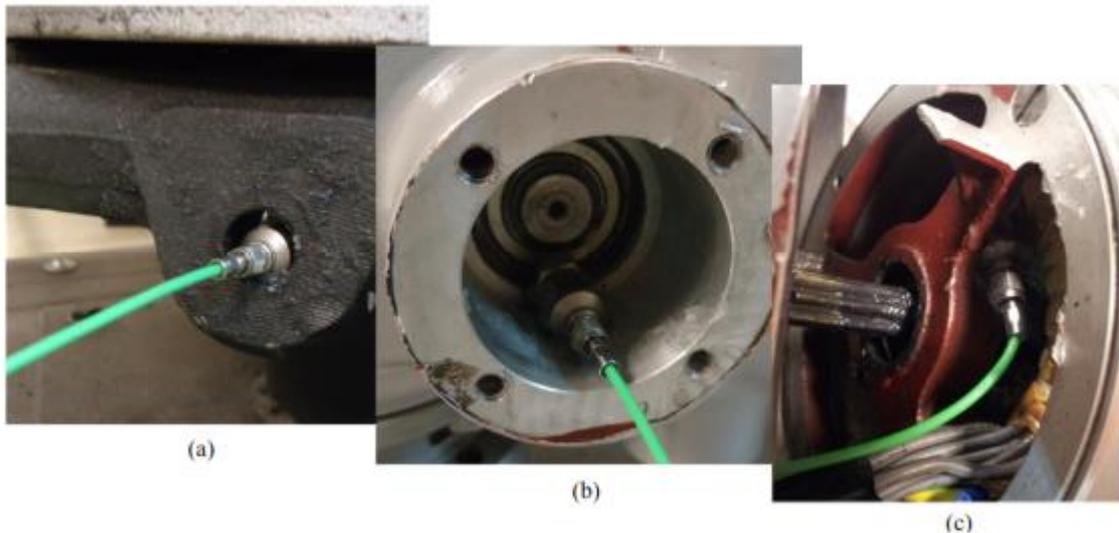


Figura 29: (a) Acelerômetros posicionados na estrutura do freio, (b) Acelerômetros posicionados no sem-fim, (c) Acelerômetros posicionados dentro do compartimento do motor do atuador elétrico.

Tabela 4: Nomenclatura adotada de acordo com a posição de fixação do acelerômetro.

| | |
|----------|-------------------------|
| Sensor 1 | Acelerômetro do freio |
| Sensor 2 | Acelerômetro do sem fim |
| Sensor 3 | Acelerômetro do motor |
| Sensor 4 | Sensor de torque |

3.1.4 SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS COMPACTRIO®

O CompactRio® (cRIO), Figura 30, é um sistema de aquisição de dados da National Instruments™. Ele é um sistema de controle e aquisição em tempo real composto pelos seguintes componentes:

- *Chassis*: serve como base para o controlador e módulos de I/O, sendo também responsável pela comunicação entre eles através de um painel composto por portas seriais. O chassi do laboratório é o NI 9104 e possui 8 entradas para módulos de I/O.
- *FPGA*: *Field Gate Programming Array* (FPGA) do cRIO, é conectado ao controlador através de um barramento PCI, tendo a função de compilar o código enviado pelo usuário através do controlador para os respectivos módulos conectados ao painel serial.
- *Controlador*: tem a função de interagir com a plataforma externa, ou seja, o computador –nesse caso- e gerenciar a comunicação com o FPGA. O modelo utilizado no laboratório é o NI 9004.
- *Módulos I/O*: têm a função de interagir com o sistema a ser controlado, recebendo ou enviando dados de acordo com o tipo de sensor conectado. Para a aquisição de dados foi utilizado um módulo específico para acelerômetros (com range $5V_{pp}$), modelo NI 9233. Para a aquisição do sinal de torque foi utilizado o NI 6008, com range de $20V_{pp}$ e resolução de 12 bits.



Figura 30: CompactRIO® com módulo I/O para acelerômetro.

3.2 TESTES

Os testes foram realizados nos ciclos de abertura e fechamento da válvula, sendo inseridas falhas através do sistema de freio controlado pela válvula de controle pneumático proporcional MPT40 da *Parker*TM, através da utilização de uma roda dentada desgastada – Figura 31-, duas rodas dentadas desgastadas e uma roda dentada com dentes quebrados.

Ao todo foram realizados 300 ciclos, compreendendo todas as falhas citadas, sendo igualmente divididos entre abertura e fechamento da válvula (150 simulações de cada processo). A Tabela 5 resume as simulações realizadas.

Tabela 5: Modos de operação simulados

| Condição | Operação | Ciclos | Descrição |
|----------|------------|--------|---|
| Normal | Abertura | 25 | Ciclo normal a vazio, sem esforço externo |
| | Fechamento | 25 | |
| Falha 1 | Abertura | 25 | Ciclo com aplicação de 3 bar de pressão no freio |
| | Fechamento | 25 | |
| Falha 2 | Abertura | 25 | Ciclo com aplicação de 1 bar de pressão no freio |
| | Fechamento | 25 | |
| Falha 3 | Abertura | 25 | Ciclo executado usando uma roda dentada desgastada |
| | Fechamento | 25 | |
| Falha 4 | Abertura | 25 | Ciclo executado usando duas rodas dentadas desgastadas |
| | Fechamento | 25 | |
| Falha 5 | Abertura | 25 | Ciclo executado com uma rodas dentada com dentes os quebrados |
| | Fechamento | 25 | |

A variação de saúde das rodas dentadas influencia diretamente na medição do padrão de vibração realizado pelos sensores, conforme abordado no item 2.2. O conjunto de rodas utilizadas foi cedido pela Coester Automação S.A e está representado na figura.

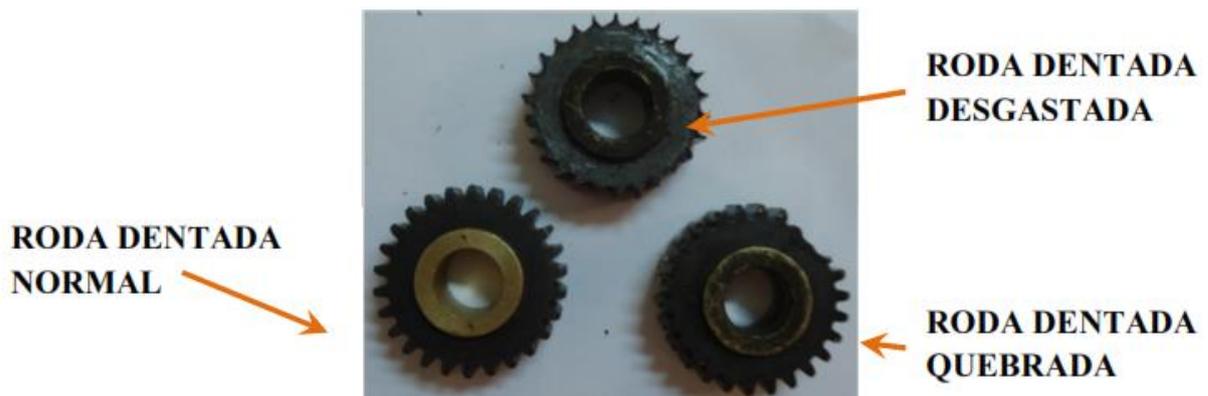


Figura 31: Conjunto de rodas dentadas aplicado para simulação das falhas.

Cada ciclo (abertura ou fechamento) foi adquirido a uma taxa de 2.048 amostras por segundo. De acordo com as especificações do tempo de operação normal do atuador, um ciclo tem 46 segundos, o que leva a um total de $94.208 \frac{\text{amostras}}{\text{ciclo}}$ em cada sensor ou $376.832 \frac{\text{amostras}}{\text{ciclo}}$ no total.

3.3 ANÁLISE DOS DADOS ADQUIRIDOS

Após a aquisição dos dados a partir dos acelerômetros para cada modo de operação, conforme a Tabela 5 e Figura 32, foram aplicadas as ferramentas de tratamento de sinais – conforme abordado no item 2.4- e métodos estatísticos –conforme item 2.6.

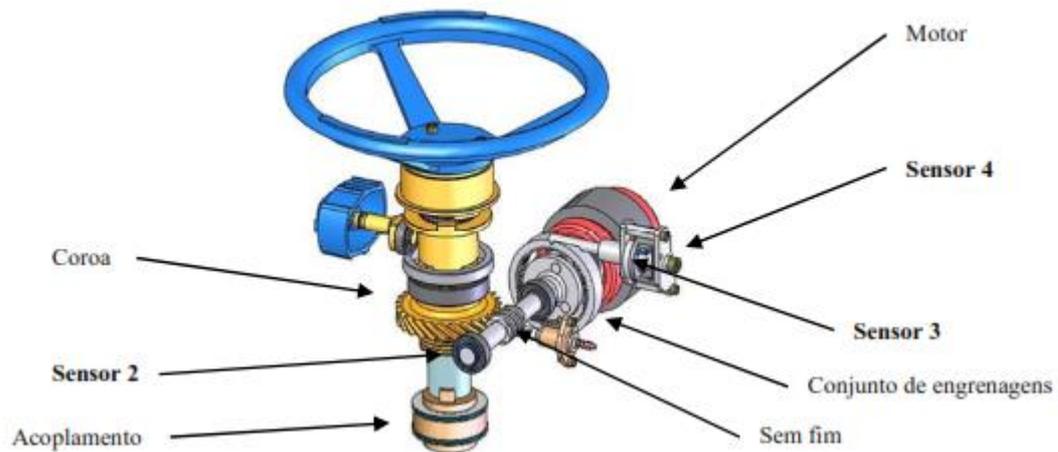


Figura 32: Atuador CRS6 com seus componentes e sensores.

3.3.1 CICLO NORMAL

O ciclo normal de acionamento do atuador elétrico – conforme Tabela 5- consiste a um movimento completo, sem interrupção e sem esforço, ou seja, sem fluido e sem acionamento do freio –simulação de falhas. O ciclo, conforme o manual do fabricante e testes realizados, dura 46 segundos, interrompendo automaticamente o acionamento do atuador quando o mesmo atinge 100% do curso da válvula.

O sensor 4, posicionado para medir o torque do motor, apresenta um pico de tensão, causado pelo arranque do motor, assim como o sensor 3 apresenta um rápido aumento de amplitude até o quarto segundo, onde o motor entra em regime permanente. As diferenças de amplitude entre os sinais captados demonstram a diferença de posicionamento dos acelerômetros, sendo a do sensor 1 a curva de menor amplitude.

