

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

JONATHAN GILLIARD RICHTER

**MANUTENÇÃO PREDITIVA COM SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DE
VIBRAÇÕES EM VÍDEO USANDO AMPLIAÇÃO DE MOVIMENTO**

CURITIBA

2021

JONATHAN GILLIARD RICHTER

**MANUTENÇÃO PREDITIVA COM SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DE
VIBRAÇÕES EM VÍDEO USANDO AMPLIAÇÃO DE MOVIMENTO**

**Predictive maintenance with video vibration identification system using motion
magnification**

Trabalho de Dissertação apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada, do Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador: Prof. Dr. Roberto Cesar Betini.

CURITIBA

2021



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Curitiba



JONATHAN GILLIARD RICHTER

**MANUTENÇÃO PREDITIVA COM SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DE VIBRAÇÕES EM VÍDEO USANDO
AMPLIAÇÃO DE MOVIMENTO**

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre Em Computação Aplicada da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Engenharia De Sistemas Computacionais.

Data de aprovação: 24 de Novembro de 2021

Prof Roberto Cesar Betini, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Alexandre Reis Graeml, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Fernando Michelin Marques, Doutorado - Instituto Federal Santa Catarina - Ifsc

Prof Laudelino Cordeiro Bastos, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 25/11/2021.

AGRADECIMENTOS

Certamente estes parágrafos não irão atender a todas as pessoas que fizeram parte dessa importante fase de minha vida. Portanto, desde já peço desculpas àquelas que não estão presentes entre essas palavras, mas elas podem estar certas que fazem parte do meu pensamento e de minha gratidão.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Roberto Cesar Betini, pela orientação e sabedoria com que me guiou nesta trajetória.

Aos meus pais, Milton e Cristine, por toda educação, apoio e incentivo na busca pelos meus sonhos, objetivos e desenvolvimento pessoal.

À minha namorada, Mayara, pelo constante apoio e incentivo em minhas decisões, de onde diariamente encontro motivação para me auto aperfeiçoar.

RESUMO

A manutenção preditiva é a mais indicada para as indústrias, por monitorar a saúde das máquinas e propiciar a menor quantidade de paradas na linha de produção. Um dos sinais monitorados é o nível de vibração das máquinas. Os instrumentos mais utilizados para essa medição são os sensores, medidores e analisadores de vibração, que em sua maioria precisam de contato físico com o equipamento monitorado. Porém, esses instrumentos são difíceis de serem acoplados em máquinas antigas, dependem de fios e podem apresentar defeito gerando medições erradas. As soluções que mensuram o nível de vibração sem contato possuem custo elevado. Por isso, o objetivo dessa pesquisa é implementar e desenvolver uma solução computacional para medir, em tempo real e sem contato, as vibrações de motores elétricos em múltiplas áreas de interesse. Esse objetivo é alcançado propondo o Sistema de Identificação de Vibrações em Vídeo usando Ampliação de Movimento (SIVVAM), em que as principais contribuições são a identificação da vibração em motor sem contato, o processamento em tempo real, definição de duas áreas de interesse para medir a vibração simultaneamente, o que proporciona maior mobilidade e velocidade de processamento ao sistema proposto em relação às soluções existentes. A solução proposta pode auxiliar na manutenção preditiva alertando quando o nível de vibração estiver acima do padrão indicado pela norma ISO 10816-3.

Palavras-chave: EVM; vibração; vídeo; manutenção; preditiva.

ABSTRACT

Predictive maintenance is the most suitable for industries, as it monitors the health of machines and provides the least amount of downtime in the production line. One of the monitored signals is the vibration level of the machines. The instruments most used for this measurement are vibration sensors, meters and analyzers, which mostly need physical contact with the monitored equipment. However, these instruments are difficult to be attached to old machines, depend on wires and can malfunction, generating wrong measurements. Solutions that measure the level of vibration without contact are expensive. Therefore, the objective of this research is to implement and develop a computational solution to measure, in real time and without contact, the vibrations of electric motors in multiple areas of interest. This objective is achieved by proposing the Video Vibration Identification System using Motion Magnification (SIVVAM), in which the main contributions are the identification of non-contact motor vibration, real-time processing, definition of two areas of interest to measure vibration simultaneously, which provides greater mobility and processing speed to the proposed system in relation to existing solutions. The proposed solution can assist in predictive maintenance by alerting when the vibration level is above the standard indicated by the ISO 10816-3 standard.

Keywords: EVM; vibration; video; maintenance; predictive.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Demonstração de um pêndulo em que a esfera na ponta de baixo da corda se movimentava para a esquerda e direita, formando a vibração.	23
Figura 2 - Formas de ondas ilustrativas de acordo com o defeito.....	24
Figura 3 - Faixa de valores típicos para os limites da zona A/B, B/C e C/D de peças não rotativas de motores.....	26
Figura 4 - Quatro modelos de medidores de vibração existentes no mercado.	28
Figura 5 - Detalhamento do processo Eulerian Video Magnification.....	32
Figura 6 - Visão geral da estrutura do EVM.	33
Figura 7 - Filtros ideais no domínio de frequência (u denota frequência).	33
Figura 8 - Quatro padrões de manchas aleatórias usadas no processamento de DIC para criar assinaturas exclusivas.	35
Figura 9 - Exemplo de facetas e subconjuntos utilizados em processamento de DIC.	36
Figura 10 - Obtenção das imagens utilizando uma câmera e dois espelhos que simulam duas câmeras. (a) vista esquemática e (b) configuração óptica real.	37
Figura 11 - Experimento utilizando uma câmera para capturar as imagens de vibração do diafragma do alto-falante para posterior ampliação de movimento e medição da vibração.	42
Figura 12 - Configuração experimental do sistema de massa em movimento.	43
Figura 13 - Imagem real do protótipo.	52
Figura 14 - Raspberry Pi 4 Model B.	53
Figura 15 - Raspberry Pi Câmera Module v2.	54
Figura 16 - Cartão de memória Micro SD Classe 10 com capacidade de armazenamento de 16 GB.	55
Figura 17 - Regiões de interesse identificados no diafragma do alto-falante e no motor.....	56
Figura 18 – Apresentação do motor utilizado nos testes.	57
Figura 19 – Distância entre ROI no motor e a câmera.	58
Figura 20 – Fluxo de execução do SIVVAM.....	59
Figura 21 – Aplicação do limiar para gerar o buffer de quadros binarizados.	60
Figura 22 – Captura das imagens na bancada de teste.	61
Figura 23 – Leitura dos níveis de vibração utilizando o medidor de vibração. ROI1 à esquerda e ROI2 à direita.	61
Figura 24 – Diferença de cor entre os primeiros 200 quadros do vídeo.	62
Figura 25 – Leitura imprecisa na vibração inicial causado pelo ajuste de cores da câmera Raspberry com resolução de 640x480.	62
Figura 26 – Bolhas geradas pela amplificação de movimentos do EVM.	63
Figura 27 – Amplificação imprecisa do vídeo 2 utilizando ROI de 100x100 pixels....	64
Figura 28 – Amplificação do vídeo 2, com ROI de 200x200 pixels.	64

Figura 29 – Alertas do SIVVAM informando que a vibração em pelo menos uma das ROIs está acima do tolerável.	66
Figura 30 – Quadros normais (1, 3 e 5) ao lado de seus respectivos quadros amplificados (2, 4 e 6) dos testes no diafragma.	67
Figura 31 – Ruídos causados pela amplificação de movimento usando o EVM.	67
Figura 32 – Gráfico da amplificação de movimento do diafragma.	68

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Valores e tipos de medidores de vibração.....	28
Quadro 2 - Informações sobre SBCs com valores atualizados em 11/10/2021, cotação do dólar a R\$ 5,54.	30
Quadro 3 – Diferença entre valores mínimos e máximos de deslocamento de pixels amplificados.....	65
Quadro 4 – Valores de acurácia obtidos com o SIVVAM calibrado.	69

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

2D	<i>Two Dimensional</i>
2D-DIC	<i>Two Dimensional Digital Image Correlation</i>
3D	<i>Three Dimensional</i>
3D-DIC	<i>Three Dimensional Digital Image Correlation</i>
3DPT	<i>Three Dimensional Point Tracking</i>
CBM	<i>Condition-Based Maintenance</i>
CMOS	<i>Complementary Metal Oxide Semiconductor</i>
CSI	<i>Câmera Serial Interface</i>
DIC	<i>Digital Image Correlation</i>
eMMC	<i>Embedded Multimedia Card</i>
EVM	<i>Eulerian Video Magnification</i>
FPS	<i>Frames Per Second</i>
GB	<i>Gigabytes</i>
GHz	<i>GigaHertz</i>
GPU	<i>Graphics Processing Unit</i>
HDMI	<i>High-Definition Multimedia Interface</i>
HSV	<i>Hue, Saturation and Value</i>
IIoT	<i>Industrial Internet of Things</i>
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i>
IoT	<i>Internet of Things</i>
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
kW	<i>kilowatts</i>
LDV	<i>Laser Doppler Vibrometer</i>
MB	<i>Megabytes</i>
mm	<i>Milímetros</i>
mm/s	<i>Milímetros por segundo</i>
OpenCV	<i>Open Source Computer Vision Library</i>
OS	<i>Operating System</i>
PHM	<i>Prognostics and Health Management</i>
PVMM	<i>Phase-based Video Motion Magnification</i>
RAM	<i>Random Access Memory</i>
RGB	<i>Red, Green, Blue</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
ROI	<i>Region of Interest</i>
SBC	<i>Single Board Computer</i>
SD	<i>Digital Card</i>
SHM	<i>Structural Health Monitoring</i>

SIVVAM	Sistema de Identificação de Vibrações em Vídeo por Ampliação de Movimento
SLDV	<i>Scanning Laser Doppler Vibrometer</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
USB	<i>Universal Serial Bus</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Alfa – Fator de amplificação
ω	Ômega – Frequência de corte
λ	Lambda – Corte de frequência espacial

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Motivação e proposta.....	13
1.2	Objetivo.....	14
1.2.1	Objetivo geral	15
1.2.2	Objetivos específicos.....	15
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E TRABALHOS CORRELATOS	16
2.1	Manutenção preditiva.....	16
2.2	Vibrações	21
2.3	Computador de placa única (<i>Single Board Computer</i>).....	29
2.4	Eulerian Video Magnification – EVM	31
2.5	Trabalhos correlatos	34
2.5.1	Correlação de Imagem Digital	35
2.5.2	Outras publicações relacionadas.....	39
3	MATERIAIS E MÉTODOS	45
3.1	Problemas com os métodos tradicionais	45
3.2	Protótipo	49
3.3	Equipamentos e tecnologias	52
3.4	Metodologia	56
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	67
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	71
5.1	Trabalhos futuros.....	72
	REFERÊNCIAS.....	73
	ANEXO A – Orçamento de um vibrômetro a laser	77
	ANEXO B – Função em c++ do método evm utilizado para amplificar os movimentos.....	81

1 INTRODUÇÃO

Os motores elétricos são os acionamentos eletromecânicos industriais mais utilizados nas indústrias modernas, devido à sua alta capacidade de potência, desempenho robusto, baixo custo de fabricação e adaptabilidade (GANGSAR; TIWARI, 2017). Esses motores demandam manutenções frequentes e necessárias para garantir os níveis de produtividade (CACHADA et al., 2018). Um dos sintomas de que o motor está apresentando problemas é o aumento do nível de vibração.

