

UNIVERSIDADE DO ESTADO DO AMAZONAS - UEA
ESCOLA SUPERIOR DE TECNOLOGIA - EST
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Matheus Veiga de Lima

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS PARA
CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE
ESPARGIDORES COM BAIXA ROTAÇÃO**

Manaus - AM

2017

MATHEUS VEIGA DE LIMA

Avaliação de Algoritmos para Classificação Automática de Espargidores com baixa rotação

Trabalho de Conclusão de Curso submetida à Coordenação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Estado do Amazonas como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro.

Universidade do Estado do Amazonas – UEA
Escola Superior de Tecnologia - EST
Engenharia de Controle e Automação

Orientador Prof. M.Sc. Almir Kimura Junior

Manaus - Amazonas
Janeiro - 2017

MATHEUS VEIGA DE LIMA

Avaliação de Algoritmos para Classificação Automática de Espargidores com baixa rotação

Trabalho de Conclusão de Curso submetida à Coordenação do curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade do Estado do Amazonas como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro.

Aprovado em 04 de janeiro de 2017:

BANCA EXAMINADORA

Prof. M.Sc. Almir Kimura Junior
Orientador

Prof. M.Sc. Charles Luiz Silva de Melo
Presidente

Prof. André Dias de Lima Machado
Convidado

Manaus - Amazonas
Janeiro - 2017

Agradecimentos

- À minha mãe Anassellis por toda dedicação que teve na minha criação.
- À Universidade do Estado do Amazonas, seus colaboradores e em especial aos professores da Coordenação do Curso de Engenharia de Controle e Automação, por todos os conhecimentos técnicos, profissionais e experiências de vida transmitidos durante os anos de graduação.
 - Ao meu orientador, professor Almir, pelo suporte prestado durante este projeto.
 - Às minhas supervisoras no estágio Raquel e Aline por todo auxílio e carinho que tiveram comigo.
 - Aos meus colegas de curso que me suportaram durante a graduação e em especial aqueles colegas que me acompanham desde o ensino médio.

*"Só se pode alcançar um grande êxito quando nos mantemos fiéis a nós mesmos."
(Friedrich Wilhelm Nietzsche)*

Resumo

Uma das aplicações da automação industrial é o desenvolvimento de sistemas de inspeção que visam o controle de qualidade de produtos manufaturados. O defeito mais comum em Máquinas Lava Louças é o vazamento de água e mau desempenho de lavagem dos pratos. Uma das primeiras preocupações no desenvolvimento de um sistema de inspeção é a forma em que vai ser detectada a falha. Este trabalho apresenta uma avaliação de desempenho de algoritmos baseados na autocorrelação e caracterização de frequência de sinais de áudio para estimação de periodicidade, são utilizados diferentes tipos de filtros digitais para eliminação de ruído. O algoritmo com melhor desempenho foi o que utiliza filtragem de RMS móvel e método de autocorrelação que apresenta área sobre a curva ROC de 95,6%, obtendo-se um algoritmo que consegue classificar máquinas lava louças com rotação do espargidor de água que estão conformes e não-conformes.

Palavras-chaves: Periodicidade. Qualidade. Lava Louças.

Abstract

One of the applications of industrial automation is the development of inspection systems that aim at the quality control of manufactured products. The most common defect in dishwasher is water leakage and poor dishwashing performance. One of the first concerns is a development of an inspection system is a way in which a failure will be detected. This work presents a performance evaluation of algorithms based on autocorrelation and frequency characterization of audio signals for periodicity estimation, different types of digital filters are used to eliminate noise. The best algorithm was the one that uses mobile RMS filtering and autocorrelation method that show Area Under the Curve about of 95.6%, obtaining an algorithm that can classify dishwashing machines with rotation of the water sprinkler that are conforming and nonconforming.

Key-words: Periodicity. Quality. Dishwasher.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Tabela das peças com maior incidência de falhas em campo	13
Figura 2 – Árvore de amostragem de um Experimento	16
Figura 3 – Digrama de blocos da obtenção de um sinal discreto processado a partir de um sinal contínuo.	19
Figura 4 – Exemplo de gráfico de autocorrelação	21
Figura 5 – Matriz de Contingência	21
Figura 6 – Comparação de curvas ROC	23
Figura 7 – Lava Louças de 6 serviços	24
Figura 8 – Suporte do Espargidor Inferior	25
Figura 9 – Espargidor Inferior	25
Figura 10 – Região da Lava Louças onde é feita a captura de som.	26
Figura 11 – Fluxograma das funções da <i>MIRtoolbox</i>	28
Figura 12 – Processo do algoritmo utilizando Filtro de Média Móvel	29
Figura 13 – Processo do algoritmo utilizando Filtro de RMS Móvel	29
Figura 14 – Processo do algoritmo utilizando Filtro FIR na frequência de interesse	30
Figura 15 – Curva ROC para amostras sem filtragem	31
Figura 16 – Curva ROC para filtro de Média Móvel. À esquerda curva com janela de 5ms e à direita janela com 25ms.	32
Figura 17 – Curva ROC para filtro de Média Móvel. À esquerda curva com janela de 50ms e à direita janela com 100ms.	32
Figura 18 – Curva ROC para filtro de Média Móvel com janela de 500 ms	33
Figura 19 – Curva ROC para filtro de RMS Móvel. À esquerda curva com janela de 5ms e à direita janela com 25ms.	34
Figura 20 – Curva ROC para filtro de RMS Móvel. À esquerda curva com janela de 50ms e à direita janela com 100ms.	34
Figura 21 – Curva ROC para filtro de RMS Móvel com janela de 500 ms	35
Figura 22 – Espectro de Frequência	35
Figura 23 – Resposta do Filtro FIR rejeita faixa	36
Figura 24 – Curva ROC para filtro FIR Rejeita Faixa	36
Figura 25 – Curva ROC para Algoritmo de Média Móvel com frequência de amos- tragem de 8kHz (esquerda) e de 4kHz (direita).	37
Figura 26 – Curva ROC para Algoritmo de RMS Móvel com frequência de amos- tragem de 8kHz (esquerda) e 4 kHz (direita).	37
Figura 27 – Algoritmo de Média Móvel	43
Figura 28 – Algoritmo de RMS Móvel	44
Figura 29 – Algoritmo para gerar curvas ROC	45

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparativo de desempenho entre diferentes tamanho de janela para o filtro de Média Móvel	33
Tabela 2 – Comparativo de desempenho entre diferentes tamanho de janela para o filtro RMS Móvel	34
Tabela 3 – Comparativo de desempenho para subamostragens	38
Tabela 4 – Comparativo entre o valor real e o valor estimado	38

Lista de abreviaturas e siglas

UEA	Universidade do Estado do Amazonas
EST	Escola Superior de Tecnologia
RPM	Rotação por Minuto
PDS	Processamento Digital de Sinais
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
Ac	Acurácia
COR	Característica de Operação do Receptor
ms	Milissegundos
VP	Verdadeiro Positivo
VN	Verdadeiro Negativo
FP	Falso Positivo
FN	Falso Negativo
F	<i>F-Score</i>

Sumário

	Lista de ilustrações	7
	Lista de tabelas	8
	Sumário	10
1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Problemática	12
1.2	Hipótese	13
1.3	Justificativa	13
1.4	Objetivos	14
1.4.1	Objetivo Geral	14
1.4.2	Objetivo Específico	14
1.5	Metodologia	14
1.6	Organização do Trabalho	15
2	TRABALHOS RELACIONADOS	16
2.1	Melhoria em Espargidores Inferiores	16
2.2	Comparativo entre inspeção automática e inspeção visual manual da vacina tríplice viral e análise de riscos de seu processo produtivo em bio-manguinhos	17
2.3	Qualitative and quantitative aspects in the design of periodicity estimation algorithms	17
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	18
3.1	Qualidade em manufatura	18
3.1.1	Inspeção	18
3.2	Processamento Digital de Sinais	19
3.2.1	Sinal Discreto	19
3.2.2	Espectro de Fourier	19
3.2.3	Filtros FIR	20
3.2.4	Autocorrelação	20
3.3	Avaliação de Desempenho	21
3.3.1	Curva de Característica de Operação do Receptor - ROC	22
4	MATERIAIS E MÉTODOS	24
4.1	Máquina Lava Louças	24

4.2	Preparação das Amostras	26
4.3	Matlab	27
4.3.1	<i>MIRtoolbox</i>	27
4.4	Algoritmos de Estimação de Periodicidade	28
4.4.1	Filtro de Média Móvel	28
4.4.2	Filtro de RMS Móvel	28
4.4.3	Filtros no domínio da frequência	29
4.4.4	Subamostragem	30
4.5	Contagem dos giros	30
5	RESULTADOS OBTIDOS	31
5.1	Desempenho dos Algoritmos	31
5.1.1	Algoritmos de média móvel	31
5.1.2	Algoritmos de RMS móvel	33
5.1.3	Algoritmos com filtro no domínio da frequência	34
5.1.4	Avaliação da subamostragem	37
5.2	Contagem dos giros	38
6	CONCLUSÕES	40
6.1	Trabalhos Futuros	40
	REFERÊNCIAS	41
	APÊNDICE A – ALGORITMOS IMPLEMENTADOS EM MATLAB	
	®	43
A.1	Algoritmo - Média Móvel	43
A.2	Algoritmo - RMS Móvel	44
A.3	Algoritmo - Curvas ROC	45

1 Introdução

No cenário industrial atual, dentre vários fatores que tem influência direta na competitividade dos negócios, a qualidade é um dos mais estudados por estar relacionado com a confiança que um consumidor tem em uma marca. De acordo com Cortês (2001) os custos devido a falhas externas, são os custos de não-qualidade que mais vêm prejudicar a imagem de uma empresa, pois os produtos falham nas mãos do cliente. A busca por qualidade sempre foi um dos focos da indústria de eletrodomésticos e sistemas automáticos para identificação de defeitos são utilizados para garantir a qualidade e segurança de produtos e conseqüentemente a confiança do consumidor. Dentro desse contexto, estudos têm demonstrado que o elemento humano tem dificuldades em manter a atenção por um longo período de tempo, o que motiva o desenvolvimento de sistemas automáticos para identificação de defeitos. A inspeção por se tratar de uma tarefa repetitiva e que exige uma excessiva atenção por parte do operador que a realiza, acarreta problemas tais como a falta de inspeção em todos os produtos, a falta de precisão nas inspeções. Os sistemas de inspeção surgem para auxiliar o homem nestas tarefas. Segundo Bueno, Stemmer e Borges (2000) sistemas de inspeção de qualidade podem ser subdivididos em três etapas: Aquisição, Análise e Atuação. O processamento da informação é realizada na fase de análise, onde os algoritmos devem ter baixa complexidade computacional para tornar possível a implementação de inspeção automática em tempo real.