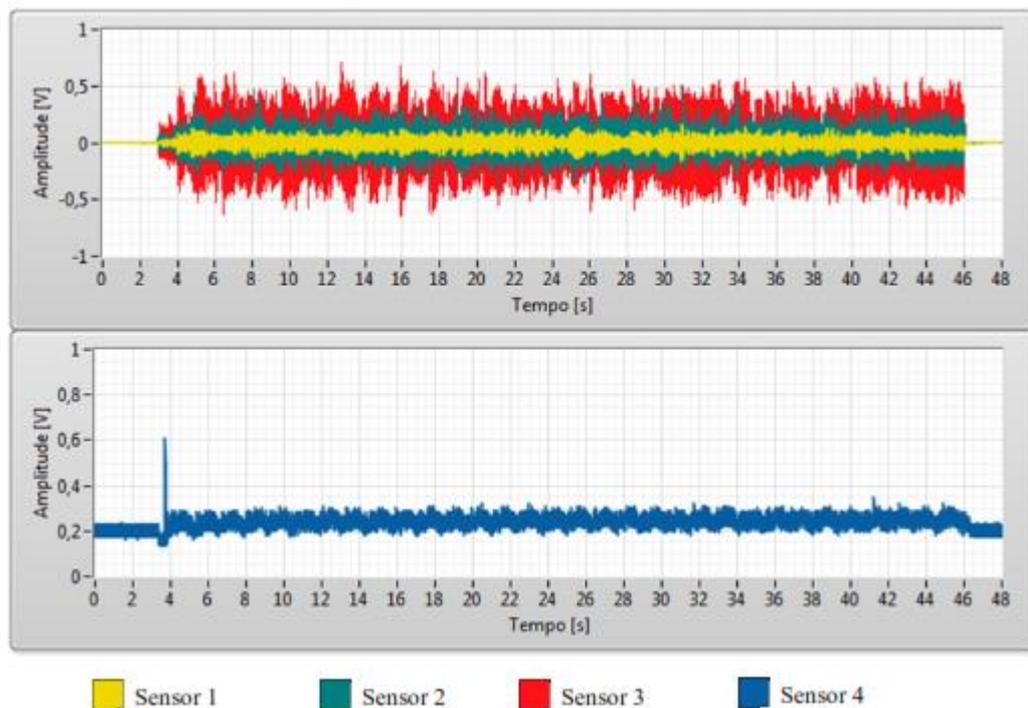


Figura 33: Curvas adquiridas através de ensaio de ciclo normal.

O posicionamento dos sensores - Figura 32 - reflete nos níveis de vibração adquiridos pelos sensores: o sensor 1 mede as vibrações na ponta inferior da haste e da pinça do freio, o

sensor 2 mede vibrações no eixo do sem fim e da coroa, o sensor 3 mede vibrações provenientes do motor e das engrenagens e o sensor 4 mede as vibrações do torque do motor.

3.3.2 MODO DE FALHA 1

As curvas resultantes desse modo de falha, apresentadas na Figura 34, representam a operação do ciclo com o freio acionado através da válvula proporcional de controle de ar comprimido, com pressão no freio do rolamento sendo inferior a 3,0 bar. Considerando-se o posicionamento dos sensores foi aferido que os sensores 3 e 4 apresentaram esforço maior que no modo normal de operação, conforme esperado. Eles são responsáveis, respectivamente, pela medição da vibração do motor e seu torque, tendo ocorrido uma variação de 50% no valor do sensor de torque.

Essa resposta pode significar problemas no conjunto de engrenagens ou presença de corpo estranho, impedindo o fechamento da sede da válvula. Como a curva apresenta um padrão o recomendável seria realização da lubrificação do sistema, reduzindo o número de partículas provenientes do desgaste causado pelo tempo de funcionamento do sistema.

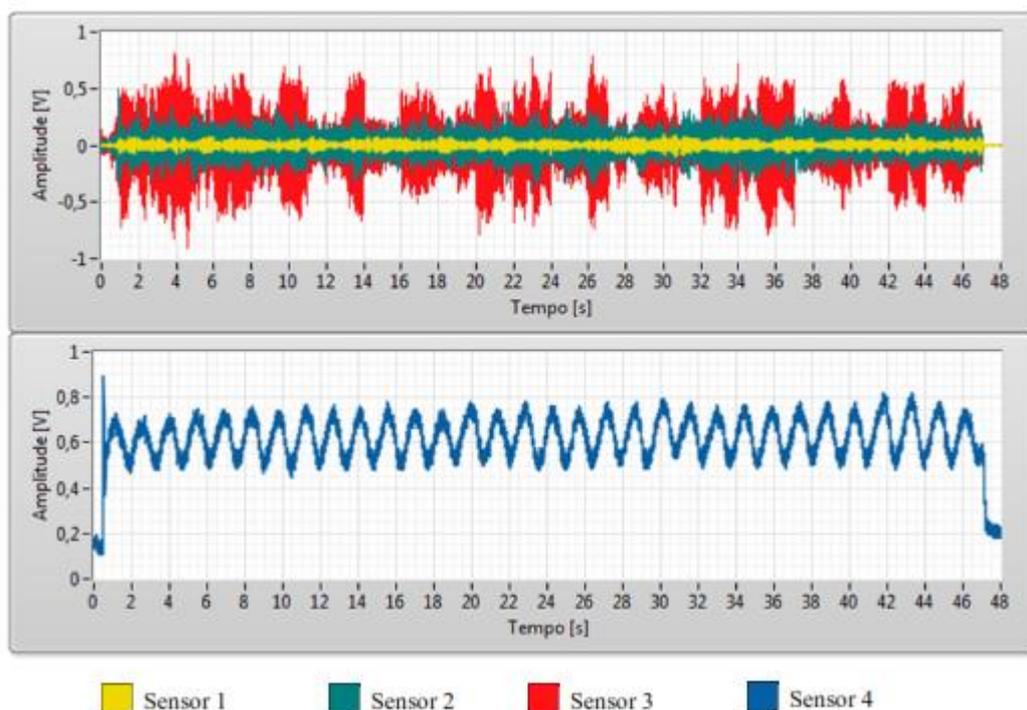


Figura 34: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 1.

3.3.3 MODO DE FALHA 2

Nesse modo de falha é simulado o funcionamento do sistema operando em campo, ou seja, com fluido percorrendo o sistema, o que causa um pequeno esforço na sede da válvula,

exercendo atrito na haste da mesma. O ciclo – Figura 35 - é realizado com o freio acionado através da válvula proporcional de controle de ar comprimido, com pressão no freio do rolamento inferior de 1,0 bar.

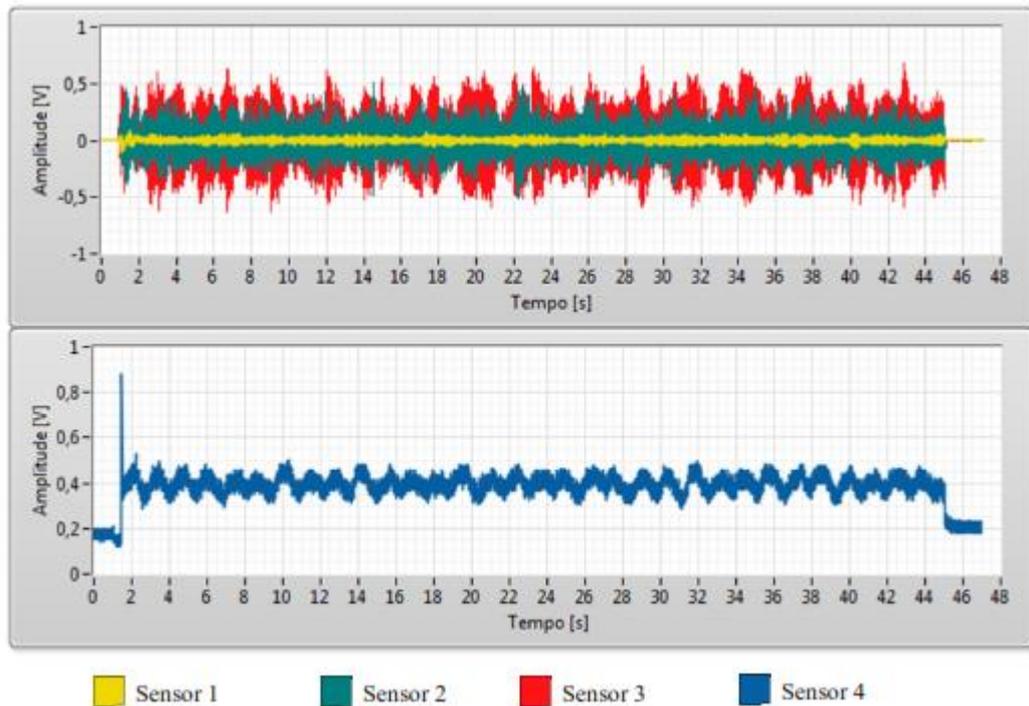


Figura 35: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 2.

3.3.4 MODO DE FALHA 3

Na operação em modo de falha 3 uma das rodas dentadas da caixa de transmissão do atuador foi substituída por uma roda dentada desgastada –conforme Figura 36. Com essa substituição ocorre uma variação expressiva de vibração, conforme representado na Figura 37. A folga na roda dentada provoca perda de eficiência na transmissão de torque, o que é visível através da curva do sensor 4 e é refletido em uma menor amplitude média dos sensores 3 e 2.



Figura 36: Roda dentada desgastada utilizada na caixa de transmissão para simular modo de falha 3.