A vibração é uma das principais características mecânicas em máquinas rotativas, e o mercado tem um enorme interesse em adquirir, analisar e quantificar este parâmetro, uma vez que é indicativo do estado e da condição de funcionamento do equipamento (SHAH et al., 2013). A vibração causa um desgaste mais rápido das peças da máquina, como rolamentos e engrenagens, e também gerando ruído excessivo (RAO, 2017). Alguns dos métodos tradicionais para determinar o nível de vibração em máquinas são: extensômetros (*strain gauges*), transdutores de deslocamento variável linear (LVDT) e acelerômetros (BAQERSAD et al., 2017). O sistema de medição de vibração convencional é complexo e com baixa abrangência espacial. Além de que as medições podem ser influenciadas pela adição de sensores, o que afeta a precisão e a objetividade dos resultados dos testes (PENG; ZEN; WANG, 2019).

1.1 Motivação e proposta

Considerando a necessidade de monitoramento da vibração de motores, em condições nas quais o contato físico deve ser evitado, como por exemplo, aplicações de alta temperatura, eixo do motor e estruturas mecânicas de difícil acesso físico (DIAMOND; HEYNS; OBERHOLSTER, 2017), a pesquisa desenvolvida nesta dissertação pretende contribuir na medição dos níveis de vibração destes motores, para identificar possíveis falhas em estágios iniciais do problema e economizar recursos da empresa, que seriam perdidos caso esses motores parassem de funcionar em momentos imprevisíveis.

Para as equipes responsáveis pela manutenção industrial, capturar e analisar continuamente as informações da condição dos motores é uma atividade da

manutenção preditiva. A manutenção preditiva baseia-se no monitoramento contínuo dos equipamentos de produção, a fim de prever ou fazer uma detecção precoce de uma falha, para que em seguida sejam acionadas as ações adequadas para evitar seu impacto. Na realização da manutenção preditiva é realizada a coleta periódica de dados do equipamento monitorado, para que posteriormente sejam identificados indicadores ou evidências de falhas (YU, 2019).

A manutenção preditiva depende do diagnóstico das máquinas, e a principal fonte de dados para o diagnóstico vem da medição de vibrações mecânicas (CORREA; GUZMAN, 2020). As equipes responsáveis pela manutenção preditiva representam um grupo de potenciais consumidores do monitoramento do nível de vibração sem contato, utilizando imagens de vídeos, para coletar continuamente dados de vibração dos motores monitorados sem conectar fisicamente sensores.

Diferente dos métodos tradicionais, o sistema proposto neste trabalho implementa ampliação das variações de movimentos nas imagens obtidas. Para tal, é utilizado o método Eulerian Video Magnification (WU et al., 2012).

Para monitorar e estimar sem contato o nível de vibração do motor, foram utilizadas as imagens obtidas por uma câmera de vídeo. As imagens são processadas e amplificadas pelo método apresentado por Wu et al. (2012) em um computador de placa única (*Single Board Computer* – SBC).

1.2 Objetivo

O objetivo deste trabalho é implementar e desenvolver uma solução computacional para medir, em tempo real e sem contato, as vibrações de motores elétricos em múltiplas áreas de interesse. Para isso são utilizadas as imagens capturadas pela Câmera Raspberry Pi v2 em um microcontrolador para evitar o contato físico ao objeto analisado. A solução computacional também auxiliará na manutenção preditiva com emissão de alertas quando a vibração estiver acima do nível aceitável. Em relação às alternativas existentes para este fim, esta proposta apresenta menor custo de aquisição se comparado às soluções existentes no mercado que custam em média 23 mil dólares (conforme Anexo A). Nesta proposta existe a possibilidade de monitorar mais de um ponto de interesse simultaneamente, enquanto na solução de mercado apresentada é possível monitorar apenas um ponto

por vez. Existem outras soluções com maior abrangência e conseqüentemente valores mais elevados.

1.2.1 Objetivo geral

O presente trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento e implementação de uma solução computacional para medir, em tempo real e sem contato, as vibrações de motores elétricos em múltiplas áreas de interesse, utilizando as imagens capturadas pela Câmera Raspberry Pi v2 em um microcontrolador para evitar o contato físico ao objeto analisado. A solução computacional também é capaz de auxiliar a manutenção preditiva com emissão de alertas quando a vibração estiver acima do nível aceitável.

1.2.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos desta proposta são:

- Implementar o algoritmo Eulerian Video Magnification, na linguagem de programação C++, com ajustes para identificar o nível de vibração em motores elétricos;
- Identificar os pontos de interesse e níveis de vibração em tempo real;
- Realizar experimentos para medir o nível de vibração de um e dois pontos simultaneamente no motor elétrico;
- Avaliar a acurácia dos resultados obtidos com o método proposto em comparação com uma ferramenta comercial de medição de vibração em motores elétricos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E TRABALHOS CORRELATOS

Neste capítulo é apresentado o referencial teórico para compreender o desenvolvimento deste trabalho, apresentando manutenção preditiva, análise de vibração, computador de placa única e o algoritmo Eulerian Video Magnification – EVM.

2.1 Manutenção preditiva

Em todo o planeta, existem mais de 300 milhões de motores que consomem aproximadamente 40% de toda a energia gerada. Essas máquinas são utilizadas em vários processos e aplicações industriais e são indispensáveis nas tarefas que viabilizam e auxiliam (ANTONINO-DAVIU et al., 2017).

Assim como a maioria dos equipamentos, esses motores também necessitam de manutenções frequentes. Atualmente nas empresas os custos de manutenção são altos, mas necessários para garantir os níveis de produtividade (CACHADA et al., 2018).

A manutenção evoluiu significativamente nos últimos anos. Inicialmente, a manutenção industrial era percebida como um mal obrigatório, sendo executada apenas quando necessária. Entretanto, para alcançar a competitividade em ambientes industriais de manufatura e evitar a ocorrência de distúrbios inesperados que degradam o desempenho do sistema e causam perdas de produtividade e oportunidades de negócios, a manutenção se tornou crucial para garantir a eficiência da produção (CACHADA et al., 2018).

Com isso, as empresas estão compreendendo, cada vez mais, a importância da manutenção industrial e utilizando-a como um fator estratégico que contribui com a produtividade nos sistemas industriais (CACHADA et al., 2018).

Segundo Antonino-Daviu et al. (2017) e Langarica et al. (2019), os três tipos de manutenções em motores e equipamentos industriais são: manutenção corretiva, manutenção preventiva e manutenção preditiva.

A manutenção corretiva é a mais simples de todas, pois visa apenas consertar os problemas dos equipamentos após a constatação de falhas ou anomalias (por

exemplo, após a falha do rolamento, substituí-lo). A principal desvantagem dessa abordagem de manutenção é que ela não evita paradas indesejadas de produção.

Diferentemente da manutenção corretiva, em que a falha deve ocorrer para ser realizada a assistência, a manutenção preventiva é composta por execuções periódicas de limpeza, inspeções regulares, ajustes e testes, incluindo a substituição programada de componentes (ANTONINO-DAVIU et al., 2017). A manutenção preventiva implica programar desligamentos regulares da máquina, mesmo que não sejam necessários. Isso pode aumentar os custos de manutenção, pois alguns componentes da máquina são substituídos, mesmo que estejam em boas condições de funcionamento (POPESCU; AIORDACHIOAIE; CULEA-FLORESCU, 2021).

Segundo Yildirim et al. (2019), na manutenção preventiva as manutenções são pré-agendadas levando em consideração a especificação de fabricação, conhecimento de engenharia e estatísticas de falhas. Essas manutenções, frequentemente desnecessárias, são feitas com o intuito de minimizar os riscos de ocorrências de falhas inesperadas (YILDIRIM et al., 2016). Entretanto, a manutenção preventiva pode causar desperdício de parte da vida útil do componente e, ainda, interrupções na produção. Logo, na manutenção preventiva não ocorre o monitoramento de equipamentos e componentes da indústria, mas a manutenção é realizada apenas após determinado tempo.

Já a manutenção preditiva, é baseada no monitoramento contínuo da máquina, isso permite que a manutenção seja executada somente quando necessário (PECH; VRCHOTA; BEDNÁŘ, 2021). Para isso, ela considera as condições dos ativos para gerar melhorias na confiabilidade e disponibilidades desses, em que o processo é diferente da manutenção preventiva, baseada apenas no tempo (YILDIRIM et al., 2019).

Essa última técnica de acompanhamento é utilizada para detectar falhas e monitorar as condições de equipamentos e componentes importantes das indústrias, e com isso, reduzir as falhas críticas na fabricação industrial (YU, 2019).

A manutenção preditiva baseia-se no monitoramento dos equipamentos de produção, a fim de prever ou fazer uma detecção precoce de uma falha, para que, em seguida, sejam acionadas as ações adequadas para evitar seu impacto. Sua execução é por meio da coleta periódica de dados do equipamento monitorado, para identificar indicadores ou evidências de falhas (YU, 2019).

Por conseguir identificar falhas nos equipamentos em estágios iniciais, a manutenção preditiva é a mais indicada para equipamentos industriais. Contudo, seu custo inicial de implantação é maior em comparação a manutenção corretiva e a preventiva, pois é necessário investimento em sensores e acompanhamento contínuo dos equipamentos. Mas, nas indústrias, há um aumento significativo na eficiência e na produtividade (LANGARICA et al., 2019).

Segundo Cachada et al. (2018), atualmente os tipos de manutenções industriais mais utilizadas são a corretiva e a preventiva. Isso acontece porque as indústrias são relutantes em investir na aquisição de máquinas modernas que possuem os sensores necessários para acompanhar seu estado de funcionamento. Elas também são resistentes quanto ao investimento em sensores e programas de manutenção preditiva. A manutenção preditiva, por sua vez, é utilizada apenas em situações críticas, que são aquelas situações definidas pela empresa, cuja falha, normalmente, provoca problemas de segurança (por exemplo, reatores nucleares) ou interrupção na linha de produção.

Devido à capacidade de intervir no desempenho de equipamentos das fábricas, a manutenção preditiva vem ganhando espaço e se diferencia das políticas de manutenção baseadas em tempo, pois tem provado seu valor na prevenção de falhas e na redução dos custos operacionais (LIU et al., 2019a).

Ainda sobre a manutenção preditiva, existem pesquisas e desenvolvimentos de novas maneiras de executá-la, que consideram o estado operacional dos equipamentos e permitem o desenvolvimento de novas abordagens, como o Prognóstico e Gestão de Saúde de Máquina (*Prognostics and Health Management – PHM*) e a Manutenção Baseada em Condições (*Condition-Based Maintenance – CBM*). Essas novas técnicas costumam utilizar dados gerados no chão de fábrica, aplicando técnicas de análise de dados para detectar anomalias nos equipamentos (CACHADA et al., 2018). Sabendo-se a vida útil restante do equipamento, é possível otimizar o cronograma de manutenção e reparo. O objetivo de monitorar a saúde dos equipamentos é reduzir o risco de paradas inesperadas e avisar com antecedência quando uma falha poderá ocorrer (YILDIRIM et al., 2019).

A manutenção preditiva é empregada para monitorar a saúde do equipamento, emitir avisos com antecedência caso as condições do equipamento não sejam boas e, se necessário, solicitar a manutenção corretiva (YU, 2019). Com a utilização de informações capturadas por sensores, podem ser previstos eventos,

falhas ou padrões desconhecidos (YU, 2019). Devido a essa previsão, são gerados avisos que alertam os mantenedores sobre possíveis problemas, que, então, analisam a real condição do equipamento e realizam a manutenção preditiva, em vez da corretiva (YU, 2019). Isto é, a leitura em larga escala de equipamentos de medição se tornou fácil com a popularidade da Internet das Coisas (*Internet of Things* – IoT) (YU, 2019).