O presente trabalho visa avaliar algoritmos quanto a identificação de espargidores de máquinas Lava Louças produzidas pela empresa Whirlpool em Manaus que apresentem baixa rotação por minuto ou que estejam travados.

1.1 Problemática

Necessidade utilizar um algoritmo robusto e baixa complexidade computacional para um futuro sistema de identificação automática de máquinas lava louças que apresentem espargidores com baixa rotação ou estejam travados que podem ocasionar vazamentos e perda de performance de lavagem. Vazamento é o maior defeito reclamado pelos consumidores e também o maior gerador de processos judiciais contra a empresa por danos ao patrimônio, uma vez que uma parcela dos consumidores instalam a máquina lava louças em móveis de madeira e a água destrói o móvel. Espargidores travados também diminuem a performance de lavagem deixando as louças com sujidade após um ciclo de limpeza. No Pareto de reclamações o espargidor inferior é a terceira peça com maior incidência. Atualmente existe identificação feita por inspeção humana sendo necessário a realização de movimentos não ergonômicos e sem garantias da realização da inspeção.

Figura 1 – Tabela das peças com maior incidência de falhas em campo

TRATAMENTO/PARETO	Qtde de peças	% Participação
PLACA DE POTÊNCIA - QUEIMADO	197	7%
CONTRA PORTA - QUEBRADO / TRINCADO	179	6%
CJ ESPARGIDOR INFERIOR - QUEBRADO / TRINCADO	116	4%
DISPENSER INSUMOS - QUEBRADO / TRINCADO	99	4%
CJ ESPARGIDOR SUPERIOR - QUEBRADO / TRINCADO	94	3%
PLACA DE POTÊNCIA - NÃO PROGRAMA / DESPR	92	3%
ELETROBOMBA CIRCULAÇÃO - QUEIMADO	90	3%
CJ SENSOR NÍVEL - QUEIMADO	88	3%
PAINEL DECORATIVO - USO	82	3%
MANGUEIRA DE DRENAGEM - MAL FIXADO/SOLTO/MAL	52	2%

Fonte: Whirlpool AM (2016)

1.2 Hipótese

É possível escolher um algoritmo que seja aplicável a um sistema que identifique máquinas lava louças com espargidores não conformes com robustez e em tempo real.

1.3 Justificativa

Este trabalho se justifica por duas razões, uma social ao trazer uma proposta de um algoritmo classificador para solução de um problema da indústria de eletrodomésticos, além de razão acadêmica para aplicação dos conhecimentos adquiridos durante o curso. No âmbito industrial este trabalho se justifica pela demanda por qualidade e segurança dos produtos e pela ergonomia dos colaboradores. Falhas devidas a não- qualidade de peças pode ocasionar vazamentos durante o uso de máquina lava louças pelos consumidores finais e são onerosa uma vez que se tem gastos com assistência técnica, reposição de peças e indenizações por danos ao patrimônio. De acordo com Groover (2011), tradicionalmente, a inspeção é realizada por métodos demorados e caros. Consequentemente, o prazo de manufatura e custo do produto são aumentados sem agregar nenhum valor aos produtos. Hoje existe uma inspeção visual feito por um operador da linha de produção, o movimento necessário para se fazer a inspeção tem riscos ergonômicos, além de que "máquinas automatizadas não enfrentam a fadiga mental e os erros experimentados por inspetores humanos".(GROOVER, 2011). Este trabalho visa selecionar um algoritmo que seja robusto e possível de ser implementado em sistemas de tempo real para a classificação de máquinas lava louças com baixo desempenho de lavagem, por meio do monitoramento da rotação dos espargidores.

Além dos benefícios industriais esperados, este projeto de pesquisa visa consolidar os conhecimentos das matérias do curso, como Processamento Digital de Sinais, Gestão e Controle da Qualidade, Linguagem de Programação I e II e Tecnologia de Hardware Reprogramável.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo Geral

Avaliar algoritmos para classificação de máquinas lava louças com rotação satisfatória e não-satisfatória quanto sua viabilidade de ser utilizado na inspeção em linha de produção.

1.4.2 Objetivo Específico

1. Implementar algoritmos de estimação de periodicidade;
2. Avaliar o desempenho dos algoritmos quanto sua capacidade de classificação de máquinas lava louças com rotação adequada dos espargidores;
3. Avaliar se o algoritmo consegue definir com precisão a rotação por minuto dos espargidores.

1.5 Metodologia

O trabalho apresentado é uma pesquisa aplicada, cujo objetivo é a realização de pesquisa exploratória sobre o material bibliográfico e de campo adquirido sobre o tema. Foi utilizados procedimentos técnicos de pesquisa bibliográfica e experimental. O método de abordagem utilizado foi o hipotético-dedutivo e o método de procedimento monográfico em sua elaboração. Para coleta de dados foi utilizada observação direta, documentação indireta e a análise e interpretação de seus dados, qualitativos, ocorrerá globalmente.

- Foram feitas pesquisas bibliográficas e estudo na área de processamento digital de sinais, métricas de avaliação de classificadores, bibliotecas com ferramentas de processamentos e softwares de simulação. Foram aplicadas pesquisas de campo para coleta de requisitos do classificador, buscando um algoritmo que se adeque às necessidades da empresa;

- Após as pesquisas, foram elaborados algoritmos que classifiquem entre máquinas lava louças com espargidor com rotação satisfatória e não-satisfatória;

- Foram colhidas diferentes amostras do som de lava louças com diferentes níveis de rotação e algumas com espargidores travados. Essas amostras serão aplicadas aos algoritmos classificadores e os mesmos serão avaliados de acordo com as métricas e critérios levantados;

- Por fim foi escolhido o classificador com melhores resultados.

1.6 Organização do Trabalho

Este trabalho está dividido em cinco capítulos para seu melhor entendimento. A subdivisão em capítulos é a seguinte:

- Introdução (Capítulo I)
- Revisão Bibliográfica (Capítulo II)
- Materiais e Métodos (Capítulo III);
- Resultados e Discussão (Capítulo IV);
- Conclusões (Capítulo V);

No Capítulo 1 aborda uma breve introdução sobre sistemas de identificação de falhas e apresenta o tema e sua contextualização no meio tecnológico, além da problemática, objetivos gerais e específicos, justificativa e uma breve apresentação da metodologia empregada.

O Capítulo 2 explora trabalhos acadêmicos que apresentam semelhanças ao projeto em questão e servem como base para novas ideias, além de serem explanadas aqui as principais diferenças e semelhanças existentes entre os trabalhos apresentados e o que se desenvolveu.

O Capítulo 3 aborda os conceitos básicos de qualidade, inspeção automática, processamento digital de sinais e técnicas de avaliação. Também é dada uma contextualização em trabalhos relacionados com inspeção automática e detecção de periodicidade.

No Capítulo 4 são detalhados os materiais utilizados na coleta de amostras, processamento do sinal e esclarece-se os requisitos do método utilizado no processo de classificação. É descrito ainda a metodologia empregada para a seleção do algoritmo.

No Capítulo 5 apresentam-se os resultados obtidos com o uso dos algoritmos de classificação e discutem-se os resultados obtidos enquadrando-os em satisfatórios ou não em relação a sua aplicação.

No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões finais, analisando se os objetivos foram alcançados, descrevendo as dificuldades encontradas e as sugestões para trabalhos futuros.

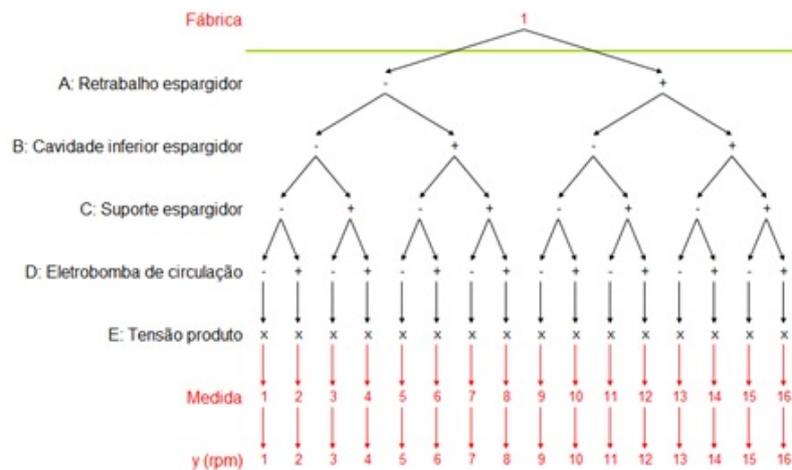
2 Trabalhos Relacionados

Neste capítulo são citados e sucintamente explanados exemplos de trabalhos que se relacionam com o presente trabalho. É apresentado um estudo de *Black Belt* Seis Sigma sobre os espargidores utilizados na Lava Louças, trabalhos que envolvem predição de periodicidade e sobre aplicações de inspeção automáticas em ambientes fabris.

2.1 Melhoria em Espargidores Inferiores

Este trabalho realizado por Menezes (2015) visou identificar os principais fatores que impactam na rotação do espargidor de água. Foram utilizados as ferramentas de Seis Sigma para solução de problemas como mapas de pensamento, processo e de produto, foram avaliadas as cavidades utilizadas na injeção plástica das peças e os retrabalhos que poderiam ser utilizados. Para determinar os fatores de maior impactos foram elaboradas árvores de amostragem para experimentos como o da figura 2, que evidenciam a causa da falha de espargidores com rotação abaixo do esperado.