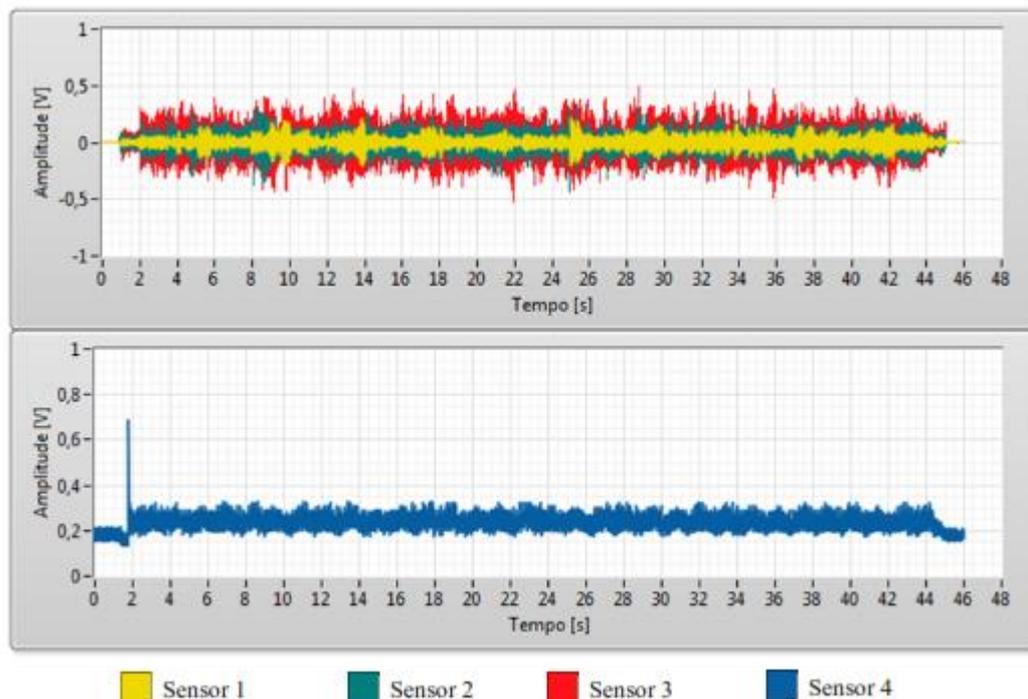


Figura 37: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 3.

3.3.5 MODO DE FALHA 4

Da mesma forma que no modo de falha 3, outra das rodas dentadas foi substituída, totalizando 2 componentes comprometidos por longo tempo de uso. O resultado é, novamente, um aumento no ruído da máquina, apresentado na Figura 38. Os sensores 2 e 3 apresentam aumento de, respectivamente, 50% e 100% no valor médio.

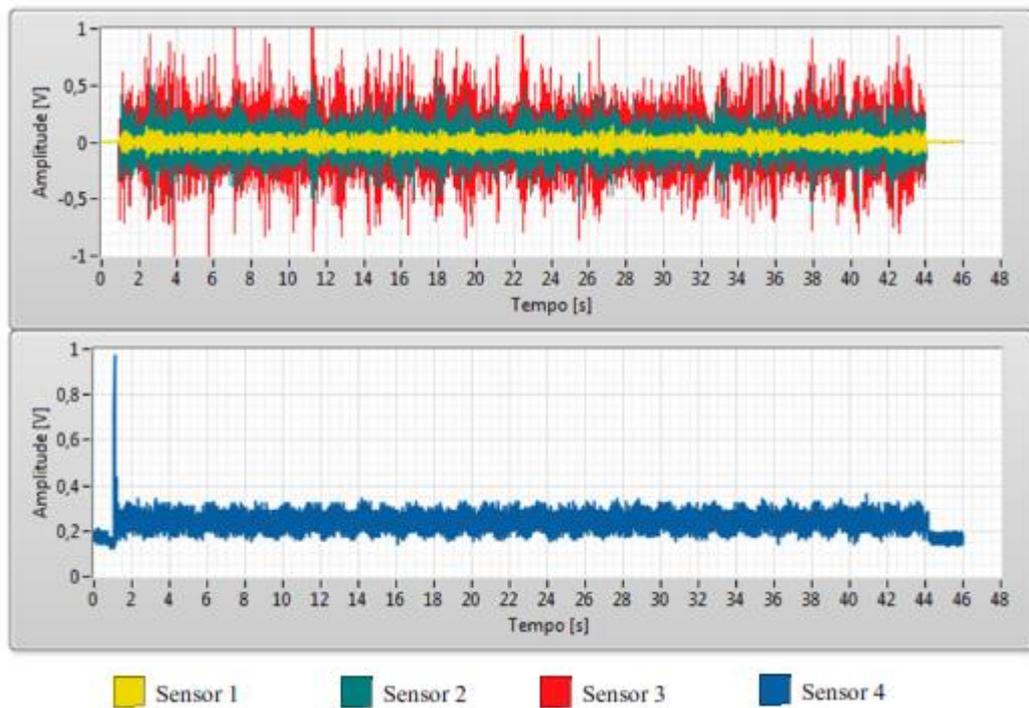


Figura 38: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 4.

3.3.6 MODO DE FALHA 5

O modo de falha 5 consiste em substituir apenas uma das rodas dentadas do conjunto normal de transmissão do atuador por outra com os dentes quebrados – removidos com uma lixadeira- conforme na Figura 39.



Figura 39: Roda dentada danificada utilizada na operação em modo de falha 5.

Esse modo de falha é equivalente ao caso de falta de manutenção. A falta de 3 dos dentes da engrenagem resultou nas medições apresentadas na Figura 40, onde há um comportamento

de batimento sendo detectado pelo sensor 3 – que ocorre no momento da ausência de acoplamento entre a roda dentada e o eixo do motor. Os picos de amplitude atingiram 1,5V, ou seja, um aumento de 150% frente ao comportamento em ciclo normal visto na Figura 33.

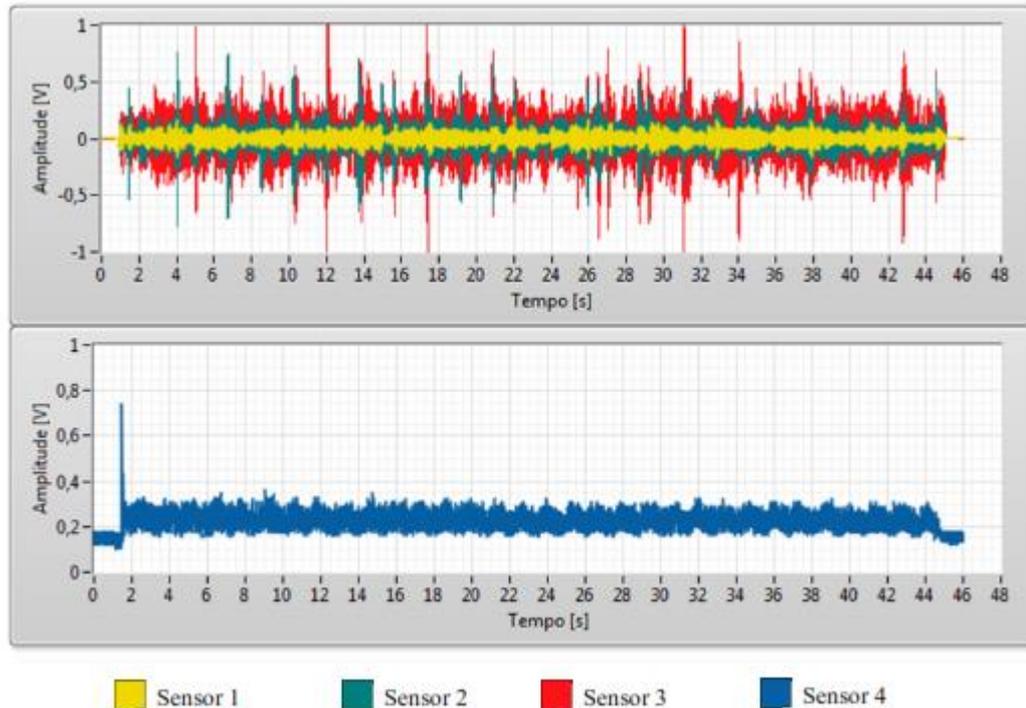


Figura 40: Curvas adquiridas através da operação em modo de falha 5.

3.3.7 ANÁLISE PRIMÁRIA DOS MODOS DE FALHA

A análise primária visa avaliar os dados brutos obtidos, conforme apresentado nos itens anteriores. Para tal mostra-se necessária a utilização de recursos computacionais, no caso Matlab® e LabVIEW®.

Como forma de padronizar a análise dos dados adquiridos foram calculados os valores pico-a-pico, máximo, mínimo, nível DC, RMS e média aritmética de cada categoria para cada sensor. A frequência foi aproximada através do valor da densidade espectral de potência, onde o valor correspondente é a média entre os testes do valor máximo de frequência onde 90% da potência do sinal está concentrada. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 6. As médias aritméticas obtidas a partir de cada ciclo serão utilizadas para definir qual método de avaliação é utilizado para cada tipo de falha.

Tabela 6: Características dos sinais obtidos.

| Ciclo | Sensor | PP | Pico + | Pico - | Freq. (Hz) | DC | RMS | Obliquidade | Curtose |
|---------|--------|--------|--------|---------|------------|--------|--------|-------------|---------|
| Normal | 1 | 0,2935 | 0,1470 | -0,1465 | 80 | 0,0006 | 0,0332 | -0,0110 | 3,5880 |
| | 2 | 0,9046 | 0,4927 | -0,4119 | 430 | 0,0007 | 0,0778 | 0,1629 | 4,0138 |
| | 3 | 1,1781 | 0,6019 | -0,5762 | 60 | 0,0006 | 0,1802 | 0,0346 | 2,5622 |
| | 4 | 0,4832 | 0,5928 | 0,1096 | 0,4 | 0,2346 | 0,2361 | 0,1047 | 7,4752 |
| Falha 1 | 1 | 0,1735 | 0,0875 | -0,0861 | 105 | 0,0007 | 0,0192 | 0,0136 | 3,8506 |
| | 2 | 0,7511 | 0,3796 | -0,3715 | 180 | 0,0007 | 0,0790 | 0,0010 | 3,6022 |
| | 3 | 1,4358 | 0,7346 | -0,7012 | 65 | 0,0005 | 0,2095 | 0,0383 | 2,8498 |
| | 4 | 0,7815 | 0,8840 | 0,1025 | 0,7 | 0,5542 | 0,5644 | -1,5968 | 7,0612 |
| Falha 2 | 1 | 0,1416 | 0,0708 | -0,0708 | 90 | 0,0006 | 0,0151 | 0,0315 | 3,7444 |
| | 2 | 0,8129 | 0,4049 | -0,4080 | 150 | 0,0007 | 0,0986 | -0,0538 | 3,1453 |
| | 3 | 1,3445 | 0,7018 | -0,6426 | 60 | 0,0006 | 0,1913 | 0,0591 | 2,8479 |
| | 4 | 0,7086 | 0,8190 | 0,1104 | 0,6 | 0,3601 | 0,3633 | -1,2992 | 8,5243 |
| Falha 3 | 1 | 0,4153 | 0,2081 | -0,2072 | 70 | 0,0006 | 0,0389 | -0,0038 | 5,0031 |
| | 2 | 0,7770 | 0,3804 | -0,3966 | 500 | 0,0007 | 0,0716 | -0,0254 | 3,7315 |
| | 3 | 0,9662 | 0,5063 | -0,4599 | 350 | 0,0006 | 0,1036 | 0,1472 | 3,0885 |
| | 4 | 0,4824 | 0,5979 | 0,1155 | 0,6 | 0,2283 | 0,2295 | 0,4664 | 11,8808 |
| Falha 4 | 1 | 0,2883 | 0,1442 | -0,1441 | 70 | 0,0006 | 0,0328 | -0,0190 | 3,2679 |
| | 2 | 0,9593 | 0,4707 | -0,4887 | 230 | 0,0007 | 0,0895 | -0,0238 | 3,6299 |
| | 3 | 2,1838 | 1,2058 | -0,9780 | 270 | 0,0005 | 0,1716 | 0,0459 | 3,8601 |
| | 4 | 0,6864 | 0,7900 | 0,1037 | 0,7 | 0,2277 | 0,2294 | 1,1730 | 24,8803 |
| Falha 5 | 1 | 0,3515 | 0,1748 | -0,1766 | 80 | 0,0006 | 0,0381 | -0,0038 | 3,5617 |
| | 2 | 1,3964 | 0,6899 | -0,7064 | 480 | 0,0007 | 0,0769 | -0,0213 | 8,4352 |
| | 3 | 2,8650 | 1,6218 | -1,2433 | 220 | 0,0004 | 0,1471 | 0,0952 | 6,3151 |
| | 4 | 0,6552 | 0,7491 | 0,0939 | 0,5 | 0,2165 | 0,2185 | 0,9085 | 18,2830 |