A IoT utiliza tecnologias de rede e sensores digitais para permitir a comunicação e cooperação com pessoas, utilizando uma rede conectada e com um protocolo predefinido (YU, 2019). Os avanços nas tecnologias de sensores e comunicação sem fio estão trazendo um novo conceito chamado de Internet das Coisas Industrial (*Industrial Internet of Things* – IIoT). Uma das principais utilidades para a IIoT é monitorar a saúde dos equipamentos da indústria, como motores, turbinas, geradores, etc. (YILDIRIM et al., 2019).

Desta maneira, a implantação de IIoT pode fazer a manutenção de uma empresa evoluir da manutenção corretiva para a manutenção preditiva. A utilização de IIoT acompanhada de algoritmos que analisam os dados em tempo real pode detectar e diagnosticar falhas em estágios iniciais e sem danos (LANGARICA et al., 2019).

A IIoT permite que os sensores sejam retirados dos motores e métodos mais avançados como o EVM podem ser utilizados para identificar a vibração sem contato, realizando o tratamento e manipulação da imagem obtida por câmeras de vídeo. O método EVM é aplicado nos quadros de vídeos para amplificar os movimentos do motor, em que a vibração que este produz é identificada e apresentada como gráfico.

Quando os equipamentos estão funcionando normalmente, os sinais obtidos a partir de sensores seguem um padrão conhecido e esperado. Com a identificação e estudo de tendências e características dos sinais monitorados, pode-se identificar o nível de degradação do equipamento e sua vida útil restante (YILDIRIM et al., 2019).

Normalmente, os sensores instalados em equipamentos enviam os dados para um concentrador central em que técnicas baseadas em limites de controle e classificadores convencionais acionam alarmes (YILDIRIM et al., 2016). Esses alarmes avisam os engenheiros de manutenção, que possuem tempo de resposta hábil para tomar decisões e evitar a parada inesperada de equipamentos na indústria.

Com o avanço tecnológico nos sensores e nos diagnósticos on-line, os sistemas comerciais podem detectar sinais de degradação nos equipamentos da

fábrica. Esses sistemas podem receber e processar dados de sensores em tempo real, fornecendo análises precisas do nível de degradação atual (diagnóstico) e estimar a progressão desses sinais no futuro (prognóstico). Compreendendo melhor a degradação nos equipamentos, é possível melhorar os objetivos da manutenção (YILDIRIM et al., 2016).

Segundo Strauß et al. (2018), visando a economia, muitas indústrias realizam pequenos ajustes nas máquinas (retromontagem) para gerar novos produtos, que não costumam ser pensados para facilitar a manutenção preditiva do equipamento. Para tornar essas máquinas (antigas) habilitadas para a manutenção preditiva, é necessária a instalação adicional de sensores. Entretanto, essa instalação gera altos custos de hardware e de implantação e os resultados são incertos. Portanto, os altos custos para o uso da manutenção preditiva em máquinas antigas são decorrentes da ausência de capacidade nativa para suportar sensores ou conectividade.

Os sensores que são continuamente utilizados em ambientes operacionais e sofrem danos cumulativos, geralmente deterioram-se quando utilizados por longos períodos de tempo, diminuindo sua eficiência para coleta dos sinais (LIU et al., 2019a). Esse é um problema que, normalmente, está relacionado a dois fatores: o primeiro deles é a degradação interna causada pela interação física e química durante o período de operação. O outro fator é pelo ambiente operacional externo e incontrolável, em que podem ocorrer variações de temperatura e umidade (LIU et al., 2019a).

A degradação do sensor pode causar problemas porque os dados fornecidos por ele podem informar que a máquina está funcionando num estado melhor do que ela realmente está. Dessa maneira, o equipamento pode apresentar problemas e até mesmo parar de funcionar, enquanto o sensor deixou de perceber essa anomalia (LIU et al., 2019a).

Caso haja degradação no sensor, a eficácia do prognóstico da saúde do sistema e as políticas de manutenção preditiva serão influenciadas (LIU et al., 2019a). Neste sentido, em grande parte das técnicas de manutenção preditiva atual, os dados obtidos não representam os valores reais. O sistema que analisa as informações para agendar a manutenção preditiva apresentará soluções que se desviam da decisão ideal e as manutenções serão ineficientes (LIU et al., 2019a).

Para realizar a manutenção preditiva são usados sensores que fornecem informações sobre: emissão acústica, temperatura, desempenho, deformação, aceleração, e por fim a utilizada neste projeto, a vibração das máquinas e motores.

2.2 Vibrações

A vibração de máquinas é uma das principais características mecânicas em máquinas rotativas. Existe um enorme interesse em adquirir, analisar e quantificar este parâmetro, uma vez que é indicativo do estado e da condição de funcionamento do equipamento (SHAH et al., 2013). Mesmo nas melhores condições de operação, as máquinas produzem alguma vibração devido a pequenos defeitos e por isso cada máquina possui um nível de vibração que pode ser considerado normal (VISHWAKARMA et al., 2017). Nos últimos anos, muitas investigações foram motivadas pelas aplicações de engenharia de vibração, como projeto de máquinas, fundações, estruturas, turbinas, sistemas de controle e máquinas rotativas (RAO, 2017).

Os motivos que levam á incidência de vibração excessiva em máquinas rotativas incluem desequilíbrio, desalinhamento, engrenagens ou rolamentos gastos, componentes soltos, etc. (PECH; VRCHOTA; BEDNÁŘ, 2021). Para Rao (2017), a maioria dos motores apresenta problemas com vibração devido ao desequilíbrio inerente aos rotores. O desequilíbrio pode ser devido a projeto defeituoso, fabricação deficiente ou desgaste do motor. O desequilíbrio nos motores a diesel, por exemplo, pode causar ondas no solo suficientemente poderosas para criar perturbações nas áreas urbanas. As rodas de algumas locomotivas podem subir mais de um centímetro da pista em alta velocidade devido ao desequilíbrio. Nas turbinas, as vibrações também causam grandes falhas mecânicas (RAO, 2017).

Os engenheiros ainda não são capazes de impedir as falhas resultantes das vibrações da lâmina e do disco nas turbinas. Em todas essas situações, a estrutura ou o componente da máquina sujeito a vibração pode falhar devido à fadiga do material resultante da variação cíclica do estresse induzido. Além disso, a vibração causa um desgaste mais rápido das peças da máquina, como rolamentos e engrenagens criando ruído excessivo. Nas máquinas, a vibração pode afrouxar

elementos de fixação como as porcas. Nos processos de usinagem, a vibração pode causar mau acabamento das peças produzidas (RAO, 2017).

Um importante objetivo do estudo de vibração é reduzi-la, realizando o design adequado das máquinas e de suas montagens. Nesse sentido, o engenheiro mecânico tenta projetar o motor ou a máquina de modo a minimizar o desequilíbrio, enquanto o engenheiro estrutural tenta projetar a estrutura de suporte para garantir que o efeito do desequilíbrio não seja prejudicial (RAO, 2017).

Apesar de seus efeitos negativos, a vibração pode ser benéfica em diversas aplicações industriais e de consumo. Em muitas máquinas, como transportadores ou mesas vibratórias, as vibrações servem como principal movimento de trabalho (ŚMIEJA et al., 2021). Tremonhas, peneiras, compactadores, brocas de dentista, escovas de dente elétricas, máquinas de lavar roupa, relógios e unidades de massagem elétrica são exemplos de utilidade da vibração apresentados por Rao (2017).

A vibração também é usada em testes vibratórios de materiais, processos de acabamento vibratório e circuitos eletrônicos para filtrar as frequências indesejadas. Rao (2017) relata a verificação da vibração para melhorar a eficiência de certos processos de usinagem, fundição, forjamento e soldagem. É empregada na simulação de terremotos para pesquisas geológicas e também para realizar estudos em projetos de reatores nucleares.

Qualquer movimento que se repita após um intervalo de tempo é chamado de vibração ou oscilação. O balanço de um pêndulo e o movimento de uma corda esticada (som) são exemplos típicos de vibração. A teoria da vibração trata do estudo dos movimentos oscilatórios dos corpos e das forças associadas a eles (RAO, 2017).

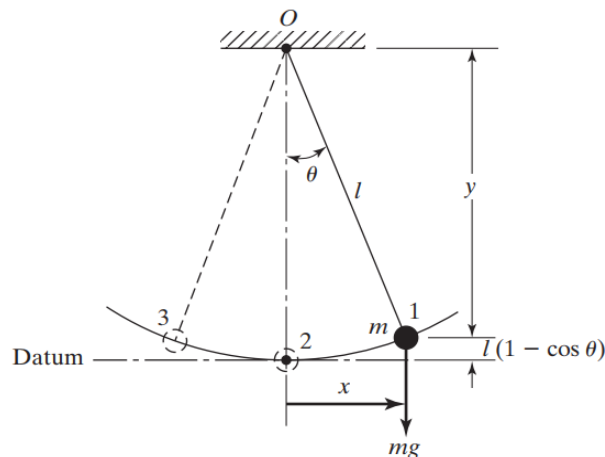
Um sistema vibratório, em geral, inclui um meio para armazenar energia potencial (mola ou elasticidade), um meio para armazenar energia cinética (massa ou inércia) e um meio pelo qual a energia é gradualmente perdida (amortecedor) (RAO, 2017).

Segundo Rao (2017), a vibração de um sistema envolve a transferência de sua energia potencial para energia cinética e de energia cinética para energia potencial, alternadamente. Se o sistema estiver amortecido, um pouco de energia é dissipado em cada ciclo de vibração e, caso um estado de vibração constante deva ser mantido, deve-se substituir por uma fonte externa de energia potencial.

Pode-se demonstrar os conceitos de vibração utilizando-se como exemplo um pêndulo simples (Figura 1), em que uma esfera está fixada em uma ponta da corda. A outra ponta da corda é fixada em um ponto fixo. Ao puxar a esfera até o ponto 1, ela terá energia potencial. Ao soltá-la, a força gravitacional gera um torque fazendo a esfera transformar a energia potencial em energia cinética, movendo-se para o lado. No ponto 2, toda a energia potencial é convertida em energia cinética. Após o ponto 2, a esfera perde velocidade até chegar e parar no ponto 3, em que a velocidade é zero (RAO, 2017).

No ponto 3 toda energia cinética foi convertida para energia potencial. Novamente, devido ao torque da gravidade, a esfera começa a se mover para a direita. Portanto, a esfera começa a recuar com velocidade progressivamente crescente e passa a posição média novamente. Esse processo continua se repetindo e o pêndulo terá movimento oscilatório. No entanto, na prática, a magnitude da oscilação diminui gradualmente até o pêndulo parar devido à resistência (amortecimento) oferecida pelo meio circundante (ar). Isso significa que alguma energia é dissipada em cada ciclo de vibração devido ao amortecimento do ar (RAO, 2017).

Figura 1 - Demonstração de um pêndulo em que a esfera na ponta de baixo da corda se movimentada para a esquerda e direita, formando a vibração.