Figura 2 – Árvore de amostragem de um Experimento



Fonte: Menezes (2015)

Este trabalho foi importante pra definir o que é uma rotação correta. Foi verificado que abaixo de 15 rotações por minuto começa a causar o problemas de vazamento e perca de desempenho de lavagem.

2.2 Comparativo entre inspeção automática e inspeção visual manual da vacina tríplice viral e análise de riscos de seu processo produtivo em bio-manguinhos

Neste trabalho Toledo et al. (2014) tem como objetivo comparar o método de inspeção visual manual vigente na época e o método de inspeção automático para o qual a empresa migrou em 2014 e sugerir quais serão os desafios nos quais o novo método de inspeção deverá ter maior foco para atender aos critérios de qualidade de Bio-Manguinhos. Para tal, o autor realizou a compilação de perdas dos lotes produzidos da Vacina Sarampo, Caxumba, Rubéola no ano de 2013 após a inspeção visual manual e a realização de análise de risco do seu processo produtivo utilizando a ferramenta de Análise de Modo e Efeito de Falha (FMEA) e Análise de Pareto de forma a demonstrar os principais desvios deste processo. Com o mapeamento e as análises realizadas foi possível verificar onde ocorrem as maiores perdas do processo e demonstrar que a aquisição de uma revisora automática de frascos também traz desvantagens ao processo. Porém, mesmo com algumas desvantagens, a diminuição do risco de aprovação de desvios se sobrepõe ao se tratar da qualidade dos produtos a serem entregues ao mercado. A mesma Análise de Pareto será realizada no presente trabalho para identificar os pontos de vazamento e onde a água fica empoçada. Com esse mapeamento de pontos é que será definido a trajetória a qual o sensor tátil deve passar a fim de obter maior sucesso na detecção. O sistema proposto por este trabalho também possui desvantagens como por exemplo o custo, mas que é compensado ao evitar acidentes e seus desdobramentos legais.

2.3 Qualitative and quantitative aspects in the design of periodicity estimation algorithms

O artigo de Klapuri (2000) tem a proposta de definir as bases sobre o que investigar nos modelos de diferentes algoritmos de estimação de periodicidade. Implicações da análise são utilizadas em um novo algoritmo que visa combinar várias vantagens. Os experimentos de validação foram realizados utilizando um banco de dados de sons de instrumentos musicais, tanto em ruído como em interferência harmônica.

O presente trabalho se difere deste devido a um algoritmo diferente do utilizado e principalmente para aplicação utilizada. O autor foca em periodicidade em músicas comuns e o aqui é com foco no som dos jatos de água espargidos.

3 Revisão Bibliográfica

Neste capítulo é apresentada uma revisão da literatura e também todo o embasamento teórico que se fez necessário para o desenvolvimento deste trabalho. O capítulo é finalizado com alguns conceitos para avaliação de desempenho de classificadores, de modo a, posteriormente, avaliar os resultados obtidos no trabalho.

3.1 Qualidade em manufatura

"Dois aspectos da qualidade em um produto manufaturado têm que ser distinguidos: características do produto e livre de deficiências." (GROOVER, 2011). As características do produto são funcionais e estéticas com finalidade a interessar e satisfazer ao cliente. Como exemplo pode-se citar a funcionalidade, o tamanho, a cor, o material, dentre tantos outros. Ser livre de deficiências significa que o produto faz o que se espera dele, respeitando as limitações de suas características, e que não possua defeitos e condições fora da tolerância. Segundo Bueno, Stemmer e Borges (2000), a alta qualidade é alcançada pela combinação de gerenciamento e tecnologia. Os dois fatores devem ser integrados para conseguir um sistema de qualidade efetivo. O fator gerenciamento é o que envolve a melhoria contínua e o envolvimento da força de trabalho. O fator tecnologia inclui ferramentas estatísticas tradicionais combinadas a tecnologias modernas de inspeção e medição. O controle moderno de qualidade inclui tecnologias como: inspeção cem por cento automatizada, inspeção *on-line*, máquinas de medições dimensionais e sensores sem contato como visão de máquina para inspeção.

3.1.1 Inspeção

"O termo inspeção se refere à atividade de examinar o produto, seus componentes, suas submontagens ou sua matéria-prima para determinar se estão em conformidade com as especificações de projeto, definidas pelo projetista do produto." (GROOVER, 2011). O procedimento de inspeção realizado em um produto consiste das seguintes etapas:

- Apresentação: o produto é apresentado para exame.
- Exame: o produto é examinado em busca de características fora do padrão.
- Decisão: com base no exame, decide-se se o item satisfaz os padrões de qualidade definidos. O caso mais simples é uma decisão binária, em que o produto é julgado aceitável ou inaceitável.

- Ação: a decisão resulta em alguma ação como liberar o produto ou retrabalha-lo ou ainda o descartar.

O procedimento de inspeção é tradicionalmente realizado por um trabalhador humano. Entretanto, sistemas de inspeção automatizados estão cada vez mais usados à medida que as tecnologias dos sensores e dos computadores são desenvolvidas e aprimoradas para essa finalidade.

3.2 Processamento Digital de Sinais

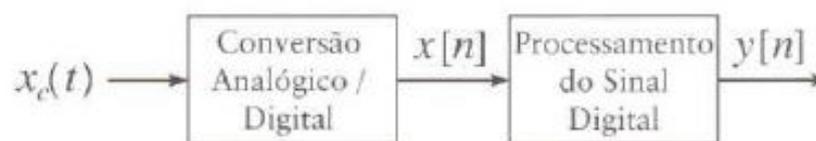
De acordo com Nalon (2013) o processamento de sinais estuda como os sinais se relacionam e, principalmente, como manipular os sinais de forma a se obter um resultado desejado. A disciplina se preocupa com a análise matemática e prática do tratamento da informação como compreendida pelos processadores.

3.2.1 Sinal Discreto

Sinal discreto é definido por Oppenheim (2010) com um sinal representado por uma sequência numérica definida somente em instantes discretos. O sinal de tempo discreto também pode representar amostras sucessivas de um fenômeno para o qual a variável independente é contínua.

As etapas para obtenção de um sinal discreto processado pode ser visto na figura 3.

Figura 3 – Diagrama de blocos da obtenção de um sinal discreto processado a partir de um sinal contínuo.



Fonte: Nalon (2013)

3.2.2 Espectro de Fourier

A transformada de Fourier de uma função temporal é uma função de valor complexo da frequência, cujo valor absoluto representa a soma das frequências presente na função original e cujo argumento complexo é a fase de deslocamento da base senoidal naquela frequência. É geralmente uma função complexa podendo ser descrita na forma polar, com magnitude e ângulo de fase.

O gráfico da magnitude da transformada pela frequência é chamado de espectro de Fourier que apresenta as principais frequências que compõe um sinal.

Para sinais que apresentam uma quase repetição é esperado um pico na magnitude do espectro na frequência da repetição. Este método é baseado na suposição de que os espectro de sinais com repetições terão picos relativamente fortes nas frequências correspondentes às primeiras harmônicas da frequência de repetição.

3.2.3 Filtros FIR

O filtro digital processa uma sequência $x[n]$, resultando em outra sequência $y[n]$, que representa o sinal filtrado na forma digital. O filtro FIR (*Finite Impulse Response*) é um filtro digital caracterizado por uma resposta ao impulso finito. Estes filtros possuem alguma vantagem em sua implementação. Pelo fato de serem finitos sempre serão estáveis. Têm a desvantagem de necessitar de vários coeficientes o que pode resultar em sequências longas e mais tempo para execução da filtragem.

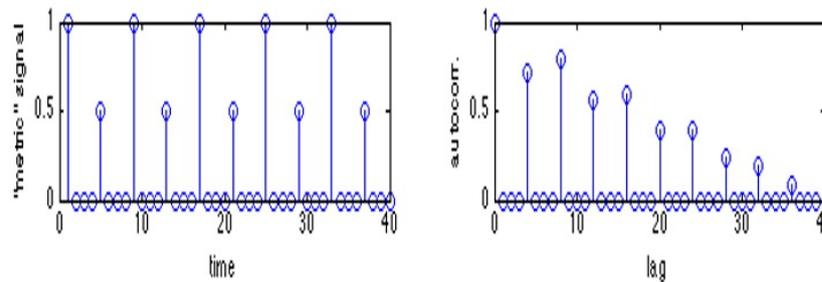
Esse tipo de filtro depende somente da entrada presente e de um número finito de entradas passadas. Devido ao fato de que os valores de saída passados não influenciam no cálculo dos valores de saída presentes, este filtro também é chamado de filtro não-recursivo e por isso não apresentam problemas de instabilidades.

Estes filtros serão utilizados para filtrar os ruídos sonoros advindos do ambiente fabril como buzinas, máquinas e operadores. Também serão utilizados para realçar as frequências de compõem o som dos jatos de água de modo que fiquem mais fácil a sua identificação.

3.2.4 Autocorrelação

Autocorrelação encontra a correlação de um sinal contra diferentes versões dele mesmo deslocadas no tempo por diferentes quantidades. A correlação entra dois sinais x e y nada mais é soma do produto interno $\sum x_i y_i$. Cada deslocamento no tempo diferente é chamado de tempo de atraso. O resultado da autocorrelação é o valor da correlação em função do tempo de atraso. O valor máximo sempre será no atraso de zero, pois o sinal é sempre perfeitamente correlacionado com a cópia exata dele mesmo. Os outros picos na autocorrelação indicam os tempos de atraso onde o sinal é relativamente correlacionado consigo. Estes atrasos podem ser interpretados como o período em que o sinal se repete. Por exemplo a autocorrelação de um sinal apresenta pico em 3 segundos, isto significa que o sinal e a traslação do sinal em 3 segundos apresentam uma quase repetição, isto indica que o sinal tende a apresentar um comportamento cíclico com período de 3 segundos. Um exemplo dos gráficos podem ser vistos na figura .