3.4 ANÁLISE DOS TESTES

A análise dos dados obtidos a partir dos testes foi realizada através de um VI desenvolvido na plataforma LabVIEW® -Apêndice A e Apêndice B, com a ajuda do pacote Watchdog Agent™ Toolbox, tendo sido elaborado com base na plataforma desenvolvida pelo IMS Center.

3.4.1 ANÁLISE DOS DADOS ATRAVÉS DO WATCHDOG®

O Watchdog® necessita dos dados de funcionamento normal, de falha e de teste para realizar a análise, conforme descrito no fluxograma da Figura 41. Os dados normais e de falha são dados conhecidos e que são utilizados para o treinamento do algoritmo que, através das técnicas apresentadas anteriormente, realiza a comparação com os dados de teste (operação padrão do sistema) para prever a performance do sistema.

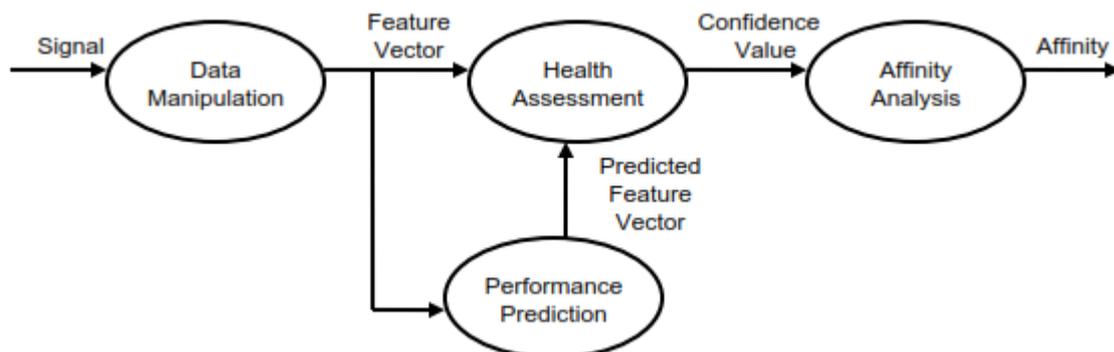


Figura 41: Fluxo de dados no Watchdog Agent Toolbox®

Fonte: IMS CENTER, 2006.

O treinamento é a base da análise e deve ser realizado cuidadosamente, evitando que avaliações incorretas venham a prejudicar o resultado final da análise. Um treinamento incorreto pode classificar situações normais de funcionamento como falha, reduzindo a confiabilidade do sistema e comprometendo sua aplicação como sistema de manutenção.

A ferramenta requer que o usuário defina quais as técnicas de processamento dos sinais, extração de características e avaliação de desempenho serão aplicadas para cada tipo de falha, as quais irão operar continuamente, avaliando a saúde e disponibilidade do equipamento que está sendo avaliado pelos sensores. O algoritmo faz, então, a extração das informações de treinamento e dos dados de teste para, então, calcular o valor de confiança (CV).

O valor de confiança descreve a sobreposição entre as assinaturas de desempenho observadas durante o comportamento normal do equipamento e os dados de teste. Com a

degradação de desempenho do equipamento ocorre um desvio entre as assinaturas de desempenho atuais e normais, o que reduz o valor de confiança da amostra de teste. A Figura 42 descreve o conceito dos valores de confiança do lado esquerdo enquanto o gráfico à direita mostra a diminuição do valor de confiança devido ao desgaste causado pelo envelhecimento da peça.

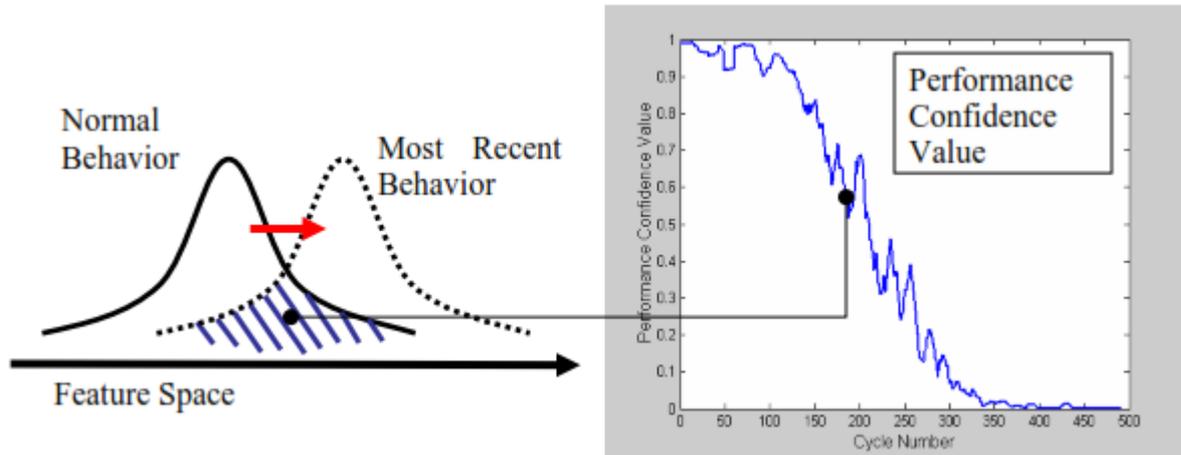


Figura 42: Conceito da performance dos valores de confiança.

Fonte: IMS CENTER, 2006.

3.4.2 FUSÃO DE SENSORES NO LABVIEW®

A metodologia aplicada para a fusão de sensores ocorre através do processamento de sinais (fusão DAI-DAO), extração de características (fusão DAI-FEO) e avaliação de desempenho através de regressão logística (fusão FEI-DEO).

3.4.2.1 PROCESSAMENTO DE SINAIS

Os dados adquiridos através das simulações são exportados para um arquivo contendo quatro colunas, cada uma representando as medições de um sensor, e m amostras adquiridas a uma taxa de 2048 Hz. A matriz de dados é estruturada conforma e Equação (25), contendo uma matriz S com n sensores genéricos e m amostras.

$$S = \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \dots & S_{1,n} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \ddots & S_{2,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ S_{m,1} & S_{m,2} & \dots & S_{m,n} \end{bmatrix} \quad (25)$$

A amostragem contém diversos dados desnecessários para a análise, sendo necessário um pré-processamento dos sinais adquiridos. A ferramenta utilizada para selecionar os dados foi o processo de reamostragem, visto que o processo de filtragem não apresentou melhoras em termos de desempenho computacional.

Dado que a densidade espectral de potência dos dados adquiridos pelos sensores não ultrapassou a faixa de 500 Hz, a taxa de reamostragem selecionada foi de 1024 Hz. O resultado da reamostragem foi a melhora de desempenho do sistema de processamento, tornando-o mais estável e sem perda de informações. A nova matriz S , decorrente da reamostragem, apresenta metade dos elementos da matriz S inicial.

3.4.2.2 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

O método escolhido para a extração de características foi o *wavelet package energy* (WPE), por otimizar o desempenho do sistema ao mesmo tempo que mantém as características temporais e espectrais (JOHNSON, 2006).

Os quatro vetores da matriz S são separados calculados individualmente através do algoritmo WPE com wavelet do tipo Daubechies, gerando um vetor unidimensional C_n com 64 elementos, que representam as energias dos pacotes de wavelet.

$$C_n = [E_1 E_2 \dots E_{64}] \quad (26)$$

Os valores apresentados no vetor C_n representam as características do sensor n . Para a realização da análise por completo é necessário que sejam obtidos os vetores de características de todos os sensores para o evento em questão.

A extração de características não se limita a energia e, por esse motivo, foram adicionadas as características de valor RMS, valor pico-a-pico, obliquidade, curtose, ponto de máximo e ponto de mínimo, gerando um novo vetor C_n , conforme a Equação (27).

$$C_n = [E_1 E_2 \dots E_{64} V_{RMS} V_{pp} g_1 g_2 V^+ V^-] \quad (27)$$

3.4.2.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO

Nesta etapa, foi escolhido o bloco de Regressão Logística, presente no Watchdog Agent Toolbox para LabVIEW. Esse bloco possui os seguintes terminais:

- *Training Data (Dados de Treinamento)*: são os dados de treinamento do bloco de regressão logística. Neste terminal devem entrar as características de comportamento normal e de falha. O terminal aceita matrizes com dimensão de m amostras (que, neste caso, serão os ciclos) por n características.