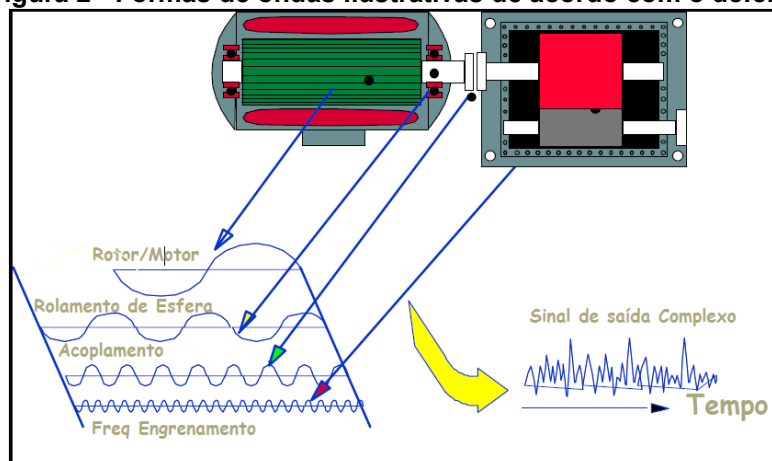
Fonte: Rao (2017).

A vibração é uma propriedade comum em rolamentos de máquinas rotativas. O rolamento é um elemento usado para transferir os movimentos de rotação da máquina. Esses elementos posicionam o eixo, restringindo o deslocamento longitudinal (axial). As vibrações em rolamentos têm três fontes: fontes de projeto, fontes de fabricação e fontes de operação (RAO, 2017).

As causas de vibração do projeto surgem da natureza da construção do rolamento. As fontes de fabricação de vibrações em rolamentos estão relacionadas a desvios da forma e dimensão que surgiram no estágio de produção ou montagem. Entre eles, podemos citar a aspereza e ondulação das superfícies de trabalho e a folga interna do rolamento. Mesmo pequenas imperfeições podem causar reações significativas. As fontes de vibração de operação estão associadas à utilização dos rolamentos e aos processos de desgaste por atrito e fadiga. Durante a operação, os elementos do rolamento alteram os desvios da forma e a condição da superfície também cria um novo ponto e defeitos de superfície (por exemplo, perfuração) (ADAMCZAK; STEPIEŃ; WRZOCHAL, 2017).

Segundo Vishwakarma et al. (2017), os sinais de vibração são obtidos como uma série de valores que representam proximidade, velocidade ou aceleração no domínio do tempo. O valor quadrático médio da raiz (*Root Mean Square* – RMS) e o fator de crista são aplicados no diagnóstico de rolamentos e engrenagens. O valor RMS de um sinal de vibração é um recurso no domínio do tempo que apresenta o conteúdo de energia da vibração. O valor RMS é muito útil para detectar desequilíbrios em máquinas rotativas. No domínio do tempo, o valor de RMS é o método mais básico utilizado para detectar falhas em máquinas rotativas, mas não é capaz de detectar falhas quando o problema está em estágio inicial (VISHWAKARMA et al., 2017).

Figura 2 - Formas de ondas ilustrativas de acordo com o defeito.



Fonte: Baldissarelli, Fabro (2019).

A Figura 2 apresenta a leitura da vibração. O sinal de saída complexo é o “sinal bruto” obtido pelos sensores de vibração. A partir deste sinal complexo, é possível decompô-lo em sinais específicos de cada local do equipamento monitorado.

O sinal de saída complexo pode ser separado em vibrações do rotor/motor, do rolamento, de acoplamento e de engrenagens.

O fator de crista é outra medida na análise de vibração no domínio do tempo. Ele é definido como a razão entre o valor de pico do sinal de entrada e o valor RMS. Nas séries temporais, os picos de sinal resultarão em um aumento do valor do fator de crista. Nas máquinas rotativas, a quebra ou falha das esferas na pista externa do rolamento leva à geração de sinais de vibração por impulso. Quando isso ocorre, o fator de crista é alto, ajudando a detectar falhas nos dentes da engrenagem ou em rolamento (VISHWAKARMA et al., 2017).

A análise estatística é útil na detecção de falhas em máquinas industriais. A função de probabilidade está correlacionada com defeitos de rolamento. A densidade de probabilidade (gráfico) de aceleração de um rolamento em boas condições tem uma distribuição gaussiana, enquanto que para um rolamento defeituoso a distribuição de densidade de probabilidade é não gaussiana e com cauda dominante. Isto se deve ao aumento no número de sinais de alta aceleração (VISHWAKARMA et al., 2017).

O nível de vibração da máquina é medido com a ajuda de sensores. São transdutores de velocidade (ŚMIEJA et al., 2021), sensores de proximidade e acelerômetros que são fixados no equipamento de acordo com diretrizes (PENG; ZEN; WANG, 2019). Os acelerômetros possuem a limitação de medir apenas um único ponto da estrutura (NERI; PAOLI; SANTUS, 2021). Para Vishwakarma et al. (2017) os acelerômetros são os equipamentos mais usados para identificar o nível de vibração. Em contraponto, Adamczak, Stępień e Wrzochal (2017) relatam que os dispositivos que usam feixe de laser (vibrômetro a laser) são muito populares para essa identificação.

O vibrômetro a laser compara o feixe de laser gerado pelo dispositivo com o raio refletido de um objeto em vibração. Se o objeto de teste estiver em movimento, a frequência da luz refletida é alterada devido ao efeito Doppler. A frequência de fótons aumenta quando o objeto de teste se aproxima da fonte e diminui quando o objeto se afasta da fonte. Conhecendo a diferença de frequências dos fótons, pode-se determinar diretamente a velocidade de vibração do objeto (ADAMCZAK; STĘPIEŃ; WRZOCHAL, 2017). O vibrômetro a laser pode medir a vibração estrutural sem nenhum efeito de carga em massa (sem contato) e também permite alta abrangência

espacial. No entanto, o sistema vibrômetro a laser é relativamente caro (PENG; ZEN; WANG, 2019).

Segundo Peng, Zen e Wang (2019) o sistema vibrômetro a laser é considerado caro. O custo de compra é de aproximadamente 19.845 euros (aproximadamente 23 mil dólares), conforme orçamento apresentado no Anexo A.

A análise de vibração é regulamentada pela norma internacional ISO 10816-3. Ela descreve os critérios aplicados às medições de vibração realizadas em mancais, pedestais ou alojamento de máquinas em condições de operação em regime permanente, dentro da faixa de velocidade nominal de operação. Esses critérios estão relacionados tanto ao teste de aceitação quanto ao monitoramento operacional. Os critérios de avaliação desta norma foram projetados para serem aplicados a situações de monitoramento contínuas e não contínuas (STANDARD, 2016).

A Figura 3 é uma representação gráfica dos limites de vibração para classificar, aproximadamente, em qual zona a vibração do motor se enquadra. Os limites são definidos por valores RMS na escala de milímetros por segundos (mm/s). Os valores de vibração são orientações aproximadas de vibrações, uma vez que a ISO 10816-3 não determina o nível de vibração permitido para cada motor especificamente.

Figura 3 - Faixa de valores típicos para os limites da zona A/B, B/C e C/D de peças não rotativas de motores.

Grupo	Grupo 1		Grupo 2		
Tipo de motor	Motores com altura maior de 315 mm		Motores com altura menor de 315 mm		
Estrutura	Fixo	Flexível	Fixo	Flexível	
mm/s rms					Zona D
11					
7.1					Zona C
4.5					
3.5					Zona B
2.8					
2.3					Zona A
1.4					

Fonte: Adaptado de Standard, 2009.

Conforme esta ISO, motores novos ou recém calibrados apresentam vibrações que se encaixam na zona A. Na zona B se enquadram os motores com pouco tempo de uso e em bom estado de funcionamento. Motores com vibrações na zona C podem continuar funcionando por um curto período, mas é recomendado realizar a sua manutenção quando surgir uma oportunidade. As vibrações que se enquadram na zona D são consideradas perigosas e podem fazer o motor parar de funcionar a qualquer momento. Por isso é sugerida a manutenção imediata nestes motores (STANDARD, 2016).

Portanto, conforme a Figura 3, um motor de 160 mm de altura (Grupo 2) e estrutura fixa, com vibração RMS de 4,3 mm/s, se enquadra na zona C sendo recomendada sua manutenção quando houver uma oportunidade de parada do motor. Entretanto, se esse mesmo motor apresentar valor de vibração RMS de 1,15 mm/s, ela se enquadra na zona A e ainda não precisará de manutenção. Analisando o nível de intensidade de vibração, se houver necessidade de manutenção, o técnico responsável pela manutenção deverá analisar qual peça do motor (engrenagem, rolamento ou outros) é a causadora do alto nível de vibração.

Com a análise de vibrações, pode-se identificar a condição das máquinas e decidir sobre sua manutenção baseando-se em seu estado, ao invés de tomar decisão baseada no tempo de utilização de uma peça ou da máquina como um todo.

As ferramentas para medir a vibração se dividem em sensor, medidor e analisador. Os sensores são componentes eletrônicos capazes de reagir a contatos físicos ou químicos, portanto, eles servem para detectar alterações no ambiente no qual estão inseridos. O medidor é um sistema que reúne vários sensores e possibilita a realização de medições de parâmetros. Alguns medidores possuem a capacidade de armazenar dados e com isso exibir históricos de leituras. O analisador é um equipamento que tem a capacidade de disponibilizar recursos de interpretação e com isso permite a análise das medidas coletadas. Um analisador permite que o usuário chegue a conclusões, observe tendências e tome decisões embasadas em gráficos e outros mecanismos de diagnóstico.

Figura 4 - Quatro modelos de medidores de vibração existentes no mercado.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 4 apresenta alguns medidores de vibração encontrados para venda na internet e seus valores aproximados de venda.

Quadro 1 - Valores e tipos de medidores de vibração.

Fabricante	Modelo/Itens	Tipo de medição	Custo em dólar
Smart Sensor	AS63B	Com contato	U\$300
Instrutemp	ITMVDC-650	Com contato	U\$380
SKF	CMAS 100-SL	Com contato	U\$1.050
Polytec	VGO-200	Sem contato	U\$23.000
Proposta	Kit contendo: Raspberry Pi 4, fonte de energia, cartão de memória e case por U\$80; câmera CSI para o Raspberry por U\$25; Display <i>Touch Screen</i> por U\$50.	Sem contato	U\$155

Fonte: Autoria própria.

Conforme o Quadro 1, o medidor AS63B é o mais barato custando U\$300, o medidor de vibração do tipo caneta ITMVDC-650 custa U\$380, o CMAS 100-SL custa

U\$1.050 e por final o VGO-200 custa U\$23.000 aproximadamente. O VGO-200 possui valor maior pois é um medidor de vibração a laser, ou seja, sem contato físico. O CMAS 100-SL é um medidor, com contato físico, que tem um custo maior se comparado aos outros medidores por contato físico, pois, além de exibir o nível de vibração, ele possui termômetro por infravermelho e apresenta indicadores de “Alerta”, “Perigo” ou nenhum indicador caso a vibração esteja normal.

Apesar do alto custo, o medidor de vibração a laser VGO-200 não é capaz de medir a vibração em mais de um ponto simultaneamente. Isso significa que para identificar a vibração em dois pontos, uma pessoa deve apontar manualmente o laser do VGO-200 para a nova direção.

Desta forma, percebe-se a importância da medição de vibração para máquinas rotativas citadas por Shah et al. (2013), Rao (2017) e Vishwakarma et al. (2017) evidenciando a relevância do monitoramento desta característica para que as máquinas funcionem sem paradas inesperadas.