Figura 4 – Exemplo de gráfico de autocorrelação



Fonte: Alonso (2004)

3.3 Avaliação de Desempenho

Existem diversos tipos de algoritmos classificadores. Por isto torna-se necessário determinar qual é o mais conveniente para determinado problemas. Existe uma grande variedade de medidas utilizadas para avaliar o poder de classificação de um sistema. É necessário conhecer algumas terminologias para melhor entendimento de qual medidas é mais apropriada a determinado problema.

Figura 5 – Matriz de Contingência

		Classe Prevista	
		Positivo	Negativo
Classe Conhecida	Positivo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Negativo (FN)
	Negativo	Falso Positivo (FP)	Verdadeiro Negativo (VN)

Fonte: Autor

A partir dos valores na matriz de contingência na figura 5, algumas métricas podem ser calculadas como é mostrado a seguir:

Precisão , que indica a porcentagem de amostras positivas classificadas corretamente sobre o total de amostras classificadas como positivas;

$$Precisão = \frac{VP}{VP + FP}$$

Sensibilidade , que indica a porcentagem de amostras positivas classificadas corretamente sobre o total de amostras positivas;

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Especificidade , que indica a porcentagem de amostras negativas identificadas corretamente sobre o total de amostras negativas;

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN + FP}$$

Acurácia , que indica a porcentagem de amostras positivas e negativas classificadas corretamente sobre a soma de amostras positivas e negativas;

$$\text{Precisão} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Medida-F , que indica a média ponderada da precisão e da sensibilidade.

$$F = \frac{2 \times \text{Precisão} \times \text{Sensibilidade}}{\text{Precisão} + \text{Sensibilidade}}$$

Os parâmetros que mais podem informar sobre o desempenho do classificador é a sensibilidade e a especificidade.

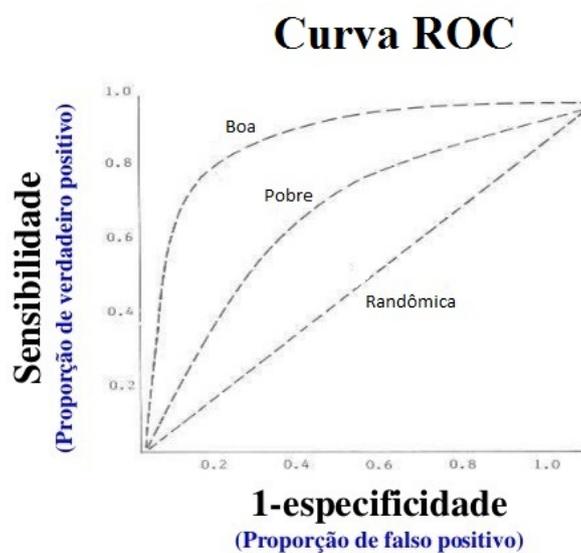
3.3.1 Curva de Característica de Operação do Receptor - ROC

A análise ROC vem do inglês *Receiver Operating Characteristic* e é um método gráfico para avaliação, organização e seleção de sistemas de diagnósticos e/ou predição. Este mostra um enfoque gráfico da compensação entre as taxas de verdadeiros positivos e falsos positivos. Cada ponto da curva corresponde a um modelo induzido pelo classificador e um bom classificador deve estar próximo do ponto (0,1).

A figura 6 trás exemplos de três curvas ROC. A curva que passa mais próximo do ponto (0,1) é o melhor classificador, aquele que consegue classificar corretamente a característica em análise, já a curva intermediária tem uma classificação pobre sendo muito rígido ou sendo muito permissivo, e a curva que é reta e tem forma $y = x$ é considerado um classificador randômico onde a classificação é feita aleatoriamente como em um sorteio.

Usualmente nessa análise avalia-se a área sob a curva ROC resultante. Por meio dessa medida, denotada de AUC (*Area Under Curve*), o desempenho das métricas será avaliado. Quanto mais próximo de 1(um) for o valor da área sob essa curva melhor o desempenho. A métrica que apresentar o maior valor de AUC é, segundo a análise ROC, a de maior

Figura 6 – Comparação de curvas ROC



Fonte: Medronho (2015)

desempenho. Curvas que apresentam valores maior que 0,85 são considerados bons classificadores, abaixo desse nível o desempenho não é satisfatório

4 Materiais e métodos

Neste capítulo são abordados, de maneira detalhada, quais os materiais utilizados para realização do trabalho, bem como uma explanação detalhada da metodologia adotada e suas etapas. O trabalho foi desenvolvido baseando-se em estudos bibliográficos, publicações online e em experimentos para identificar a rotação do espargidor de máquinas Lava Louças.

4.1 Máquina Lava Louças

São produzidas em Manaus as máquinas Lava Louças de 6 como na figura 7 e de 8 serviços, ambas têm a mesma forma de circulação de água dentro da máquina para realizar a limpeza da louças. O funcionamento dela é bem parecido com a lavadora de roupas, que é mais difundido na cultura brasileira.

As máquinas de lavar louça não ficam cheias de água. Apenas um reservatório na parte inferior é preenchido. Nesse reservatório, os elementos de aquecimento aquecem a água até a faixa de 50°C a 60°C. Em seguida, a bomba impulsiona a água para os jatos, onde ela é aspergida em direção aos pratos sujos. A força do jato d'água também faz com que o suporte dos jatos de *spray* girem de maneira semelhante a um regador de jardim. Dois componentes fundamentais para essa circulação de água são apresentados a seguir.

Figura 7 – Lava Louças de 6 serviços



Fonte: Brastemp (2016)

Suporte do Espargidor Inferior é responsável por conduzir a água proveniente da bomba para o espargidor. Também serve como guia para a rotação do espargidor.

Rebarbas na parte do guia é uma das causas de travamento e perda de rotação. A peça pode ser vista na imagem 8.

Espargidor Inferior tem aparência e funcionalidade parecida com os conhecidos *sprinklers* utilizados para irrigar jardins e gramados. É responsável pela formação dos jatos de água, sendo a força destes contra a parede da cuba e conforme a terceira lei de Newton fazem com que o espargidor rotacione. A peça pode ser vista na imagem 9

Figura 8 – Suporte do Espargidor Inferior



Fonte: Autor

Figura 9 – Espargidor Inferior



Fonte: Autor

O valor da rotação média do espargidor foi feita por Menezes (2015), onde foi feito um estudo de interação entre os componentes. O processo de injeção plástica da base do espargidor é feita em um molde que possui duas cavidades. Já processo do suporte do espargidor inferior envolve um molde que possui 4 cavidades. Fazendo o arranjo de interações entre as diferentes cavidades foi possível determinar o valor médio de rotação por minuto que é de 24,06 rpm. Os algoritmos aqui propostos contam a passagem de jatos

pela parede da lava louças sendo cada rotação composta por duas passagens do jato, sendo assim o valor médio de passadas por minuto de 48,12 e conseqüentemente um período de 1,25 segundos, valor esse que será adotado como o valor esperado.

4.2 Preparação das Amostras

As amostras de áudio foram coletadas no Laboratório de Confiabilidade de Lava Louças da empresa Whirlpool AM. S.A. O ambiente é fechado mas ainda apresenta ruídos sonoros vindo das linhas de produção próximas. Foram coletadas um total de 100 amostras de som, dentre as quais 82 são de Lava louças com rotação próxima do esperado e 18 que apresentaram travamento do espargidor inferior. São duas regiões da cuba da lava louças onde o som do jato de água é bem perceptível, nas laterais esquerda e direita. O som foi captado sempre do lado esquerdo do produto pois a cuba possui menos componentes deste lado o que tornaria um local fácil de se colocar o dispositivo. A área da cuba utilizada pode ser visto na figura 10. Foram montados diferentes suportes de espargidor e diferentes espargidores inferiores a fim de que se tenha uma ampla gama de valores de rotação.

Figura 10 – Região da Lava Louças onde é feita a captura de som.



Fonte: Autor

O áudio foi gravado utilizado-se de um *smartphone* da Motorola modelo *Moto X Play XT1563* que usa como microfone o *WM7121* fabricado pela *Wolfson Microelectronics*. O aparelho utilizado apresenta -38 dBV de sensibilidade e captação omnidirecional.

O software utilizado na captura é o *Easy Voice Recorder*, que um aplicativo bastante popular na categoria de gravadores. Este aplicativo apresenta a vantagem de poder escolher o tipo de arquivo e a taxa de amostragem. As amostras foram gravadas no formato WAV (*Waveform Audio File Format*) e taxa de amostragem de 16 KHz.

4.3 Matlab

O software utilizado foi o *Matlab* que trata-se de um software interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico. O *Matlab* integra análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos em ambiente fácil de usar. É um sistema interativo cujo elemento básico de informação é uma matriz que não requer dimensionamento. Esse sistema permite a resolução de muitos problemas numéricos em apenas uma fração do tempo que se gastaria para escrever um programa semelhante em outras linguagens.

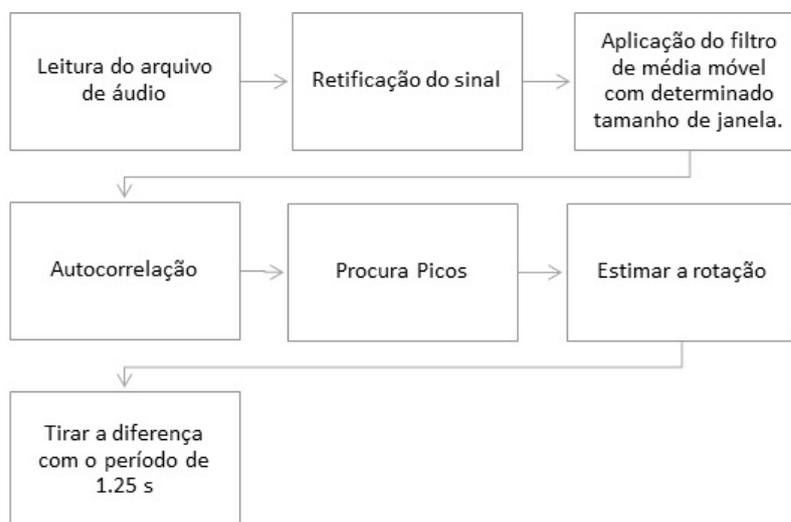
Um das "caixas de ferramenta" mais utilizadas do *Matlab* é a *Signal Processing Toolbox*, esta fornece funções para gerar, medir, transformar, filtrar e visualizar sinais. A *toolbox* inclui algoritmos para re-amostragem, suavização e sincronização de sinais, projeto e análise de filtros, estimando espectros de potência e medindo picos, largura de banda e distorção, entre outras funções.