- *Training Label (Rótulo de Treinamento)*: trata-se de um vetor unidimensional de m amostras contendo valores de 0 a 1 que deve ser incluído no terminal a fim de “rotular” os dados de treinamento. Para este trabalho, foram usados 0,95 para as características normais e 0,10 para as características de falhas.
- *Testing Data (Dado de Teste)*: são os dados de teste que se desejam avaliar. Consiste de uma matriz com p amostras e n características. Como os dados de teste devem ter o mesmo número de características que os dados de treinamento, fica implícito que os dados de teste devem passar pelo mesmo processo de extração de características que os dados de treinamento.
- *Confidence Value (Valor de Confiança)*: é um terminal de saída que apresenta o resultado da regressão logística em um valor de confiança de 0 a 1, sendo “1” totalmente saudável e “0” totalmente defeituoso. Em termos de fusão de sensores, essa saída representa um valor em decisão.
- *Sum of Squared Errors (Soma dos Erros Quadráticos)*: terminal de saída que apresenta o erro da regressão.

O cálculo do valor de confiança requer que os vetores de características estejam organizados em uma matriz $n \times m$, representada na Equação (28).

$$C = \begin{bmatrix} C_{1,1} & C_{1,2} & \dots & C_{1,n} \\ C_{2,1} & C_{2,2} & \ddots & C_{2,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ C_{m,1} & C_{m,2} & \dots & C_{m,n} \end{bmatrix} \quad (28)$$

A matriz contém um total de 280 elementos, que representa um total de 0,074% frente a um total de 376.832 dados amostrados no ciclo. O vetor de rótulos unidimensional para os dados de treinamento foi gerado no LabVIEW® de acordo com a origem dos dados inseridos na matriz característica (0,95 para normais e 0,10 para falhas).

A matriz característica dos dados foi montada com a mesma estrutura da matriz C da Equação (25) sendo, no entanto, desnecessário que ela tenha o mesmo número de amostras da matriz característica dos dados de treinamento.

A figura apresenta o fluxograma simplificado de aquisição, tratamento e avaliação dos sinais e tem como finalidade fornecer uma visão geral do algoritmo elaborado.

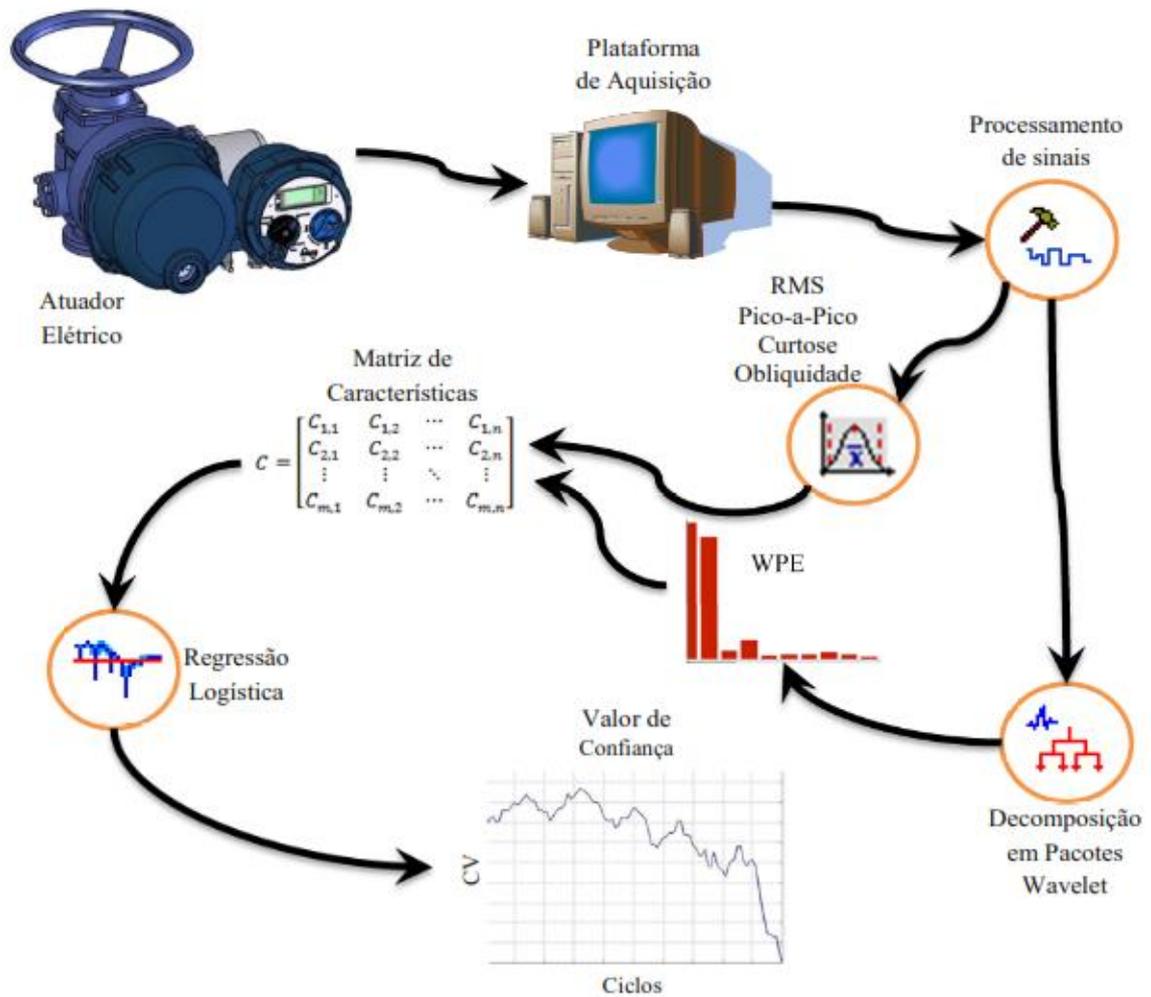


Figura 43: Fluxograma do algoritmo.
 Fonte: COESTER AUTOMAÇÃO S.A.

3.5 RESULTADOS

Os resultados obtidos serão apresentados e discutidos para subsequente comparação com os resultados obtidos através do Watchdog Agent® com objetivo de definir um método padrão – que apresente os melhores resultados – de análise para o sistema estudado.

Os dados de valor de confiança totalizaram 200 curvas que tem como objetivo avaliar o comportamento do sistema de fusão, tanto pelo método do LabVIEW® quanto do Matlab®, levando, inclusive, a conclusões a respeito da aquisição dos dados do atuador, da análise realizada e sobre as duas plataformas abordadas.

3.5.1 TESTE 1

Após o treinamento do bloco de regressão logística com 30 ciclos normais e 20 ciclos de cada tipo de falha, foram executados 20 ciclos normais, 250 ciclos de falhas e, finalmente, 30 ciclos normais. Visto que o sistema analisa continuamente os dados, é esperado que o valor

de confiança do teste se mantenha próximo de 1 até o ciclo 20 – ciclo normal- e decaia nos ciclos de falha, voltando a subir após o ciclo 270 – quando é retomada a operação em ciclo normal-, conforme apresentado na Figura 44.

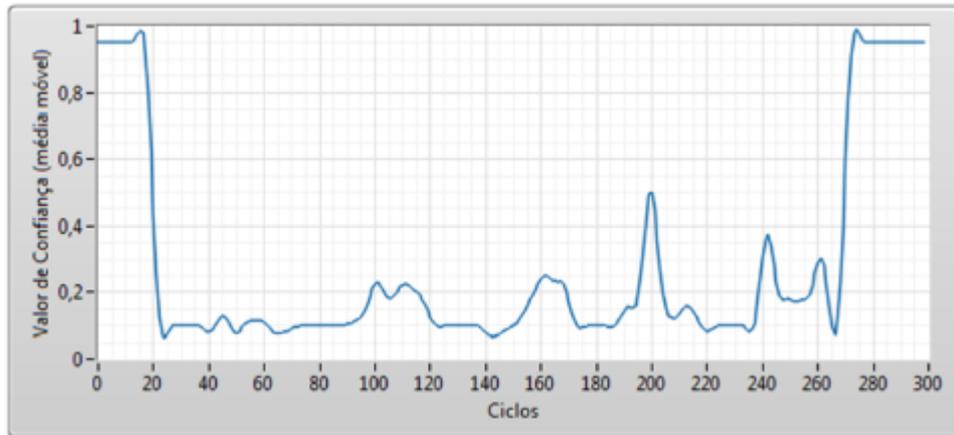


Figura 44: Valor de confiança para o teste 1.

O teste trouxe as respostas esperadas, sendo possível considerar a metodologia adequada para a análise das falhas inseridas no sistema. A queda no valor de confiança para os testes com acionamento do freio e engrenagens danificadas demonstra a criticidade dos modos de operação, que seriam classificados com um sinal vermelho, representando a necessidade de manutenção.

Avaliando o valor de confiança proveniente apenas do sensor 4 – torque do motor- conforme apresentado na Figura 45, é possível verificar que a influência do desgaste nas rodas dentadas inseridas na transmissão varia em excesso, impedindo que a análise individual leve ao mesmo resultado obtido com a fusão. Enquanto o resultado com a utilização da fusão de sensores apresentou um erro de regressão de 10^{-15} , a análise utilizando apenas os dados do sensor 4 retornaram um erro de 0,2206.

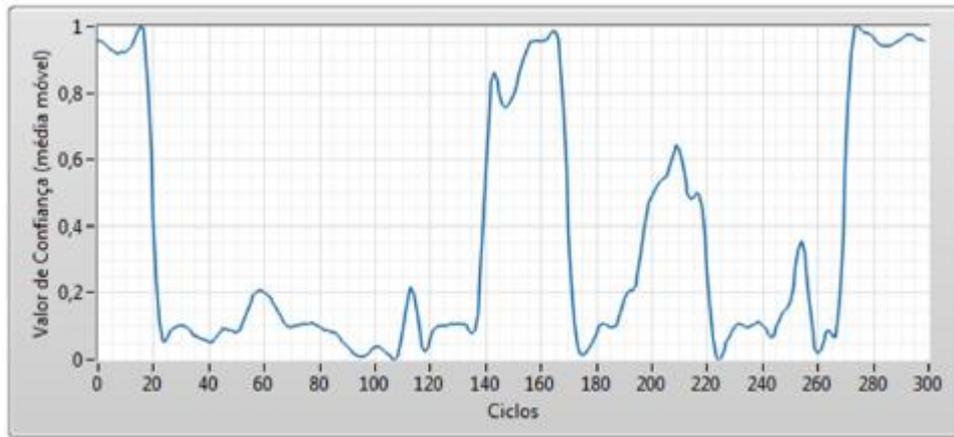


Figura 45: Valor de confiança calculado apenas com o sinal do sensor de torque.