2.3 Computador de placa única (*Single Board Computer*)

Diferente dos computadores pessoais e notebooks, em que é possível alterar placa mãe, memória RAM, processadores e placas de vídeo, um *Single Board Computer* (SBC) normalmente possui esses recursos integrados a uma única placa. A vantagem para os entusiastas e consumidores finais é que os custos de produção são reduzidos e repassados aos clientes no preço final de venda. Mas isto também gera dificuldades, pois não é possível aumentar o poder de processamento e eventualmente outros recursos necessários também estão em falta (*Bluetooth, Wifi, Câmera Serial Interface – CSI*).

Realizou-se uma pesquisa com alguns SBCs a fim de comparar valores de aquisição e capacidades de processamento para utilizar em conjunto com a solução computacional proposta neste trabalho. Os resultados desta pesquisa são apresentados no Quadro 2.

Quadro 2 - Informações sobre SBCs com valores atualizados em 11/10/2021, cotação do dólar a R\$ 5,54.

	Raspberry Pi 4 Model B	Tinker Board S	BeagleBone Black Rev.C	Odroid-C2
Processador	1.5 GHz 64 bit quad core	1.8 GHz quad core	1 GHz	1.5GHz quad core
Memória RAM	4GB	2GB	512MB	2GB
Wireless	802.11 b/g/n/ac 2.4GHz e 5GHz	802.11 b/g/n	Não	Não
Bluetooth	5.0 BLE	4.0	Não	Não
Armazenamento	Micro SD	16GB eMMC + Micro SD	4GB eMMC + Micro SD	eMMC + Micro SD
Conexão com câmera de vídeo	CSI + USB	CSI + USB	USB	USB
GPU	VideoCore IV	Mali-T760	SGX530 3D Graphics Engine	Mali-450 MP2
Sistema Operacional	Raspberry Pi OS (variação de Debian Linux) e Ubuntu	TinkerOS (variação de Debian Linux)	Debian, Android e Ubuntu	Ubuntu e Android
Valor aproximado	U\$58	U\$90	U\$62	U\$60

Fonte: Asustek Computer Inc (2020), BeagleBoard.org Foundation (2021), Hardkernel (2019) e Raspberry Pi Foundation (2021).

Todos os SBCs pesquisados possuem saída de vídeo HDMI, mas apenas as SBCs Raspberry Pi 4 B e Tinker Board S possuem a porta CSI. Se comparado ao USB, o CSI suporta maior velocidade de transmissão de dados entre a câmera e a GPU. Outro ponto a destacar se refere ao custo das câmeras, pois uma câmera CSI com resolução entre 1080p e 30 fps (*Frames Per Second* – Quadros Por Segundo) à 640x480p e 200 fps pode ser adquirida na internet pelo valor médio de U\$25. Uma câmera USB com configuração semelhante tem o preço acima de U\$55.

As quatro SBCs foram encontradas para venda no Brasil. O Odroid-C2 aceita módulos de eMMC nos tamanhos de 8GB, 16GB, 32GB e 64GB, que são um tipo de armazenamento mais rápido que o cartão de memória Micro SD. O Bluetooth poderá ser usado em trabalhos futuros para conectividade com outros medidores de vibração e a rede wireless poderá enviar informações para um banco de dados na nuvem.

2.4 Eulerian Video Magnification – EVM

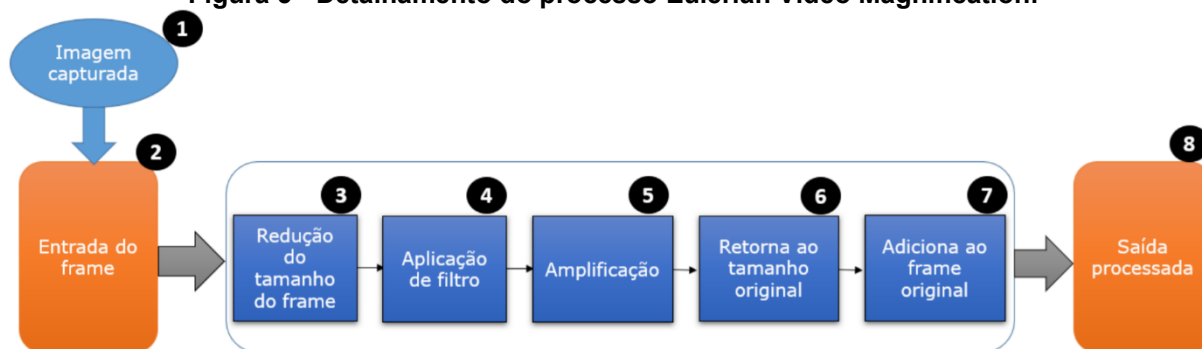
O sistema visual humano tem sensibilidade de espaço-temporal limitada, mas muitos sinais que ficam abaixo desta capacidade podem ser informativos. Por exemplo, a cor da pele humana varia ligeiramente com a circulação sanguínea. Esta variação pode ser invisível a olho nu, mas pode fornecer a taxa de batimentos cardíacos e saturação de oxigênio no sangue (ROSA, 2019a). Da mesma forma, pequenos movimentos com baixa amplitude espacial, podem ser difíceis ou impossíveis para serem vistos por seres humanos, pode ser ampliada para revelar movimentos relevantes (Liu et al. 2005). O método EVM, usa uma combinação de processamento espacial e temporal dos vídeos, para amplificar variações imperceptíveis e revelar aspectos importantes (WU et al., 2012).

A abordagem básica é a de considerar as séries temporais de valores de cor em qualquer localização espacial (pixel) e amplificar variação em uma dada faixa de frequências temporais de interesse. É possível ampliar uma banda de frequências temporais que inclui taxas de batimento cardíaco humano. A amplificação revela a variação de vermelhidão do rosto conforme o sangue flui. Para esta aplicação, a filtragem temporal precisa ser aplicada em frequências espaciais mais baixas, a fim de permitir que um sinal de entrada tão sutil seja ampliado acima do sensor da câmera e do ruído de quantização (WU et al., 2012).

Segundo Wu et al. (2012), além de amplificar variação de cor, essa abordagem usando filtro temporal também pode amplificar movimentos para revelar deslocamentos de baixa amplitude. Os autores apresentam um exemplo que melhora os movimentos sutis de respiração em torno do peito de um bebê. Foram usados vídeos de 640x480 com 45 quadros por segundo.

Na Figura 5 são apresentadas as etapas do algoritmo EVM e pode ser visualizado em forma de algoritmo no Anexo B:

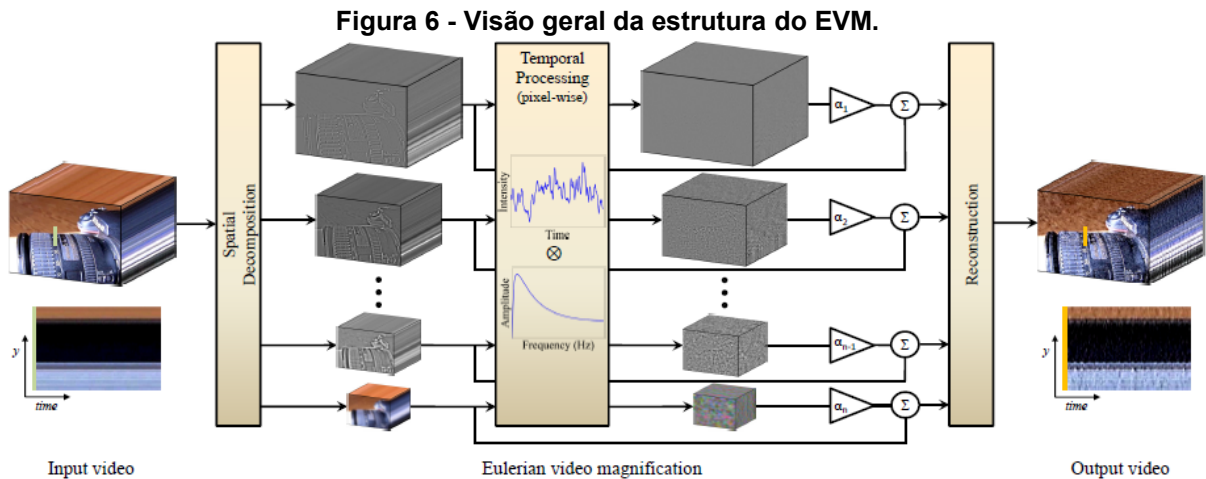
Figura 5 - Detalhamento do processo Eulerian Video Magnification.



Fonte: Rosa (2019b, p. 30).

Assim como Rosa (2019b) relata, na **etapa 1** a imagem é obtida pela câmera de vídeo. **Etapa 2**: o algoritmo EVM recebe o quadro que compõe o vídeo. **Etapa 3**: ao receber o frame, o mesmo é reduzido de tamanho com a operação *resize down*. **Etapa 4**: é aplicada a operação *blur* como filtro espacial para reduzir as altas frequências, ou seja, remover ruídos e suavizar a imagem. Para especificar as frequências de interesse, são aplicados dois filtros passa baixa recursivos (*Infinite Impulse Response - IIR*) a fim de limitar a amplificação das frequências. **Etapa 5**: após ser filtrado, o quadro é amplificado. A amplificação consiste em multiplicar por um fator α o resultado do filtro temporal, que resulta na magnificação de movimento ou da variação de cor no quadro. **Etapa 6**: o quadro é aumentado ao seu tamanho original com a operação *resize up*. **Etapa 7**: o quadro de tamanho original é adicionado novamente ao quadro original. **Etapa 8**: resultado do processo de magnificação Euleriana, que é a imagem magnificada (ROSA, 2019b).

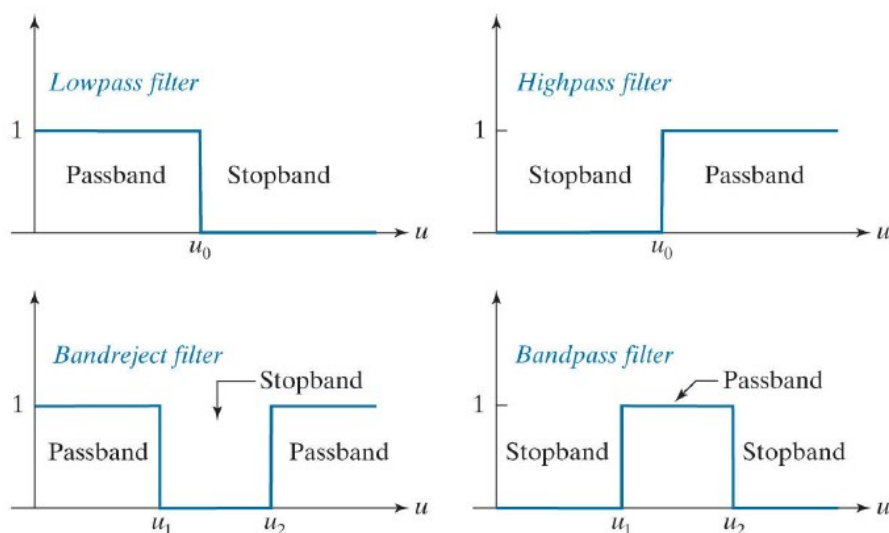
Wu et al. (2012) codificaram o método EVM na linguagem de programação Matlab. Para processar um vídeo de entrada usando o EVM, Wu et al. (2012) relatam que devem ser configuradas quatro etapas: (1) selecionar um filtro temporal de banda passante; (2) selecionar um fator de amplificação, α ; (3) selecionar uma frequência espacial de corte (especificado pelo comprimento de onda espacial, λ_c) além do qual uma versão atenuada é usada; e (4) selecionar a forma de atenuação α a fim de forçar para zero todos os $\lambda < \lambda_c$ (WU et al., 2012).