4.3.1 *MIRtoolbox*

A *MIRtoolbox* é um conjunto integrado de funções escritas para o *Matlab*, dedicado à extração de arquivos de áudio as características musicais como tonalidade, ritmo, estruturas, etc. O objetivo é oferecer uma visão geral das abordagens computacionais na área de Informação Musical. Os mecanismos elementares integram todas as variantes propostas por abordagens alternativas, que os usuários podem selecionar e parametrizar, um fluxograma das funções pode ser visto na figura 11. Este sumário sintético de ferramentas de extração de características permite uma capitalização da originalidade oferecida por todas as estratégias alternativas. Além dos processos computacionais básicos, a *toolbox* também inclui ferramentas de extração de recursos musicais de nível mais alto, cujas estratégias alternativas e suas múltiplas combinações podem ser selecionadas pelo usuário.

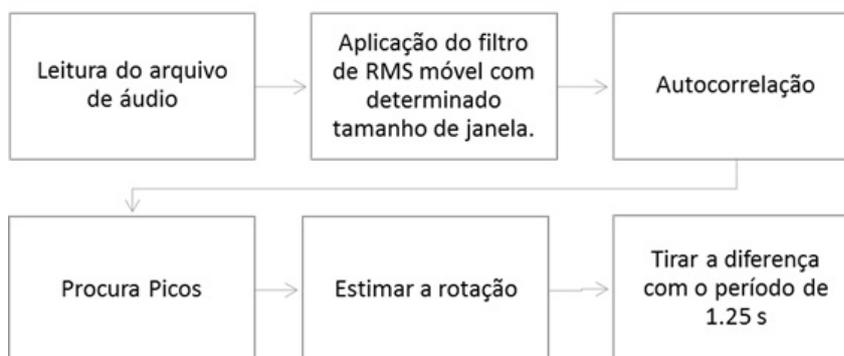
Esta caixa de ferramenta utiliza como base de seus programas as funções encontradas na *Signal Processing Toolbox*, com a vantagem de que é mais fácil a escolha dos parâmetros e possui aplicativos para melhor visualização dos gráficos.

Figura 12 – Processo do algoritmo utilizando Filtro de Média Móvel



Fonte: Autor

Figura 13 – Processo do algoritmo utilizando Filtro de RMS Móvel

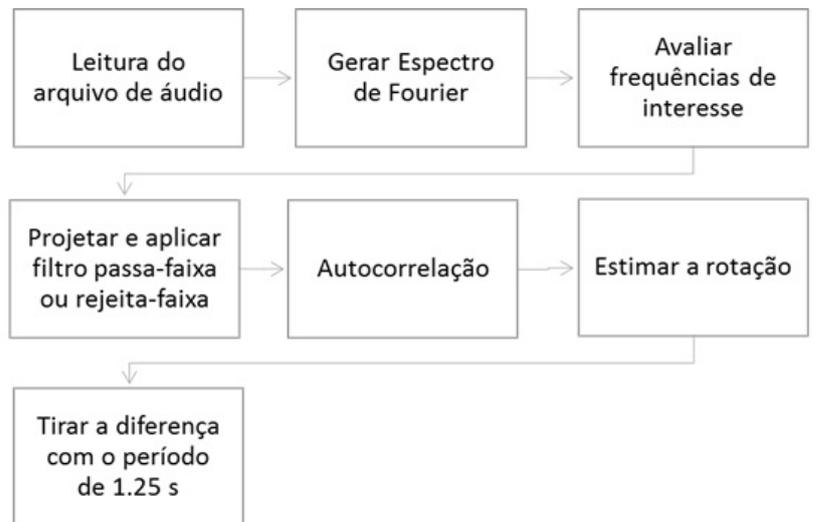


Fonte: Autor

4.4.3 Filtros no domínio da frequência

Outra abordagem de filtros digitais são os que visam a resposta em frequência. A partir do gráfico da magnitude da transformada de Fourier do sinal será avaliado se existem frequências com alta densidade de energia. A partir dessa análise será utilizado um filtro de resposta ao impulso infinito passa-faixa ou rejeita-faixa dependendo se as frequências destacadas são de interesse ou são provenientes de outras fontes que não a do jato de água. Um passo a passo pode ser visto na figura 14.

Figura 14 – Processo do algoritmo utilizando Filtro FIR na frequência de interesse



Fonte: Autor

4.4.4 Subamostragem

Após avaliação dos filtros é avaliada a influência da amostragem na classificação. As amostras originais foram gravadas a uma taxa de 16 KHz. Utilizando o filtro com melhor desempenho e amostras subamostradas a metade da taxa original e a um quarto da taxa original foi verificado se é possível diminuir a taxa de amostragem sem que seja prejudicado o desempenho do algoritmo.

4.5 Contagem dos giros

Uma vez que se tenha o melhor algoritmo classificador será avaliado se o mesmo consegue ter precisão suficiente para definir a quantidade exata de giros do espargidor. De 20 amostras com rotação conforme, será confrontado os valores previsto pelo algoritmo com o valor real que foi previamente identificados manualmente durante a coleta das amostras.

5 Resultados Obtidos

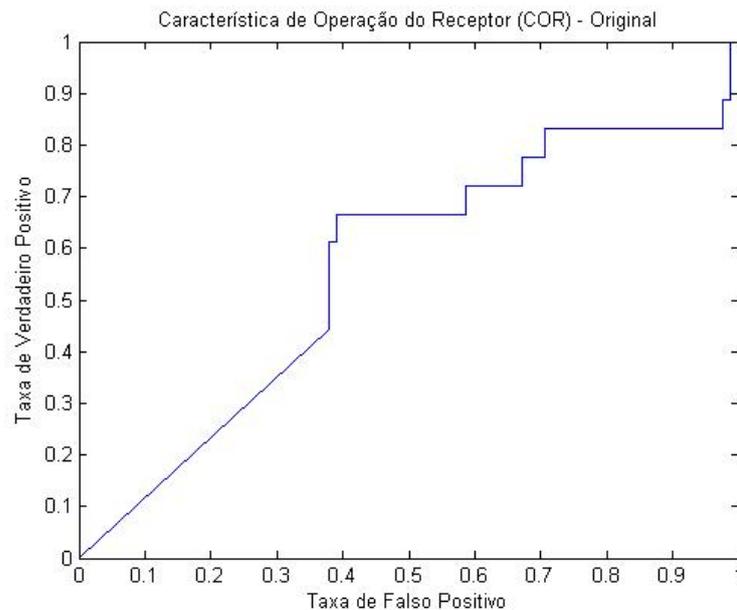
Neste capítulo são apresentados os resultados alcançados com a aplicação dos métodos detalhados no capítulo 4. Também é exposto o desempenho dos algoritmos.

5.1 Desempenho dos Algoritmos

5.1.1 Algoritmos de média móvel

O primeiro algoritmo a ser testado foi o que não há filtragens na amostras. A única modificação é a retificação do sinal e logo após é feita a autocorrelação e estimativa de período. A curva ROC pode ser vista na figura 15.

Figura 15 – Curva ROC para amostras sem filtragem



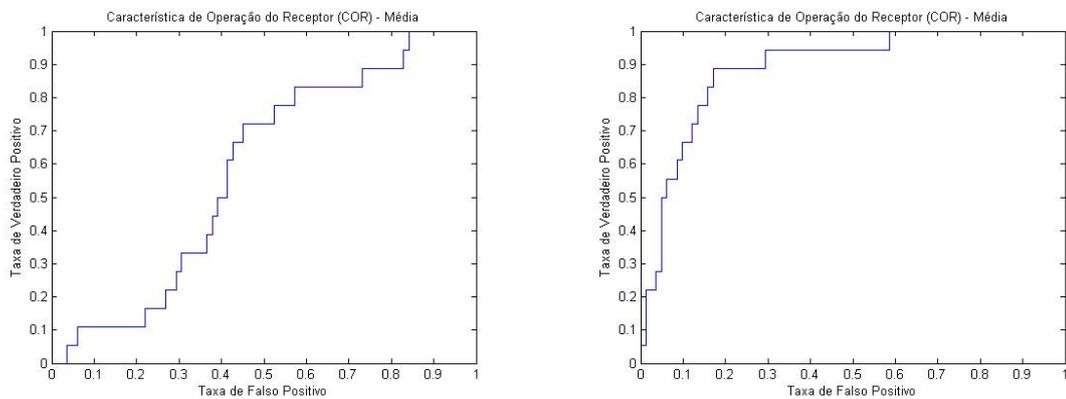
Fonte: Autor

O valor encontrado para área sob a curva foi de 0.5583 que é um valor considerado baixo, ou seja o classificador é quase randômico não conseguindo distinguir corretamente. Sem tratamentos o método de autocorrelação não é eficaz devido aos diferentes ruídos sonoros típicos de ambiente de fábrica.

Após foi realizado a execução dos algoritmos de média móvel com 5 diferentes tamanhos de janela, foi obtido as seguintes curvas presentes nas figuras 16, 17 e 18.