A Figura 46 apresenta o resultado do valor de confiança calculado apenas para os sensores 1, 2 e 3. Nesse caso o valor de confiança apresenta um comportamento próximo do esperado, sendo o erro de regressão de 0,001185; consideravelmente maior do que o a análise com a fusão dos 4 sensores.

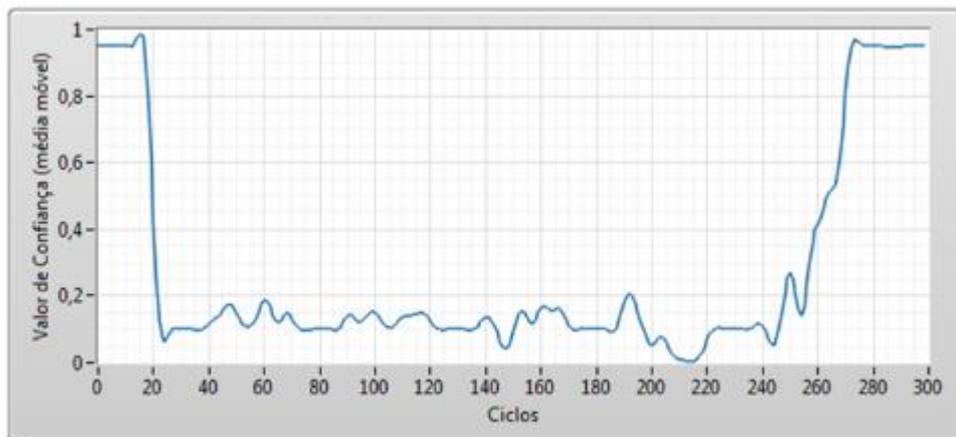


Figura 46: Valor de confiança calculado com os sinais dos sensores 1, 2 e 3.

3.5.2 TESTE 2

O objetivo do segundo teste foi de realizar uma medição do valor de confiança com informações diferentes das utilizadas para o treinamento da regressão logística. Para o treinamento foram utilizados 20 ciclos normais e 10 ciclos de cada falha.

A entrada para os dados de testes usados foram somente os ciclos que foram excluídos do treinamento sendo, respectivamente, 20 ciclos normais, 200 ciclos de falhas, 10 ciclos normais. Espera-se que o valor de confiança se comporte da mesma maneira que no teste 1, sendo que o valor deve ser próximo de 1 até o ciclo 20, caindo para um valor próximo de zero

até o ciclo 220. A curva do valor de confiança obtida através da fusão de sensores é apresentada na Figura 47.

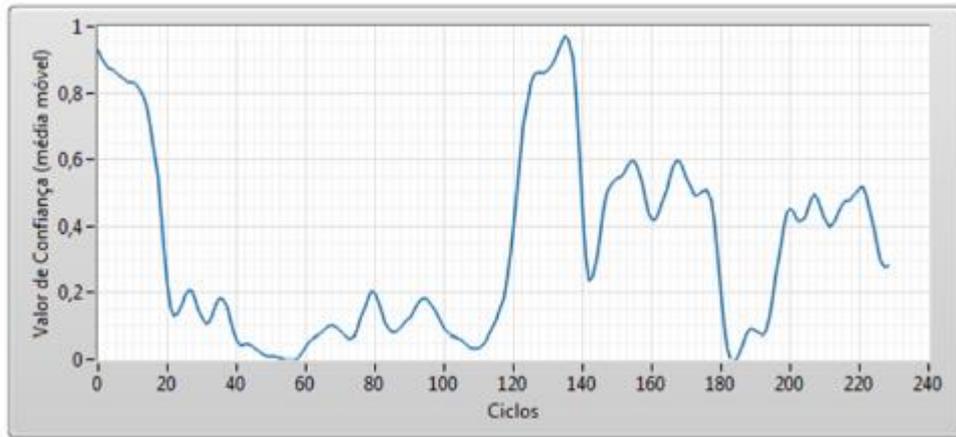


Figura 47: Curva do valor de confiança para o teste 2 com fusão dos 4 sensores.

Ao contrário do esperado, o valor de confiança varia muito entre os ciclos 20 e 220. A transição entre os modos de operação, no entanto, é mais visível. Para verificar qual sensor causa a falta de correlação entre os ciclos de mesmo tipo e sua influência no resultado final da fusão é necessário que seja realizado o cálculo do valor de confiança dos sensores individualmente.

3.5.3 TESTE 3

Para o treinamento do algoritmo foram utilizados 30 ciclos normais, 20 ciclos de falha 1 e 20 ciclos de falha 4. Os dados de teste foram todas as amostras obtidas nos 300 ciclos, tendo como objetivo avaliar se a rotina tem a capacidade de indicar a ocorrência de falhas não inclusas no treinamento do algoritmo.

Os ciclos foram ordenados de forma que as falhas 1, 2 e 3 foram injetadas em sequência, até o ciclo 150, do ciclo 151 ao 200 foram injetados os dados de operação normal e do ciclo 201 ao 300 foram injetadas as falhas 4 e 5 em sequência, sendo o valor de confiança apresentado na Figura 48.

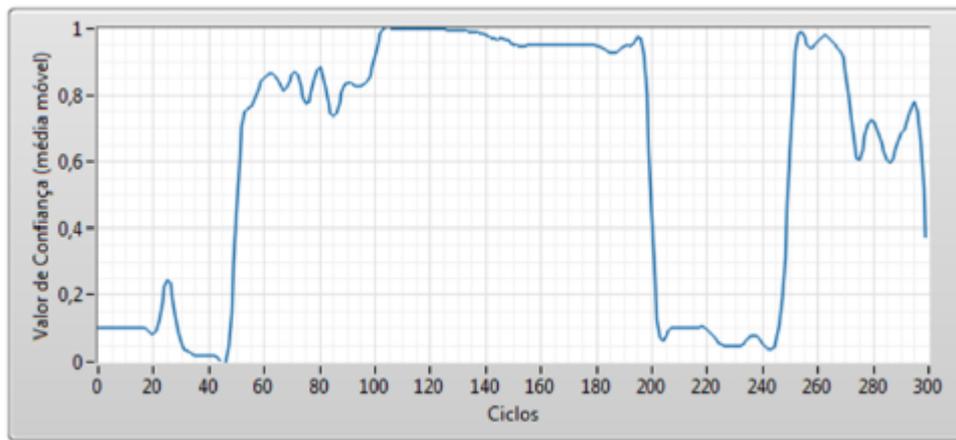


Figura 48: Valor de confiança para fusão dos 4 sensores no teste 3.

Conforme esperado, a falha 1 – injetada entre os ciclos 1 e 50- foi detectada, assim como a falha 4 – injetada entre os ciclos 200 e 250. Das demais falhas, ausentes no treinamento do algoritmo, apenas a falha 2 – injetada entre os ciclos 51 e 100- foi indicada como abaixo do normal (0,95) e a falha 5 – ciclo 251 ao 300- apresentou oscilações, tendendo a um comportamento de falha.

3.5.4 TESTE 4

No teste 4 o algoritmo de treinamento recebeu os mesmos dados do teste 1, ou seja, 30 ciclos normais e 20 ciclos de cada tipo de falha. Os dados foram analisados, no entanto, no Watchdog Agent do Matlab™, de forma a comparar a análise da VI do Labview™ com o sistema do IMS CENTER.

O cálculo do valor de confiança para o método de fusão de sensores através do Watchdog Agent® é apresentado na Figura 49. O comportamento apresentado é muito diferente do esperado, apresentando pouca variação tanto de um ciclo de falha para outro quanto na transição entre os tipos de falhas. A análise através dessa ferramenta não permite distinguir claramente um ciclo normal de um ciclo de falha, comprometendo a utilização do sistema de farol que alerta a manutenção da necessidade de intervenção no equipamento.

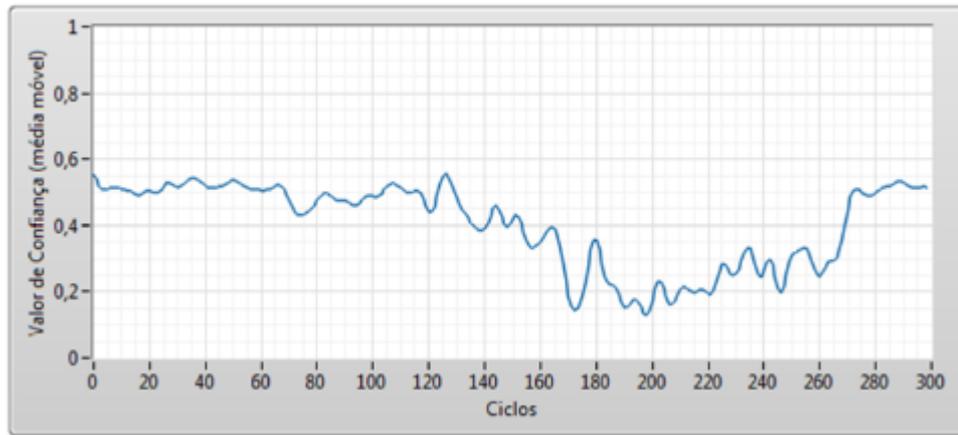


Figura 49: Valor de confiança obtido com o Watchdog Agent® para fusão dos 4 sensores.

3.6 ANÁLISE FINANCEIRA DO INVESTIMENTO

A implementação do sistema de manutenção preditiva através de fusão de sensores requer um investimento que pode parecer elevado frente ao custo dos serviços terceirizados de manutenção preditiva (diária de R\$4.000,00). Como forma de validação do modelo é importante realizar o estudo de viabilidade econômica do investimento, o qual será abordado em forma da análise de *payback* simples e *payback* descontado.

O investimento -Tabela 7- tem peso maior para implementação, dispensando grandes aportes posteriores. O custo inicial do investimento está apresentado na Tabela, onde o valor total é expandido nos equipamentos necessários para construção do sistema.

Cabe ressaltar que o retorno de R\$ 48.000,00 é relacionado ao custo de uma diária de inspeção preditiva por mês e que essa análise é realizada sem fusão de sensores, podendo retornar falsos positivos e não apresentando análise de tendência. A metodologia proposta avalia através da regressão logística e fusão de sensores os dados adquiridos, possibilitando antecipar a quebra com maior tempo hábil, o que facilita a aquisição de peças de reposição, garantindo um melhor custo-benefício.