Fonte: Gonzalez e Woods (2017, p. 212).

Primeiro, os quadros do vídeo são convertidos do espaço de cores RGB para o espaço de cores YIQ. Na Figura 6 é apresentada a visão geral da estrutura do EVM. O sistema decompõe a sequência de vídeo de entrada em diferentes bandas de frequência espacial e aplica o mesmo filtro temporal a todas as bandas. As bandas espaciais filtradas são então amplificadas por um determinado fator, adicionadas ao sinal original e colapsadas para gerar o vídeo de saída. A escolha de fatores de filtro e amplificação temporais pode ser ajustada para suportar diferentes aplicações (WU et al., 2012). Para ampliação de movimento, é recomendado usar um filtro com uma banda larga; para ampliação de cor do fluxo sanguíneo, uma banda estreita produz um resultado com menos ruído (WU et al., 2012).

Figura 7 - Filtros ideais no domínio de frequência (u denota frequência).



Fonte: Gonzalez e Woods (2017, p. 212).

Conforme apresentado na Figura 7, Wu et al. (2012) usaram filtros ideais de passa-banda para amplificação de cor, uma vez que eles têm frequências de corte afiadas (não gaussiano). Os filtros IIR (*Infinite Impulse Response*) de baixa ordem podem ser úteis para amplificação de cor e ampliação de movimento e podem ser usados para implementações em tempo real. Em geral, são usados dois filtros IIR passa-baixa de primeira ordem com frequências de corte ω_l e ω_h para construir um filtro IIR passa-banda (WU et al., 2012).

Em seguida, é selecionado o valor de ampliação desejado, α e o corte de frequência espacial, λ_c (etapas 2 e 3). Os autores sugerem tentar valores variados para α e λ_c a fim de alcançar um resultado agradável. Caso sejam selecionados valores de α (fator de amplificação) maiores que o limite para amplificar os movimentos específicos ou alterações de cor, existe a possibilidade de aumentar o ruído ou gerar artefatos inesperados (WU et al., 2012). Ao final o vídeo amplificado é reconstruído e convertido novamente para o padrão de cores RGB e salvo o resultado em disco.

2.5 Trabalhos correlatos

Foram realizadas buscas a fim de encontrar trabalhos que tenham usado o algoritmo EVM para medir o nível de vibração mecânica, mas nenhum artigo foi encontrado. As buscas foram realizadas no [Google Scholar](#), [ScienceDirect](#), [ACM](#), [Springer](#), [IEEE Xplore](#) e [Scopus](#), usando a *string* de busca: (EVM OR "Eulerian Video Magnification") AND (no-contact OR noncontact OR contactless OR camera OR webcam) AND "predictive maintenance" AND vibration. Com esta string foram encontrados 15 artigos na ACM e 13 resultados no Google Scholar. Entretanto, nenhum deles usa o EVM para amplificar o sinal de vibração mecânica.

Também foram encontrados 51 artigos em ScienceDirect, 3 resultados na Scopus e 5 publicações na Springer com a string: (EVM OR "Eulerian Video Magnification") AND (noncontact OR contactless) AND vibration, mas destes também não há resultados de uso do EVM para amplificar vibrações mecânicas.

Desta maneira comprova-se que nenhum artigo foi publicado até a presente data usando o EVM para medir o nível de vibração de motores elétricos.

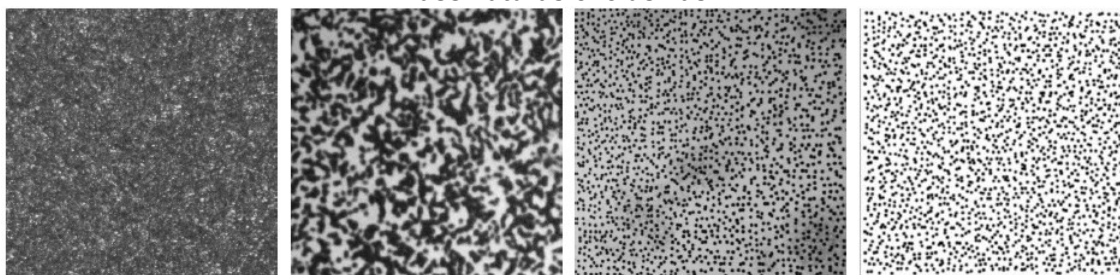
Buscou-se por outros trabalhos, publicados recentemente, que utilizem câmeras de vídeo para identificar o nível de vibração. Vários trabalhos foram desenvolvidos e publicados com utilização de câmeras para medir o nível de vibração de estruturas físicas e mecânicas. A seguir são apresentados os trabalhos considerados mais relevantes dos últimos anos.

Foram realizadas buscas por artigos recentes sobre o tema de identificação do sinal de vibrações em motores através de vídeo. Entre os resultados retornados, identificou-se que grande parte deles usa a Correlação de Imagem Digital (DIC) para identificar deslocamentos e deformações dos objetos monitorados.

2.5.1 Correlação de Imagem Digital

A correlação de imagem digital (DIC) é uma técnica de medição amplamente aplicada no campo da mecânica experimental (LAVATELLI; ZAPPA, 2017). Segundo Heikkinen e Schajer (2022), este método pode ser considerado simples e eficaz para medir deslocamentos de superfície de campo completo e deformações de espécimes planos que se movem na imagem. As abordagens DIC podem medir movimentos bidimensionais (2D-DIC) com sucesso usando uma única câmera digital (FRANCO et al., 2019).

Figura 8 - Quatro padrões de manchas aleatórias usadas no processamento de DIC para criar assinaturas exclusivas.



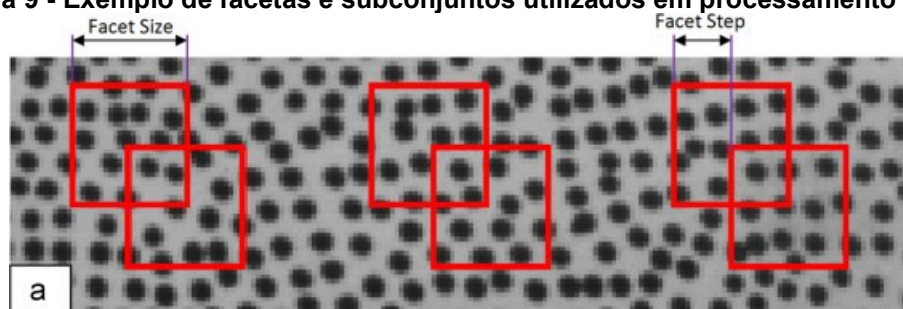
Fonte: Adaptada de Lavatelli, Zappa (2017).

A correlação de imagem digital é uma técnica de medição óptica que funciona com base em variações em escala de cinza de padrões contínuos. A área da estrutura de teste deve ser preparada antes da medição. A preparação da superfície é geralmente realizada aplicando um padrão de manchas na estrutura (BAQERSAD et al., 2017). A exclusividade de cada assinatura (padrão de manchas) é garantida

apenas se a superfície tiver um padrão não repetitivo, de tamanhos semelhantes e de alto contraste. A Figura 8 apresenta as texturas aleatórias de padrões de manchas que atendem a essa restrição. Estas texturas podem estar presentes naturalmente na superfície do objeto monitorado ou podem ser criadas através de spray (borrifador de gotículas de tinta) ou adesivos que devem ser fixados na superfície do objeto monitorado (LECOMPTE et al., 2006).

Após a superfície observada possuir as assinaturas exclusivas, uma série de fotos é gravada usando uma câmera. Na Figura 9 observa-se que o método DIC cria facetas sobrepostas (subconjuntos) na área total de interesse. Um tamanho de faceta geralmente tem 15 a 30 pixels quadrados, portanto, inclui vários pontos do padrão. Como o padrão de manchas é criado aleatoriamente, cada faceta possui um valor exclusivo de intensidade de luz e o algoritmo DIC pode reconhecer o movimento de cada padrão de faceta exclusivo em diferentes estágios. O deslocamento e a tensão sobre a área de interesse são calculados correlacionando cada faceta com a faceta correspondente no estágio de referência, geralmente o primeiro estágio (BAQERSAD et al., 2017).

Figura 9 - Exemplo de facetas e subconjuntos utilizados em processamento de DIC.



Fonte: Baqersad et al. (2017).

O artigo “In Situ Diagnosis of Industrial Motors by Using Vision-Based Smart Sensing Technology” (CHANG; CHANG; HUANG, 2019) utiliza uma câmera digital, posicionada em frente ao motor, para capturar as imagens. Após a captura das imagens, elas são processadas pelo método 2D-DIC, que é o responsável por identificar a frequência de vibrações do motor. Os autores também utilizam uma máquina de vetores de suporte (SVM) com critérios pré-definidos para fornecer um serviço de manutenção preventiva.

Segundo Chang, Chang e Huang (2019), o sistema apresentado armazena os dados em um servidor na nuvem, onde a SVM treinada é usada para auxiliar no

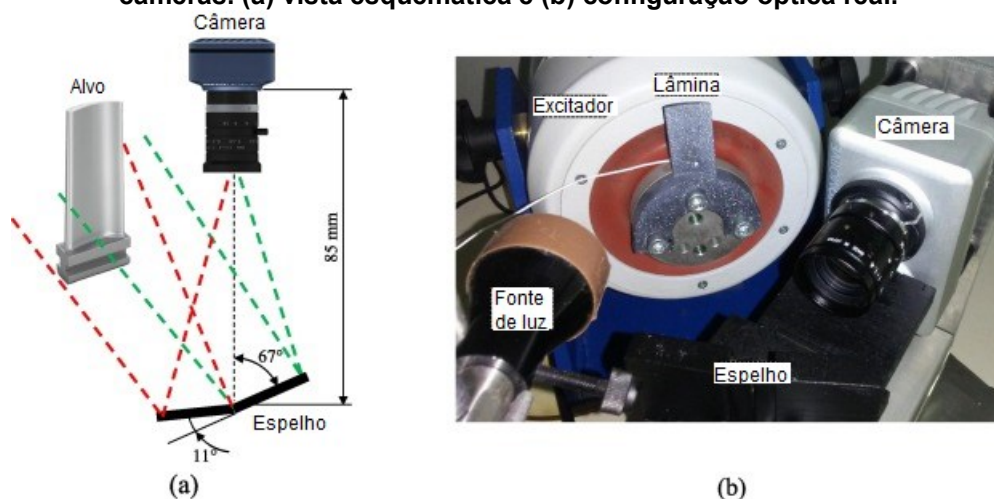
diagnóstico dos recursos de sinal de vibração extraídos dos motores e permite o uso da Internet para monitorar máquinas em tempo real.

Chang, Chang e Huang (2019) usaram o algoritmo 2D-DIC, para o processamento das imagens e identificação da vibração. A validade das medições 2D é limitada a movimentos no plano devido a falsos positivos caso ocorra um movimento fora do plano. Uma abordagem de medição tridimensional baseada em DIC (3D-DIC) usa uma câmera adicional como configuração de visão estéreo, que resolve o problema fora do plano e fornece uma ferramenta de medição de campo tridimensional (FRANCO et al., 2019).