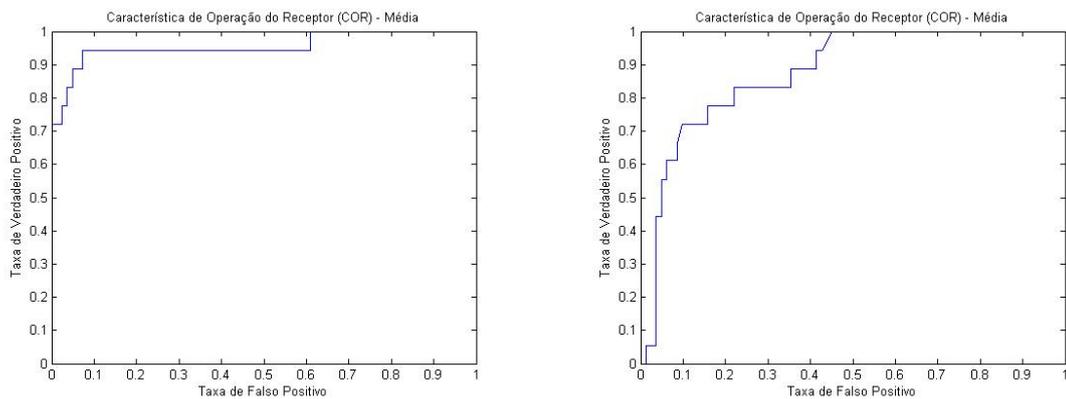
Um comparativo dos valores obtidos para área sobre a curva ROC pode ser visto na tabela 1.

Figura 16 – Curva ROC para filtro de Média Móvel. À esquerda curva com janela de 5ms e à direita janela com 25ms.



Fonte: Autor

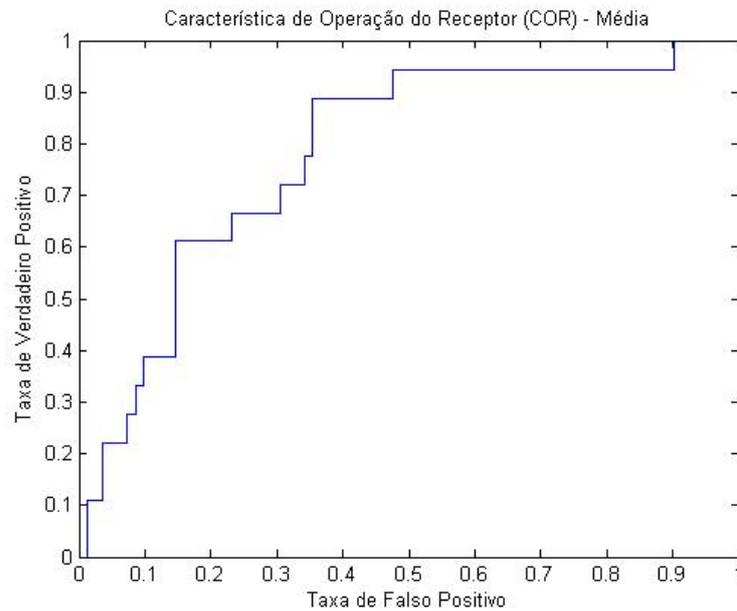
Figura 17 – Curva ROC para filtro de Média Móvel. À esquerda curva com janela de 50ms e à direita janela com 100ms.



Fonte: Autor

Comparando as curvas e valores de AUC é possível verificar que para pequenos tamanhos de janela a melhoria na classificação é imperceptível, visto que a atenuação do ruído também é pequena, fazendo com que o som dos jatos de água não sejam destacados. Já para valores muito grande de janela ocorre uma deformação no sinal fazendo que a partir de certo tamanho os picos devido ao som da água não sejam identificados. Dentro dos valores testados o tamanho de janela mais adequado foi o de 50 ms que é grande o suficiente pra eliminar os ruídos, mas pequeno o suficiente para que não deforme o sinal. O valor de AUC de 0,956 é um valor bem próximo do ideal de 1, o que indica que o algoritmo consegue classificar com alta sensibilidade rotação não-conforme sem que reprove máquinas com boa rotação.

Figura 18 – Curva ROC para filtro de Média Móvel com janela de 500 ms



Fonte: Autor

Tabela 1 – Comparativo de desempenho entre diferentes tamanho de janela para o filtro de Média Móvel

Tamanho da janela	AUC
5 ms	0,582
25 ms	0,890
50 ms	0,956
100 ms	0,878
500 ms	0,783

Fonte: Autor

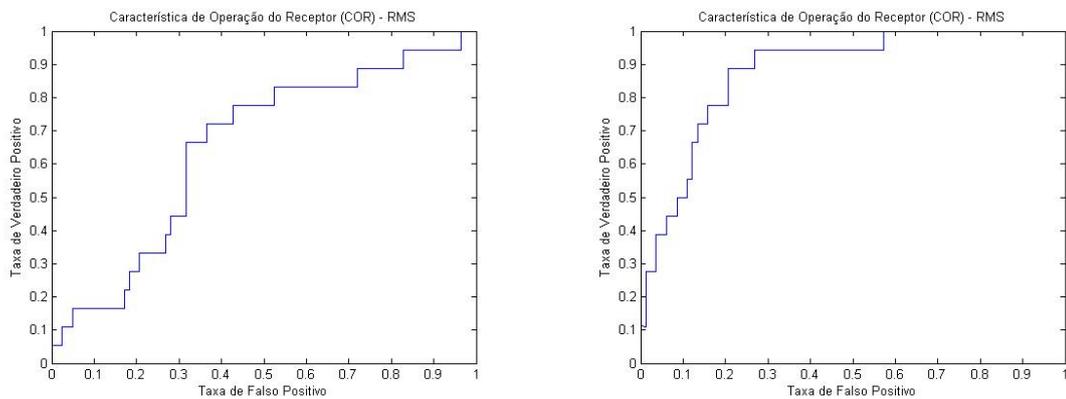
5.1.2 Algoritmos de RMS móvel

Após o a análise do filtro de média móvel foram avaliados os filtros de RMS móvel. Aqui novamente são testado diferentes tamanhos de janela para ver qual melhor se adéqua ao filtro para essa aplicação.

As curvas ROC obtidas podem ser verificadas nas figuras 19, 20 e 21.

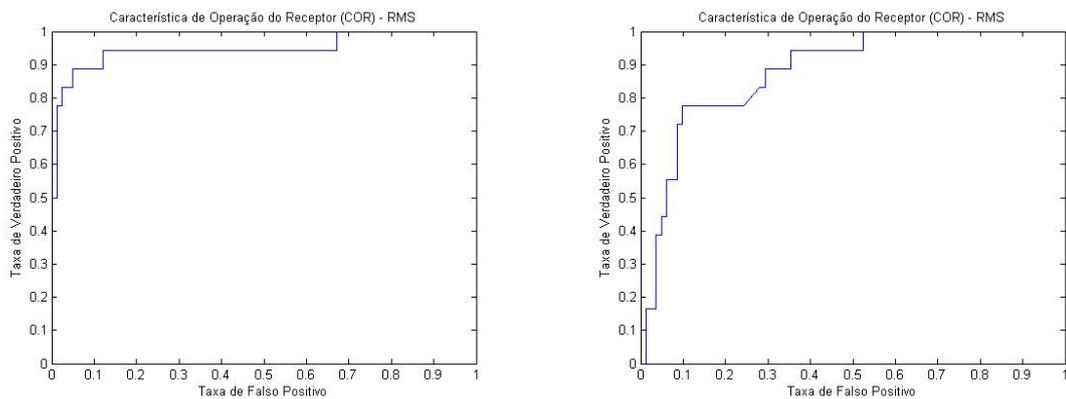
Comparando as curvas e valores de AUC pode-se chegar a uma conclusão igual ao da média móvel quanto ao tamanho da janela, novamente o melhor tamanho foi de 50ms. Os valores de AUC ficaram próximos mas abaixo dos valores obtidos para o filtro de média móvel, indicando um desempenho um pouco pior.

Figura 19 – Curva ROC para filtro de RMS Móvel. À esquerda curva com janela de 5ms e à direita janela com 25ms.



Fonte: Autor

Figura 20 – Curva ROC para filtro de RMS Móvel. À esquerda curva com janela de 50ms e à direita janela com 100ms.



Fonte: Autor

Tabela 2 – Comparativo de desempenho entre diferentes tamanho de janela para o filtro RMS Móvel

Tamanho da janela	AUC
5 ms	0,651
25 ms	0,880
50 ms	0,949
100 ms	0,881
500 ms	0,767

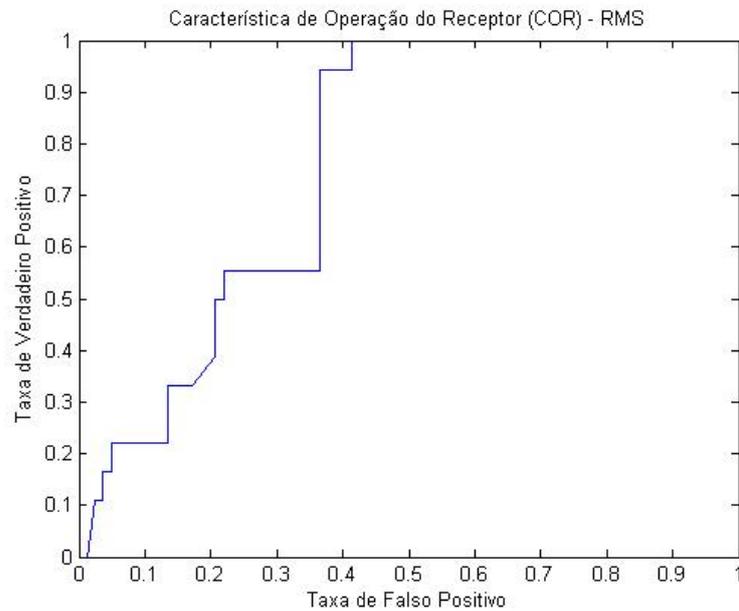
Fonte: Autor

5.1.3 Algoritmos com filtro no domínio da frequência

Aplicando a Transformada de Fourier de tempo discreto e plotando a magnitude em cada frequência foi obtido o espectro mostrado na figura 22.