Tabela 7: Investimento inicial expandido

| Investimento inicial | | |
|---|------------|------------------|
| Acel Kistler | R\$ | 3.000,00 |
| Computador | R\$ | 4.000,00 |
| Labview básico | R\$ | 5.500,00 |
| LabVIEW Embedded Control and Monitoring Suite | R\$ | 20.000,00 |
| NI 9004 | R\$ | 15.000,00 |
| NI 9233 | R\$ | 10.000,00 |
| NI 6008 | R\$ | 1.500,00 |
| NI 9104 | R\$ | 4.000,00 |
| Instalação (MDO, Materiais) | R\$ | 17.000,00 |
| Total | R\$ | 80.000,00 |

3.6.1 PAYBACK SIMPLES

O *payback* é o espaço de tempo entre o início do projeto e o momento em que o fluxo de caixa acumulado torna-se positivo, ou seja, é o período de recuperação do investimento inicial.

Para determinação do período de *payback* Simples -Tabela 8, foram elencados os fluxos de caixas gerados ano a ano, o saldo inicial e final de cada período, sem considerar no cálculo o custo do dinheiro no tempo, de modo que a recuperação do investimento de R\$ 80.000,00 necessário para o início da operação do sistema na empresa é de 1,7 anos, conforme tabela.

Tabela 8: Payback simples

| <i>Payback</i> | |
|-------------------------------|---------------|
| Investimento | R\$ 80.000,00 |
| Fluxo de caixa/ano | R\$ 48.000,00 |
| Anos | 12,00 |
| Custo de oportunidade | 15% |
| <i>Payback</i> simples (Anos) | 1,70 |

3.6.2 PAYBACK DESCONTADO

Ao contrário do método *payback* Simples que mede o prazo necessário para a recuperação do investimento realizado, o método *payback* descontado informa quando se dará a recuperação do capital inicial investido considerando o custo do dinheiro no tempo, ou seja, uma Taxa Mínima de Atratividade, que neste caso foi adotado como 15% ao ano, pouco superior à taxa prevista de 13% do mercado em 2014.

Com esse propósito, o método apresenta, nos primeiros anos, valores negativos, porém, no terceiro ano o valor passa a ser positivo.

Tabela 9: Payback descontado

| <i>Payback</i> descontado | |
|-----------------------------------|---------------|
| Fluxo de caixa/ano | R\$ 80.000,00 |
| Desconto anual de caixa | |
| Ano 1 | R\$ 41.729,13 |
| Ano 2 | R\$ 36.294,90 |
| Ano 3 | R\$ 31.560,78 |
| Ano 4 | R\$ 27.444,16 |
| Ano 5 | R\$ 23.864,48 |
| Ano 6 | R\$ 20.751,72 |
| Ano 7 | R\$ 18.044,98 |
| Ano 8 | R\$ 15.691,29 |
| Ano 9 | R\$ 13.644,60 |
| <i>Payback</i> c/ desconto (anos) | 3,3 |

4 CONCLUSÃO

Foi constatado que a análise e processamento dos dados é diretamente dependente da quantidade de amostras dos dados de treinamento do sistema. O aumento da amostra de treinamento aumentou a afinidade entre os ciclos de mesmo gênero (normal com normal, falha com falha). A falta de sincronia na aquisição de diferentes operações de abertura e fechamento da válvula e a falta da uniformidade das simulações é a causa da baixa afinidade. As análises que envolveram mais de 150 ciclos de teste e 50 de treinamento retornaram resultados relevantes e que ativariam o sinal amarelo ou vermelho, indicando que o sistema, mesmo operando e realizando os ciclos, necessita de manutenção.

O Watchdog Agent® para Matlab™ retornou resultados piores, principalmente por ser um modelo pré-definido de análise e por apresentar dificuldades na interface e pequenos erros nos algoritmos impedindo a extração das características de todos os ciclos. O sistema também exibiu resultados piores para os processos de fusão de sensores, novamente, devido ao modelo já definido de análise. Portanto, o Watchdog Agent® para LabVIEW é mais indicado para o controle e análise do sistema analisado, pois fornece melhor compatibilidade e versatilidade, permitindo o monitoramento do sistema em tempo real, com resultados expressivos.

A aplicação da fusão de sensores é eficiente pois através dos processos de treinamento e regressão é capaz de evitar falsos-positivos, aumentando a eficiência do sistema como um todo. Uma arquitetura bem projetada de aquisição de dados pode mapear a maior parte das falhas de um processo, o que não seria possível com um sistema de medição individual (atualmente o mais utilizado pela indústria local).

A aquisição dos dados requer um projeto que considere a uniformidade na aquisição dos dados e a adequação do hardware aos sinais de entrada, para que melhores resultados sejam obtidos.

A análise de viabilidade econômica realizada considerou apenas o custo de implementação do sistema e a economia obtida com a substituição da terceirização do serviço de manutenção preditiva. Isso só reforça a viabilidade do sistema, pois em conjunto com planejamento e monitoramento ainda se deve considerar o retorno financeiro gerado pela melhor utilização da vida útil dos equipamentos, redução do estoque de peças sobressalentes, aumento de disponibilidade do equipamento e redução de falhas que comprometam o produto final.

5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAMAN. **A Situação da Manutenção no Brasil**. Disponível em:

<<http://eventos.abraman.org.br/pesquisa/glossario.php>>. Acesso em: 20 set. 2014.

ALTUG, S.; CHOW, M. Y.; TRUSSELL, H. J. Fuzzy inference systems implemented on neural architectures for motor fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Raleigh, v.46, n.6, p.1069–1079, Dec. 1999.

ARATO, A.J. *Manutenção preditiva usando análise de vibrações*. 1.ed. Barueri: Manole, 2004.

AUGER, F. et al. *Time-frequency toolbox for use with matlab*. França: CNRS/Rice University, 1996.

BALBINOT, A.; BRUSAMARELLO, V.J. *Instrumentação e fundamentos de medidas*. 2.ed. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

BENEDETTI, Julinho Alberto. *Manutenção Centrada em Confiabilidade e Análise de Vibração*. 2002. 127 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

BEZERRA, R. A. *Detecção de falhas em rolamentos por análise de vibração*. 2004. 152 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2004.

BLOCH, I.; HUNTER, A. (Ed.). *Fusion: General Concepts and Characteristics*. *International Journal Of Intelligent Systems*, [S. l.], p. 1107-1134. Dec. 2001.

CARVAJAL, Ricardo Enrique Gutiérrez. Sobre Técnicas para Manutenção e Diagnóstico Inteligente de Dispositivos Mecatrônicos: Estudo de Caso utilizando Cálculo de Ordem Fracionária. 2011. 221 f. Tese (Doutorado) - Unicamp, Campinas, 2011.

COESTER AUTOMAÇÃO. Manual Linha CSR: CSR6 – CSR16. Rev. 0, p.1-28. Julho, 2009.

COHEN, L. Time-frequency Analysis. 1.ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1995.

CROVATO, C. D. P. Classificação de Sinais de Voz Utilizando a Transformada Wavelet Packet e Redes Neurais Artificiais. 2004. 143 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2004.

DASARATHY, Belur V.. Sensor Fusion Potential Exploitation: Innovative Architectures and Illustrative Applications. IEEE Institute Of Electrical And Electronics Engineers, [S. l.], p. 438. Jan. 1997.

DASH, M.; LIU, H.. Feature Selection for Classification. Intelligent Data Analysis, [S. l.], p. 131-156. Mar. 1997.

DAUBECHIES, I. The Wavelet Transform - Time Frequency Localization and Signal Analysis. IEEE Transactions on Information Theory, [S.l.], v.36, n.5, p.961–1005, Ago. 1990.

DJURDJANOVIC, D. et al. Web-Enabled Remote Spindle Monitoring and Prognostics. Proceedings of International CIRP Conference on Reconfigurable Systems, Ann Arbor, v.1, n.20, p.21–22, Ago. 2003.

DJURDJANOVIC, D.; LEE, J.; NI, J. Watchdog Agent - an Infotronics-based Prognostic Approach for Product Performance Degradation Assessment and Prediction. Advanced Engineering Informatics, Amsterdam, v.17, n.3, p.109–125, Jul. 2003.

ELMENREICH, WILFRIED. An Introduction to Sensor Fusion: Research Report 47/2001. Disponível em: <http://www.vmars.tuwien.ac.at/documents/intern/805/elmenreich_sensorfusionintro.pdf>. Acesso em: 19 out. 2011.

ENDRENYI, J. et al. The Present Status of Maintenance Strategies and the Impact of Maintenance on Reliability. IEEE Transactions on Power Systems, [S.l.], v.16, n.4, p.638–646, Nov. 2001.

ESTEBAN, JAIME et al. A Review of Data Fusion Models and Architectures: Towards Engineering Guidelines. Neural Computing And Applications, Springer-verlag London, Uk, p. 273-281. Dec. 2005.

FILHO, G.B., Dicionário de termos de manutenção, confiabilidade e qualidade.4.ed. Rio de Janeiro, Ciência moderna, 2006.

FOGLIATTO, F. S. e Duarte, J. L. R. Confiabilidade e manutenção industrial. 1a ed. Rio de Janeiro, Elsevier, 2009.

FUJIMOTO, R. Y. Diagnóstico Automático de Defeitos em Rolamentos Baseados em Lógica Fuzzy. 2005. 158 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

GONÇALVES, L.F. et al. Um Método de Classificação de Falhas em Atuadores Elétricos Baseado em Mapas Auto-Organizáveis. Porto Alegre: UFRGS - PPGEE, [2007].

HAYKIN, S. Redes Neurais - Princípios e Práticas. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HAYWARD INDUSTRIAL PRODUCTS INC.. Most Common Electric Actuators Problems. Disponível em: <<http://pdf.directindustry.com/pdf/hayward-flow-control/electric-actuatorproblems-solutions/16511-47554.html>>. Acesso em: 03 nov. 2014.

HIGGINS, L.R. Maintenance Engineering. 5.ed. New York, McGraw-Hill, 1995.

HUANG, R. et al. Residual Life Predictions for Ball Bearings Based on Self-Organizing Map and Back Propagation Neural Network Methods. Mechanical Systems and Signal Processing, [S.l.], v.21, n.1, p.193–207, Oct. 2005.

IEEE-1. IEEE Standard Computer Dictionary. 1.ed. Washington: Institute of Electrical & Electronics Engineers, 1990.

IMS CENTER. Watchdog Agent TM Toolbox Documentation. p. 1-22. Mai. 2007.

JACQUES, R.C.. Avaliação de Parâmetros de Emissão Acústica para Monitoramento de Risers Flexíveis. 2009. 129 f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

JAIN, A. K.; DUIN, P. W.; MAO, J. Statistical Pattern Recognition: A Review. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. [S. l.], v.22, n.1, p. 4-37. Jan. 2000.