Semelhante ao 2D-DIC, mas utilizando duas imagens obtidas simultaneamente, o 3D-DIC pode rastrear pontos discretos nas imagens tiradas por um par de câmeras estéreo e aplicar princípios fotogramétricos para medir a forma, a tensão e o deslocamento (HELFRICK et al., 2011).

Apesar desses benefícios, o 3D-DIC tem um custo maior para implementação em relação ao 2D-DIC, pois necessita de dispositivos adicionais como câmera e sincronização das imagens capturadas (MOLINA-VIDEIMA, 2020).

Figura 10 - Obtenção das imagens utilizando uma câmera e dois espelhos que simulam duas câmeras. (a) vista esquemática e (b) configuração óptica real.



Fonte: Barone et al. (2019a).

Com o objetivo de eliminar a necessidade de duas câmeras para usar a técnica 3D-DIC, Barone et al. (2019a) realizaram experimentos usando uma câmera de baixa velocidade e dois espelhos planos (apresentados na Figura 10) para obter medições de vibração usando o método 3D-DIC. Os seus principais objetivos eram definir uma configuração óptica compacta, evitando o uso de uma segunda câmera, e

montar um sistema de alta resolução e baixo custo, explorando uma câmera de baixo fps.

O sistema óptico de Barone et al. (2019a) consiste em uma câmera e dois espelhos planos montados na frente da câmera com valores angulares específicos e unidos rigidamente. A Figura 10 (a) apresenta uma visão esquemática do layout proposto por Barone et al. (2019a). Essa configuração óptica permite que a superfície alvo seja projetada nas duas metades do sensor da câmera, variando os ângulos de posicionamento dos espelhos e sua distância da câmera. Foi usada uma câmera com taxa de até 178 fps e resolução máxima de 2048×2048 pixels, equipada com uma lente de distância focal de 25 mm (PENTAX, C2514-M 2/3"). A Figura 10 (b) mostra a configuração visual montada na frente da superfície do alvo. O sistema pseudo-estéreo deve ser calibrado determinando os parâmetros intrínsecos e extrínsecos das duas câmeras virtuais.

A correlação de imagem digital foi usada por Barone et al. (2019a) para resolver a correspondência estéreo e o rastreamento de formas deformadas. Os resultados demonstraram a capacidade do sistema proposto por Barone et al. (2019a) para detectar mapas de deslocamento em campo inteiro até 0,01 mm em uma área de medição de 40x80 mm com uma distância de trabalho de cerca de 140 mm.

Para Franco et al. (2019), na utilização do 3D-DIC, o principal passo para obtenção de medições precisas é a calibração da configuração de várias câmeras (calibração estéreo) e deve ser realizada sempre que a orientação das câmeras mudar, o que é uma tarefa demorada. Além disso, a sincronização de tempo entre as câmeras é obrigatória para obter bons resultados no método 3D-DIC. Outras duas dificuldades para utilização do DIC apresentadas por Peng, Zen e Wang (2019) são a necessidade de existir um padrão de manchas na superfície da estrutura cuja a vibração se deseja medir e são necessários muitos cálculos, impedindo o processamento dos dados em tempo real.

Uma das contribuições deste trabalho é a capacidade em identificar o nível de vibração em tempo real com a redução de cálculos necessários, que segundo Shang, Shen (2019) e Chen, Shan, Zhong (2021) é possibilitada pela definição da área de interesse (*Region of Interest* – ROI) nas imagens capturadas e pela utilização do método EVM. Outro benefício em comparação ao DIC é a não obrigatoriedade de usar um padrão de mancha citada por Baqersad et al. (2017) e Peng, Zen e Wang (2019),

porque neste trabalho a vibração é identificada por uma marcação vermelha fixada no motor.

A técnica DIC é a mais popular entre as técnicas para medir vibração por meio de vídeo, mas ela não é a única. Em seguida são apresentados outros artigos utilizando técnicas como fluxo óptico de imagens e ampliação de movimento.

2.5.2 Outras publicações relacionadas

No artigo de Peng, Zeng e Wang (2019) – Phase-based non-contact vibration measurement of high speed magnetically suspended rotor – é apresentado um método que utiliza uma câmera de alta velocidade (de 300 a 800 fps) e uma técnica de visão computacional de ampliação de movimento baseada em fase para medir, sem contato, micro vibração de motores. Segundo os autores, o método de fluxo óptico baseado em fase não é baseado nos valores originais de intensidade de pixel, mas na análise das alterações de fase da imagem para extrair o movimento.

As informações de fase da imagem são mais robustas que a intensidade da imagem devido à mudança de contraste e escala (PENG; ZENG; WANG, 2019). Os autores compararam o tempo de processamento (para resolução de 1024×1024, 500 de fps e 1 segundo do tempo de gravação) do método 2D-DIC e relataram que o método proposto em seu artigo é mais eficiente que o 2D-DIC com durações de 124,34 segundos e 970,11 segundos, respectivamente. Ou seja, utilizando o mesmo hardware, o método proposto por Peng, Zeng, Wang (2019) para medir micro vibrações em motores é 7 vezes mais rápido que o método 2D-DIC.

Siringoringo, Wangchuk, Fujino (2021) também utilizaram a técnica *phase-based video motion magnification* para medir vibração. Eles mediram as vibrações de postes de luz em pontes elevadas de rodovia usando ampliação de movimento em vídeo.

Gawde e Borkar (2017) relatam que utilizaram processamento de vídeo para identificar falha em motor por meio da vibração. Eles desenharam um ponto no centro do eixo do motor, em seguida posicionaram uma câmera, com capacidade de gravar um vídeo em *slow motion*, bem em frente ao eixo e com ângulo zero entre eles (centro do eixo e câmera). As imagens capturadas são pré-processadas e filtradas no Matlab

para que o ponto central do eixo gere uma órbita. A identificação do tipo de falha (desequilíbrio ou desalinhamento) se dá pela análise da órbita.

Diamond, Heyns e Oberholster (2017) investigaram a precisão de um método de processamento de vídeo de fluxo óptico, com a finalidade de avaliar este método para várias amplitudes de vibração sub-pixel. No método de fluxo óptico, os pixels são monitorados para identificar a sua direção e velocidade por meio de comparações com quadros anteriores do vídeo.

O experimento de Diamond, Heyns e Oberholster (2017) utiliza imagens de vídeo de um acelerômetro (IEPE de 100 mV/g) fixado em um agitador eletrodinâmico (Vibropet PSV 300) que foi excitado (gerando vibrações) em uma única frequência. A amplitude de excitação da vibração diminui gradualmente. Os autores investigaram a variação na precisão do algoritmo de fluxo óptico com amplitudes de vibrações que se tornam muito pequenas.

São realizadas reamostragem para baixo na imagem de entrada antes da aplicação do método de fluxo óptico. Isso cria uma pirâmide de imagem que é realizada para diminuir o ruído na imagem e aumentar a escala na qual o filtro complexo é aplicado. Cada nível da pirâmide é uma versão reduzida do nível anterior. É identificado um pixel, chamado de pixel ativo, em algum nível da pirâmide para ser rastreado pelo método de fluxo óptico. O pixel ativo foi determinado pelos autores pela tentativa e erro buscando pelo pixel que produz os melhores resultados (DIAMOND; HEYNS; OBERHOLSTER, 2017).

As sequências de imagens foram capturadas a uma taxa de 225 fps por duas câmeras Dalsa de 4 megapixels e um computador dedicado foi utilizado para processar as imagens. O sistema de câmeras da marca GOM possui vários canais analógicos para digitais integrados que permitem sincronizar automaticamente as imagens gravadas para medições. O sistema da câmera foi calibrado com uma placa de calibração a uma distância de 450 mm, igual à distância da câmera ao acelerômetro. O sinal obtido pelo método do fluxo óptico é validado pelos resultados do acelerômetro e do vibrômetro a laser que mede diretamente a velocidade e o deslocamento.

Diamond, Heyns e Oberholster (2017) concluíram que o método do fluxo óptico é capaz de medir precisamente respostas de vibração muito pequenas, sendo a menor resposta medida aproximadamente 450 vezes menor que um único pixel na sequência de vídeo. Entretanto, eles constataram que o método do fluxo óptico é

sensível à quantidade de reamostragem para baixo realizada nas imagens, ou seja, não é possível reduzir o tamanho da imagem para aumentar a velocidade de processamento. Este método também é sensível à escolha do pixel ativo usado para calcular a resposta, pois o problema é localizar esse pixel sem dados de validação.

Outra técnica que pode ser usada para medir vibrações é o rastreamento tridimensional de ponto (3DPT). O 3DPT mede o movimento das estruturas em pontos discretos, sendo considerada barata e fácil de montar em alvos ópticos para monitorar todo o campo de visão da estrutura de interesse (POOZESH et al., 2017).

Poozesh et al. (2017) apresenta o uso da ampliação de movimento juntamente com o 3D-DIC e o 3DPT para identificar microvibrações que seriam imperceptíveis aos métodos 3D-DIC ou 3DPT (sem a ampliação de movimento). A abordagem (ampliação de movimento) é usada para melhorar a relação sinal ruído (SNR), aumentando o movimento sutil de estruturas nos dados medidos opticamente. São apresentados dois estudos de caso sendo o primeiro realizado em uma pequena viga cantilever com medidas de 240 mm × 25 mm × 3 mm (método 3D-DIC) e o outro numa lâmina de turbina eólica de 2,3 metros de comprimento (método 3DPT). Em ambos estudos de caso as imagens foram gravadas por um par de câmeras Photron SA2 com quatro megapixels (sensor CMOS de 2048 × 2048 pixels) e de alta velocidade (1080 fps).

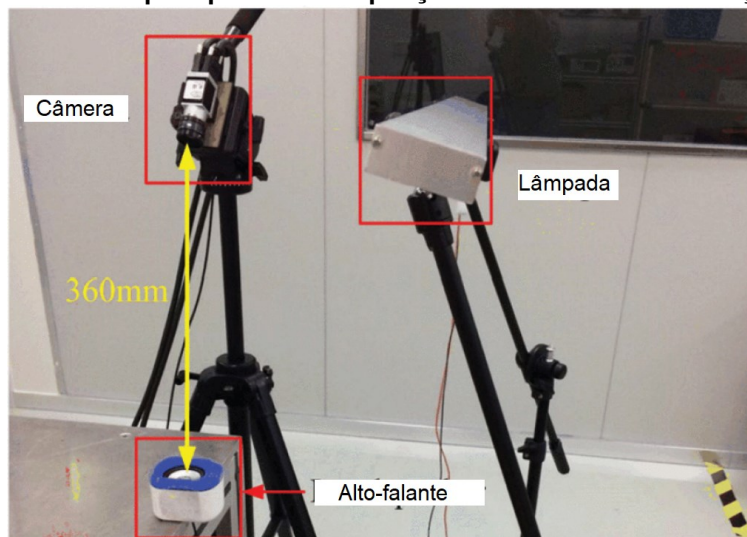
Para o experimento na viga cantilever de Poozesh et al. (2017) foram usadas, juntamente com as câmeras, lentes de 24 mm (AF Nikon 24 mm f/2.8D com o formato FX/35 mm) e um padrão manchado de preto e branco foi pintado na superfície da viga cantilever para monitorar o deslocamento 3D da área padronizada usando o método 3D-DIC. Os autores constataram que usar a técnica 3D-DIC para quantificar os movimentos ampliados nas imagens capturadas melhora a SNR sobre algumas faixas de frequência.