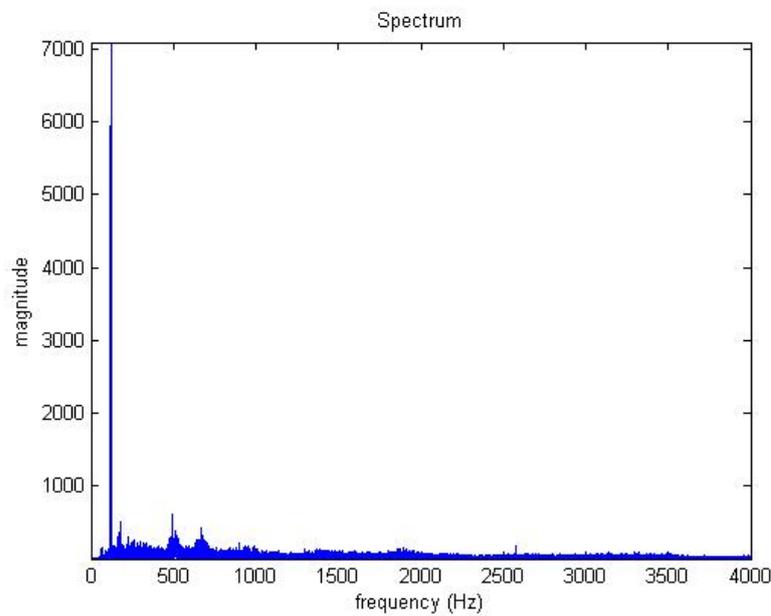
Observa-se no gráfico da figura 22 que a maior parte da energia do sinal está concen-

Figura 21 – Curva ROC para filtro de RMS Móvel com janela de 500 ms



Fonte: Autor

Figura 22 – Espectro de Frequência



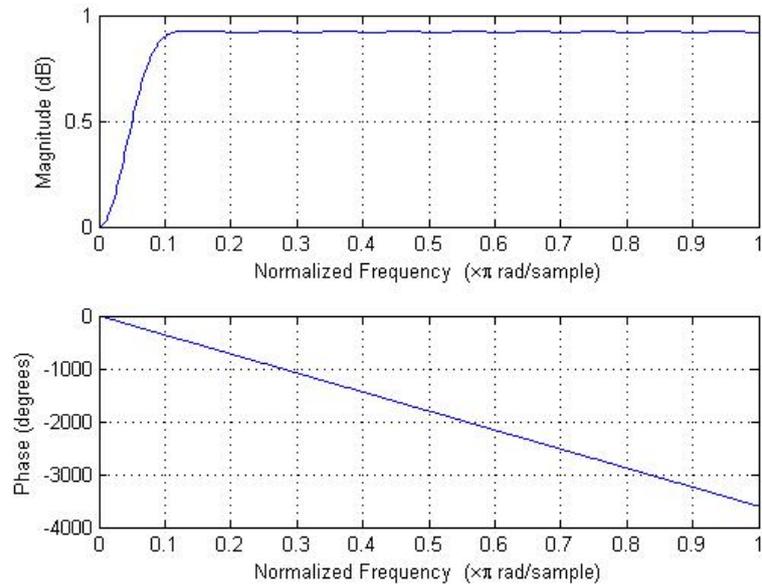
Fonte: Autor

trada na frequência de 120 Hz. Verificou-se que é devido ao ruído emitido pela eletrobomba que faz circular a água.

Para diminuir esta interferência foi desenvolvido o filtro FIR rejeita faixa de ordem 40 e frequências de corte de 100Hz e 140 Hz. O filtro tem a resposta mostrada na figura 23. O filtro apesar de ser um a rejeita faixa ficou com aparência de um filtro passa alta

devido a frequência rejeitada ser relativamente próxima do 0.

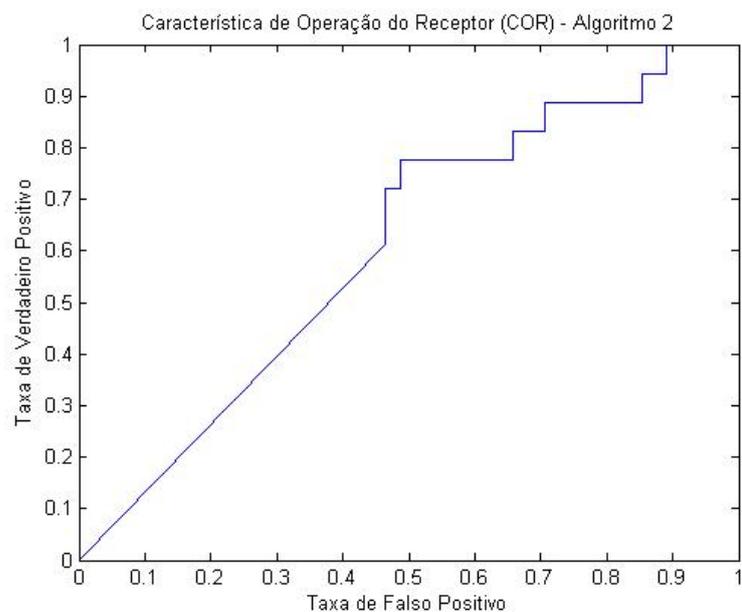
Figura 23 – Resposta do Filtro FIR rejeita faixa



Fonte: Autor

A curva de desempenho pode ser vista na figura 24. É observado um baixo desempenho de classificação. A curva COR apresenta área de 0,607 valor baixo e o classificador se aproxima do randômico.

Figura 24 – Curva ROC para filtro FIR Rejeita Faixa

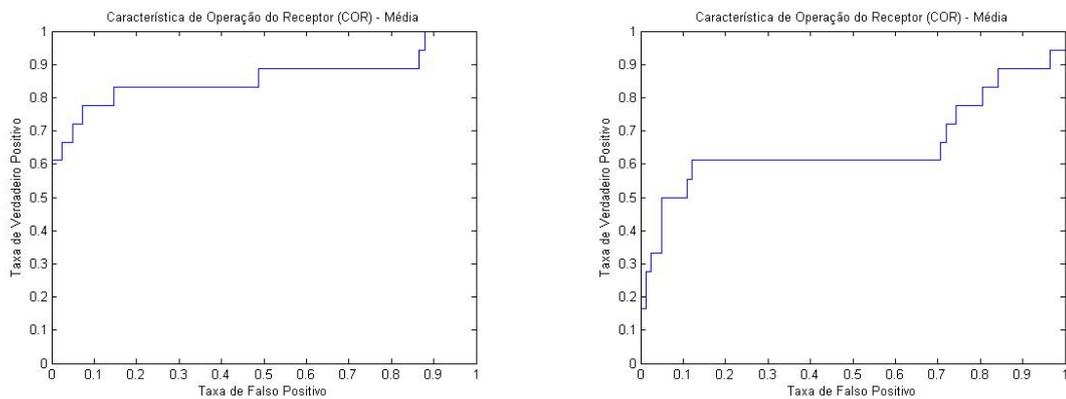


Fonte: Autor

5.1.4 Avaliação da subamostragem

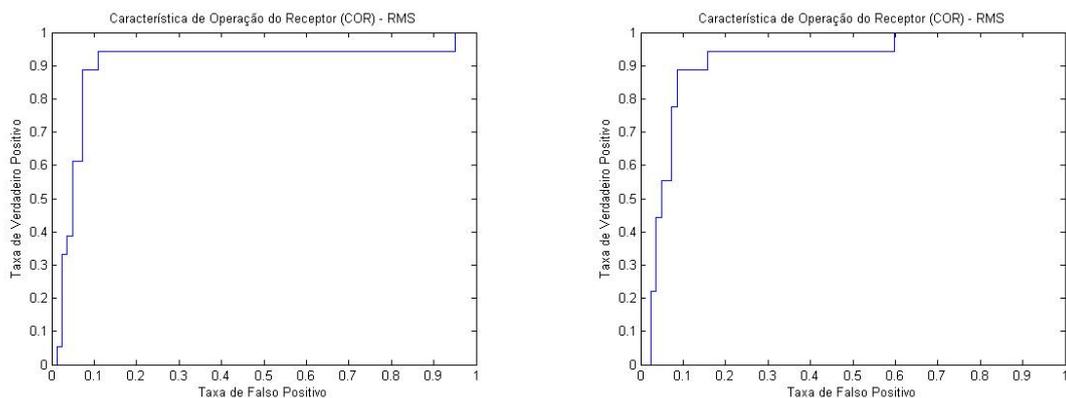
Utilizando os dois algoritmos com melhor resultado, o de média móvel e RMS móvel ambos com janela de 50 milissegundos, foi feito o teste de desempenho destes para amostras com subamostragem. As amostras originais foram capturadas com 16 KHz e foram reamostradas para as frequências de 8 KHz e 4 KHz. As curvas de COR podem ser vistas nas figuras abaixo.

Figura 25 – Curva ROC para Algoritmo de Média Móvel com frequência de amostragem de 8kHz (esquerda) e de 4kHz (direita).



Fonte: Autor

Figura 26 – Curva ROC para Algoritmo de RMS Móvel com frequência de amostragem de 8kHz (esquerda) e 4 kHz (direita).



Fonte: Autor

A síntese dos valores de AUC obtidos podem ser vistos na tabela 3.

A subamostragem como esperado piorou o desempenho do algoritmos, mas o algoritmo de RMS apresentou sofrer menos influência ficando com valores de AUC acima de 0.9, mostrando que é possível utilizar dispositivos mais básicos que só consigam executar pequenas taxa de amostragem sem perder tanta qualidade na classificação dos mesmos.

Tabela 3 – Comparativo de desempenho para subamostragens

Método	AUC
Média - 8KHz	0,860
Média - 4KHz	0,655
RMS - 8KHz	0,900
RMS - 4KHz	0,913

Fonte: Autor

5.2 Contagem dos giros

O algoritmo utilizado foi o de RMS móvel tendo em vista seu desempenho obtido anteriormente no outros critérios.