JINHUA, D.; ERLAND, O. Availability Analysis through Relations Between Failure Rate and Preventive Maintenance under Condition Monitoring. Institutionen för Innovation Design och Produktutveckling, Eskilstuna, v.21, n.1, Mar. 2002.

JOHNSON, K. Watchdog Agent TM Toolbox – Project Report. [S. l.] p. 1-94. Ago. 2006.

KINNISON, H.A.; SIDDIQUI, T.. Aviation maintenance management. 2.ed. New York, MacGraw-Hill, 2013.

KISTLER. Instruction Manual. K-Shear and PiezoStar® Accelerometers. [S. l.]. 2010.

LEE, J. et al. Intelligent Prognostics Tools and E-maintenance. Computers in Industry, [S.l.], v.57, n.6, p.476–489, Aug. 2006.

LIU, Y.; WEISBERG, R. H.; SHAY, L. K. Current Patterns on the West Florida Shelf from Joint Self-Organizing Map Analyses of HF Radar and ADCP Data. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, Boston, v.24, n.4, p.702–712, Abril 2007.

LIU, H.; YU, L.. Toward Integrating Feature Selection Algorithms for Classification and Clustering. *IEEE Trans, Knowledge And Data Engineering*, [S. l.], p. 491-502. Apr. 2005.

LLINAS, J.; HALL, D. L. An Introduction to Multi-Sensor Data Fusion. In: *IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Proceedings...* [S. l.]. v. 6. p. 537-540. Mai-Jun.1998.

MANGAI, Utthara Gosa et al. A Survey of Decision Fusion and Feature Fusion Strategies for Pattern Classification. *IETE Technical Review*, [S. l.], p. 293-307. July 2010.

MARCORIN, Wilson Roberto; LIMA, Carlos Roberto Camello. Análise dos Custos de Manutenção e de Não-manutenção de Equipamentos Produtivos. Disponível em: <<http://www.unimep.br/phpg/editora/revistaspdf/rct22art03.pdf>>. Acesso em: 20 out. 2014.

MASCARENHAS, A. W. Dispositivo Baseado em Acelerômetros Capacitivos para Monitoração de Máquinas Rotativas. 2006. 149 f. Tese (Doutorado em Engenharia), Universidade Federal de Campina Grande, Capina Grande, 2006.

MENNA, Alexandre Ribeiro. Detecção de Falhas em Mancais de Rolamento por Análise de Vibrações em Banda Larga: Um Caso Prático de Aplicação em uma População de Equipamentos Rotativos. 2007. 186 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.

MIRSHAWKA, V., Manutenção preditiva caminho para zero defeitos. 1.ed. São Paulo, Makron, 1991.

MONWAR, Md. Maruf; GAVRILOVA, Marina L.. Multimodal Biometric System Using Rank-Level Fusion Approach. IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, [S. l.], p. 867-878. Aug. 2009.

NEGREIROS, M. Filtros Adaptativos Aplicados à Separação de Sinais. 1994. 162 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1994.

NUNES, E. L. Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC) - Análise da Implantação em uma Sistemática de Manutenção Preventiva Consolidada. 2001. 146 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

OPPENHEIN, A. V.; GEHAFFER, R. W. Discrete-Time Signal Processing. 1.ed. Nova Jersey: Prentice Hall, 1989.

PARRAGA, A. Aplicação da Transformada Wavelet Packet na Análise e Classificação de Sinais de Vozes Patológicas. 2002. 163 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

QUISPE, G. C. S. Reconhecimento de Padrões em Sensores Integrados. 2005. 111 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica), Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

SCHUCK, A. Análise e Processamento de Sinais de Voz Disfônica Através da Transformada Wavelet Discreta. 1998. 189 f. Tese (Doutorado em Engenharia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

SELLITTO, M. A. Formulação Estratégica da Manutenção Industrial com Base na Confiabilidade dos Equipamentos. Revista Produção, [S.l.], v.15, n.1, p.44–59, Jan. 2005.

SHIKARI, B.; SADIWALA, C. M.; DWIVEDI, R. K. Automation In Condition Based Maintenance Using Vibration Analysis. Disponível em: <http://www.maintenanceworld.com/articles/shikarib/international_paper.pdf>. Acesso em: 9 mar. 2004.

SHLENS, Jonathon. A Tutorial on Principal Component Analysis. Disponível em: <<http://www.snl.salk.edu/~shlens/pca.pdf>>. Acesso em: 07 nov. 2011.

SIQUEIRA, I.P. Manutenção centrada em confiabilidade: Manual de implementação. Rio de Janeiro, Qualitymark, 2005.

STEARNS, P.N.; WIDROW, B. Adaptive signal processing. 1.ed. New Jersey: Prentice Hall, 1985.

TINÓS, R. Detecção e Diagnóstico de Falhas em Robôs Manipuladores Via Redes Neurais Artificiais. 1999. 117 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.

VALINS, T. F. Relé Digital de Distância Baseado na Teoria de Ondas Viajantes e Transformada Wavelet. 2005. 143 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

VARGAS, R. T.; BISTAFA, S. R. Metodologia para Monitoramento Vibro-Acústico Aplicada à Manutenção Preditiva. In: I Encontro de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, 1994, São Paulo. Anais do I Encontro de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Escola Politécnica da USP, 1994. p. 123-124.

WIDROW, B.; LEHR, M.A. (1995), "Perceptrons, Adalines and Backpropagation," in Arbib, M.A., Ed., The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, pp. 719–724.

XINHAN, Huang; MIN, Wang. Multi-sensor Data Fusion Structures in Autonomous Systems: A Review. Proceedings of The 2003 IEEE: International Symposium on Intelligent Control, Houston, TX, Usa, p. 817-821. 5 Oct. 2003.

YAM, R. C. M. et al. Intelligent Predictive Decision Support System for Condition-Based Maintenance. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, [S.l.], v.17, n.5, p.383–391, Fev. 2001.

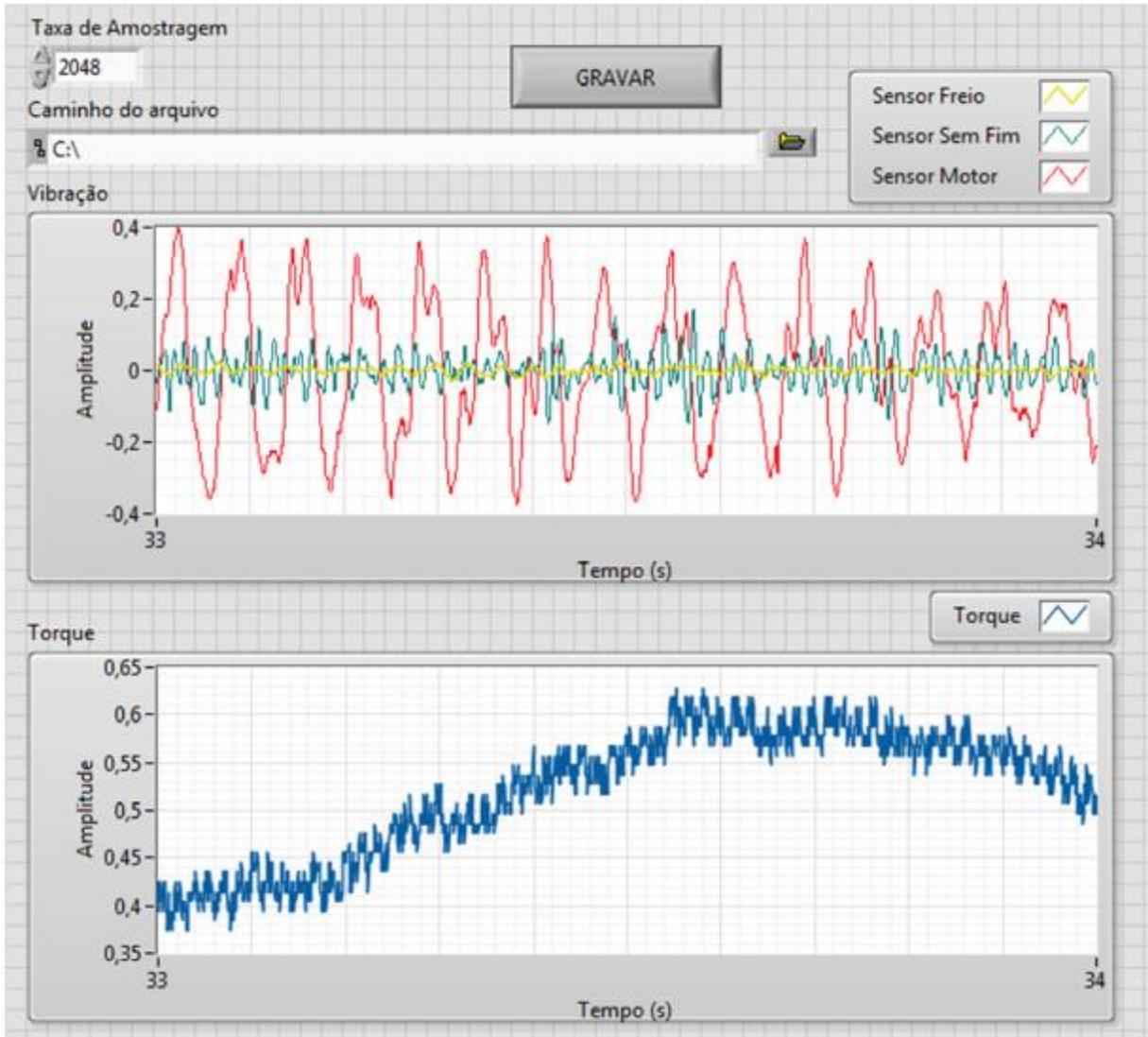
YANG, J. et al. Feature Fusion: Parallel Strategy vs. Serial Strategy. Pattern Recognition, [S.l.], p. 1369-1381. June 2003.

YAN, J; CHEN, Z. Project Name: KONE Elevator Door. [S. 1.] p. 1-13. Ago. 2006

YAN, R.; GAO, R. X. An Efficient Approach to Machine Health Diagnosis Based on Harmonic Wavelet Packet Transform. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, [S.l.], v.21, n.4, p.291–301, Aug. 2005.

6 APÊNDICES

APENDICE A – VI de aquisição de dados



Fonte: Faccin

APENDICE B – VI de Regressão Logística