Os valores obtidos podem ser comparados com os valores esperados na tabela 4.

Tabela 4 – Comparativo entre o valor real e o valor estimado

Amostra	Real	Estimado
1	10	10
2	18	18
3	20	26
4	18	23
5	16	22
6	14	15
7	24	25
8	35	43
9	48	49
10	25	31
11	40	44
12	30	31
13	31	38
14	35	41
15	27	35
16	32	36
17	26	31
18	39	40
19	37	44
20	34	39

Fonte: Autor

Como pode ser observado apenas 7 amostras (35%) tiveram seu valores estimados corretamente considerando uma margem de 1 rotação para mais ou para menos.

Apesar de conseguir classificar corretamente uma lava louças defeituosa, o algoritmo não consegue estimar com precisão o número de rotação, isto se deve ao fato de que as lava louças que apresentam travamento tem sua rotação estimada muito distante da média esperada e por isso consegue classificá-las corretamente como não-conformes. Quando os

valores não são tão discrepantes do esperado são classificadas como conformes mas não é possível determinar com precisão o número de rotações de cada máquina.

Esta impossibilidade futuramente inviabiliza a implementação de indicadores de capacidade dos suportes e espargidores. Ficando o dispositivo a ser criado limitado a reprovar lava louças que apresentação rotação muito fora do esperado.

O microfone utilizado na aquisição das amostras tem direção omnidirecional, o que foi uma característica indesejada pois capta som de todas as direções, sendo o ideal uma captação unidirecional apontada na direção da cuba.

6 Conclusões

Neste trabalho foram realizados estudos e avaliações necessárias para escolha de um algoritmo que consiga detectar a rotação dos espargidores de água, principais responsáveis no desempenho de lavagem em máquinas Lava Louças, por meio da análise do som que os jatos de água fazem ao passar pela cuba.

O algoritmo que se mostrou com melhor desempenho entre todos os testados foi o que utiliza filtros RMS móveis para remoção dos ruídos e o método de autocorrelação para definir o período de rotação. O algoritmo foi escolhido como o de melhor desempenho devido a boa curva característica de operação do receptor e também por apresentar boa eficiência para taxas de amostragem mais baixas e aliado a isso o baixo custo de processamento computacional o que possibilita que o algoritmo seja implementado em um sistema embarcado na manufatura.

Apesar do bom desempenho na classificação de máquinas que apresentam defeito, o algoritmo falha em calcular com precisão o número de rotações em determinado período de tempo, não possibilitando o uso em sistemas para cálculo de capacidade.

6.1 Trabalhos Futuros

Como forma de melhorar os resultados obtidos pelo algoritmo e também fazer sua validação em campo, propõem-se as seguintes atividades:

- Aplicação do algoritmo em um sistema embarcado;
- Validação do sistema utilizando o algoritmo em linha de produção;
- Utilizar métodos de inteligência artificial para melhorar o desempenho da classificação de espargidores entre conformes não-conformes.
- Realizar melhorias na estimação de periodicidade, implementando-se um algoritmo que consiga com precisão definir o número de giros do espargidor.
- Implementar sistema de supervisão dos dados para cálculo de capacidade da rotação dos espargidores.

Referências

- AMUEDO, J. Periodicity estimation by hypothesis-directed search. In: IEEE. *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP'85*. [S.l.], 1985. v. 10, p. 395–398.
- BUENO, M.; STEMMER, M.; BORGES, P. Inspeção visual automática de peças cerâmicas via inteligência artificial. *Cerâmica Industrial, 5 (5), Brasil, Setembro/Outubro 2000*, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 18.
- CORTÊS, I. R. *Custos da qualidade como ferramenta de decisão*. [S.l.]: XXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção–ENEGEP. Salvador, BA, 2001. Citado na página 12.
- GROOVER, M. P. *Automação industrial e sistemas de manufatura. 3ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall*, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 18.
- HESS, W. *Pitch determination of speech signals: algorithms and devices*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012. v. 3.
- JEKOVA, I. Estimation of electrocardiogram peak frequency and periodicity during ventricular fibrillation. In: IEEE. *Computers in Cardiology, 2003*. [S.l.], 2003. p. 225–228.
- KLAPURI, A. Qualitative and quantitative aspects in the design of periodicity estimation algorithms. In: IEEE. *Signal Processing Conference, 2000 10th European*. [S.l.], 2000. p. 1–4. Citado na página 17.
- MELLO, C. H. P.; SILVA, C. E. S. da; TURRIONI, J. B. *ISO 9001: 2008: Sistema de gestão da qualidade para operações de produção e serviços*. [S.l.]: Editora Atlas SA, 2000.
- MENEZES, R. Black belt - melhoria de espargidores. 2015. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 25.
- NALON, J. *Introdução ao processamento digital de sinais*. [S.l.]: LTC, 2013. ISBN 9788521616467. Citado na página 19.
- OPPENHEIM, A. V. *Sinais e sistemas*. [S.l.]: Prentice-Hall, 2010. Citado na página 19.
- PALADINI, E. P. *Gestão da qualidade no processo: a qualidade na produção de bens e serviços*. [S.l.: s.n.], 1995.
- PRATI, R.; BATISTA, G.; MONARD, M. Curvas roc para avaliação de classificadores. *Revista IEEE América Latina*, v. 6, n. 2, p. 215–222, 2008.
- ROCHA, P. de C.; ALCÓCER, J. Sistema automático de inspeção, distribuição e controle de produtos na área industrial. 2008.
- ROSÁRIO, J. M. *Princípios de mecatrônica*. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2006.
- SANTOS, G. D. R. M.; DIAS, V. F.; MOLINA, N. L. *Orientação e dicas práticas para trabalhos acadêmicos*. [S.l.]: Editora Ibipex, 2007.

SETHARES, W. A.; STALEY, T. W. Meter and periodicity in musical performance. *Journal of New Music Research*, Taylor & Francis, v. 30, n. 2, p. 149–158, 2001.

TOLEDO, M. S. d. et al. Comparativo entre inspeção automática e inspeção visual manual da vacina tríplice viral e análise de riscos de seu processo produtivo em bio-manguinhos. 2014. Disponível em: <<http://www.arca.fiocruz.br/xmlui/handle/icict/11126>>. Citado na página 17.

TZANETAKIS, G.; COOK, P. Musical genre classification of audio signals. *IEEE Transactions on speech and audio processing*, IEEE, v. 10, n. 5, p. 293–302, 2002.

TZANETAKIS, G.; ESSL, G.; COOK, P. Audio analysis using the discrete wavelet transform. In: *Proc. Conf. in Acoustics and Music Theory Applications*. [S.l.: s.n.], 2001.

VEGNER, I. G.; CASTOLDI, F. T. Estudo de métodos de estimação de parâmetros de sinais. *Anais do Salão Internacional de Ensino, Pesquisa e Extensão*, v. 5, n. 2, 2013.

APÊNDICE A – Algoritmos Implementados em Matlab ®

A.1 Algoritmo - Média Móvel

Figura 27 – Algoritmo de Média Móvel

```

clear all;
res = [0,0,0];
labels = xlsread('valores.xlsx','Plan1','B3:B102') == 0;
for i=1:100
    o = audioread(['Amostra ',int2str(i),'.wav']);
    o = abs(o);
    %o = downsample(o,1);
    o = tsmovavg(o,'s',800*1,1);
    a = miraudio(o,16000);
    c = mirautocor(a,'Max',8,'s');
    p = mirpeaks(c,'Only');
    t = sort(mirgetdata(p));
    periodo = mean(diff(t));
    if isnan(periodo)
        periodo = 10;
    end
    v = mirgetdata(mirlength(a))/periodo;
    res = [res;i v abs(periodo-1.25)];
    clc
end
[x,y,thr,area] = perfcurve(labels,res(2:101,3),true);
plot(x,y);
xlabel('Taxa de Falso Positivo');
ylabel('Taxa de Verdadeiro Positivo');
title('Característica de Operação do Receptor (ROC) - Média');
area

```

Fonte: Autor

A.2 Algoritmo - RMS Móvel

Figura 28 – Algoritmo de RMS Móvel

```
clear all;
res = [0,0,0];
labels = xlsread('valores.xlsx','Plan1','B3:B102') == 0;
for i=1:100
    o = audioread(['Amostra ',int2str(i),'.wav']);
    a = miraudio(o,16000);
    %a = miraudio(a,'sampling',4000);
    r = mirrms(a,'Frame',0.05,'s');
    c = mirautocor(r,'Max',8,'s');
    p = mirpeaks(c,'Only');
    t = sort(mirgetdata(p));
    periodo = mean(diff(t));
    if isnan(periodo)
        periodo = 10;
    end
    v = mirgetdata(mirlength(a))/periodo;
    res = [res;i v abs(periodo-1.25)];
    clc
end
[x,y,thr,area] = perfcurve(labels,res(2:101,3),true);
plot(x,y);
xlabel('Taxa de Falso Positivo');
ylabel('Taxa de Verdadeiro Positivo');
title('Característica de Operação do Receptor (ROC) - RMS');
area
```

Fonte: Autor

A.3 Algoritmo - Curvas ROC

Figura 29 – Algoritmo para gerar curvas ROC

```

L = zeros(100,3);
L(:,1) = res(2:101,3);
L(:,2) = labels;
L(:,3) = res(2:101,1);
Ls = sortrows(L,-1);
FP = 0;
TP = 0;
P = 18;
N = 82;
R = [0,0];
fprev = -inf;
for i=1:length(Ls)
    if Ls(i,1) ~= fprev
        R = [R; FP/N , TP/P];
        fprev = Ls(i,1);
    end
    if Ls(i,2) == true
        TP = TP + 1;
    else FP = FP + 1;
    end
end
R = [R; FP/N TP/P];
precisao = TP/(TP + FP);
revocacao = TP/P; %P = TP + FN
F = 2*precisao*revocacao/(precisao +revocacao);
erro = FP/(TP+FP);

```

Fonte: Autor