No experimento da lâmina da turbina eólica foram acopladas lentes de 14 mm (AF Nikon 14 mm f/2.8D com o formato de FX) nas câmeras Photron. Uma coleção de 42 alvos ópticos foi acoplada na lâmina para medir os deslocamentos 3D da lâmina. As sequências de imagens gravadas usando as câmeras de alta velocidade foram processadas usando algoritmos de ampliação de movimento baseados em fase e os movimentos ampliados nas imagens foram quantificados usando 3DPT para extrair as formas operacionais 3D da lâmina da turbina eólica. As medições foram validadas a partir de medições de acelerômetros também montadas na lâmina.

Nos experimentos realizados por Poozesh et al. (2017) a ampliação de movimento foi utilizada como pré-processamento para que em seguida fossem usadas outras duas técnicas (3D-DIC e 3DPT) para identificar a vibração e a deformação dos objetos monitorados.

Liu et al. (2019b) apresentaram um método capaz de extrair e visualizar os níveis de vibração não estacionários de um vídeo utilizando uma técnica de ampliação de movimento. O desempenho do método proposto por Liu et al. (2019b) é demonstrado em um experimento simulado e em um sistema de massa móvel não estacionário. Ambas gravações de vídeos foram realizadas com uma câmera Basler acA2000-340kc com capacidade para gravar até 340 quadros por segundo (fps) e com a lente Computar C-mount lens M1614-MP2 F1.4 f16mm 2/3”.

Figura 11 - Experimento utilizando uma câmera para capturar as imagens de vibração do diafragma do alto-falante para posterior ampliação de movimento e medição da vibração.



Fonte: Liu et al. (2019b).

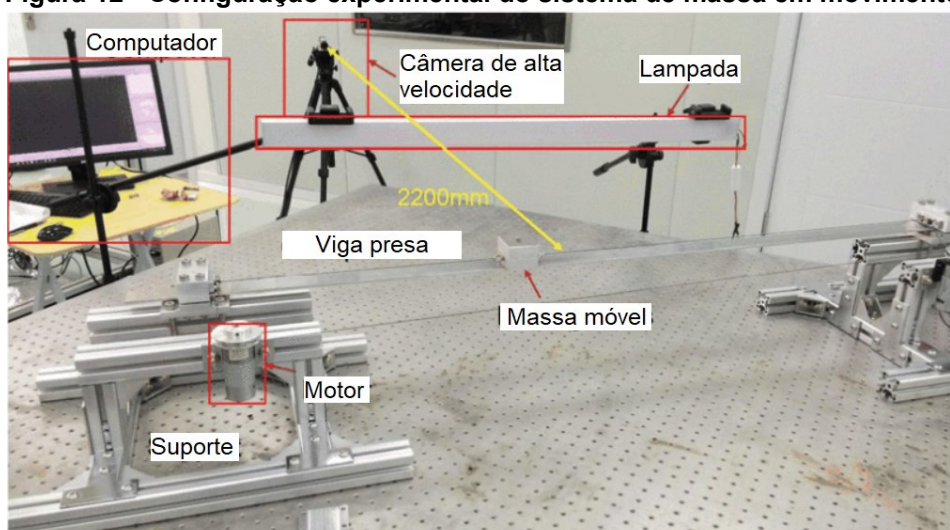
Na Figura 11 é apresentado o primeiro experimento de simulação de Liu et al. (2019b) no qual foram utilizados um alto-falante Bonks DX12, que contém canais com potência de saída de 3 Watts. A distância em linha reta entre o alto-falante e a câmera é de aproximadamente 360 mm. Um sinal simulado é primeiro convertido para ser uma fonte de áudio que é reproduzida no alto-falante. Em seguida, as vibrações do diafragma do alto-falante são gravadas pela câmera por um período de 10 segundos. As imagens são capturadas pela câmera com resolução de 400x200 pixels e taxa de quadros em 379 fps. Os autores possuíam à disposição uma lâmpada para iluminação caso a luminosidade interna fosse baixa. O sinal simulado imita a resposta

de vibração de um sistema não-estacionário comum, como por exemplo, o processo de desligamento de um rotor.

Assim como Liu et al. (2019b) utilizaram um alto-falante para realizar simulações, nesta proposta, os primeiros experimentos também foram realizados com a câmera capturando imagens do diafragma de um alto-falante, pois permite gerar vibração conhecida num ambiente controlado.

O segundo experimento (demonstrado na Figura 12) de Liu et al. (2019b) utilizou o seu método proposto para verificação de um sistema não estacionário real, ou seja, um sistema de massa móvel. O sistema de massa em movimento apresentado por Liu et al. (2019b) pode ser visto como um modelo de veículo pesado (por exemplo, um trem e uma carreta de transporte) passando por uma estrutura de ponte. A medição dos sinais de vibração não-estacionários é importante para o monitoramento de integridade estrutural (*Structural Health Monitoring* - SHM). Uma viga de alumínio é presa em ambos os lados por dois suportes montados em uma plataforma para isolamento da vibração. A câmera está posicionada na mesma altura do feixe de alumínio e separada pela distância aproximada de 2200mm em linha reta até a câmera. Impulsionado por um motor CC, o bloco de massa de alumínio pode deslizar na viga a uma velocidade constante.

Figura 12 - Configuração experimental do sistema de massa em movimento.



Fonte: Liu et al. (2019b).

Quando a massa desliza, a câmera registra a resposta de vibração do feixe preso. Neste experimento o vídeo foi gravado com taxa de quadros em 164 (fps) e

resolução da imagem bruta a 6000x100 pixels. Para acelerar a operação e reduzir os requisitos de memória, as imagens do vídeo foram reduzidas para 2400x40 pixels. Os movimentos dos vídeos foram ampliados em 100 vezes.

Para verificar a eficácia do método baseado na visão, Liu et al. (2019b) acoplaram um acelerômetro sob o feixe para registrar a vibração do feixe simultaneamente e comparar com os resultados obtidos pelo próprio método. Foi usado um acelerômetro JF2100 a 580 mm da extremidade esquerda da viga.

Liu et al. (2019b) relatam excelentes resultados (redução de ruídos e de artefatos, em comparação com a técnica phase-based video motion magnification – PVMM, a qual serviu de referência) no desempenho de seu método para observar características variáveis no tempo de sistemas não estacionários. Mas o processo de filtragem e ampliação de movimento são realizados em toda a imagem. Isso causa grande quantidade de processamento computacional, que segundo Liu et al. (2019b), pode ser melhorado com identificação das regiões que devem ser ampliadas utilizando pré-processamento de algoritmos avançados de reconhecimento de imagem e segmentação.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os problemas com os métodos tradicionais, o protótipo, a metodologia, e equipamentos e tecnologias deste trabalho.

3.1 Problemas com os métodos tradicionais

As técnicas de medições de vibração tradicionais requerem sensores com ou sem fio conectados fisicamente ao objeto, como acelerômetros fixados à estrutura. Embora esses sensores sejam confiáveis, sua instalação em estruturas maiores é um processo difícil e demorado e pode resultar no carregamento em massa de estruturas leves, alterando os dados da medição (YANG et al., 2017). Para aplicações de longo prazo, como monitoramento de integridade estrutural, é necessária uma manutenção significativa para o cabeamento (sensores com fio) ou para garantir a energia de baterias (sensores sem fio) (BAQERSAD et al., 2017).

Uma vantagem em utilizar a solução proposta neste trabalho é o fato das medições de vibração serem realizadas sem contato físico por meio de análise das imagens capturadas pela câmera. Esta proposta evita a demorada e difícil instalação de sensores em estruturas grandes, além de dispensar a manutenção de cabeamento em sensores com fio e recarga de baterias em sensores sem fio, tarefas que são apresentadas por Yang et al. (2017) e Baqersad et al. (2017). Esta proposta dispensa a aquisição de sensores, minimizando custos e facilitando a manutenção preditiva devido à redução de equipamentos necessários. No trabalho proposto também foi possível identificar a vibração em grande resolução espacial, atendendo a demanda apresentada por Yang et al. (2017).

Outra limitação das técnicas de contato é que fornecem apenas medições pontuais, no local em que o sensor foi instalado, produzindo baixa resolução de detecção espacial (YANG et al., 2017). Além disso, há muitas situações em que as técnicas de contato não são desejáveis ou difíceis de aplicar. Cita-se como exemplo, em objetos rotativos, aplicações de alta temperatura ou estruturas mecânicas difíceis de acessar (DIAMOND; HEYNS; OBERHOLSTER, 2017).

Outro problema com os sensores tradicionais se dá pela contínua utilização em ambientes operacionais, causando danos cumulativos, que geralmente levam à deterioração dos sensores quando utilizados por longos períodos, diminuindo sua eficiência para coleta dos sinais (LIU et al., 2019a). A degradação do sensor pode causar problemas pois os dados fornecidos por ele podem informar que a máquina está funcionando num estado melhor ou pior do que ela realmente funciona, dessa maneira o equipamento pode apresentar problemas e até mesmo parar de funcionar, enquanto o sensor deixou de perceber essa anomalia (LIU et al., 2019a). Esse é um problema que influencia as políticas de manutenção preditiva, pois altera a eficácia do prognóstico da saúde do equipamento.

Em comparação com os sensores tradicionais que são passíveis de redução de eficiência para coleta dos sinais, conforme citado por (LIU et al., 2019a), esta proposta se apresenta como uma boa alternativa, pois as imagens obtidas por câmera apresentam constantemente a mesma qualidade e serão processadas sempre pelo mesmo algoritmo. Caso ocorram problemas com a solução proposta, ela irá parar de funcionar e não apresentará dados incertos.

Segundo Neri, Paoli, Santus (2021), uma das técnicas frequentemente utilizada para medições de vibração sem contato é a Vibrometria a Laser Doppler (LDV). Essa técnica pode medir a velocidade da superfície de um alvo vibratório ao longo da direção da linha de visão do laser, usando o deslocamento Doppler da luz incidente dispersando o retorno ao sensor. Com isso, fornece medidas pontuais (local único) na estrutura e caracteriza-se pela alta sensibilidade e precisão, mas requer configurações caras (BARONE et al., 2019b).

Em comparação com os equipamentos comerciais para identificar a vibração sem contato (LDV) que possuem alto custo, tanto a técnica DIC quanto a que é proposta neste trabalho são consideradas com custos de implantação inferiores e utilizam câmeras de vídeo para capturar as imagens e posteriormente realizar processamento nesses vídeos.

Com o objetivo de ampliar a capacidade espacial utilizando a técnica LDV, foram desenvolvidos os sensores *Scanning Laser Doppler Vibrometer* (SLDV). O SLDV utiliza espelhos em movimento para alterar a direção do feixe de laser e medir a vibração em vários pontos em um tempo relativamente curto (BARONE et al., 2019a). Assim o SLDV fornece alta capacidade de detecção de resolução espacial sem a necessidade de sensor instalado nas estruturas ou induzindo o efeito de carga

em massa. No entanto, os dispositivos de medição são caros e executam medições sequencialmente, o que pode ser demorado e trabalhoso quando as áreas de detecção desejadas são grandes (YANG et al., 2017). Além disso, o posicionamento e a orientação exata dos raios laser de medição representam um problema crítico ao lidar com geometrias complexas (BARONE et al., 2019a).

Semelhante aos benefícios oferecidos por sensores SLDV, o protótipo desenvolvido neste trabalho também é capaz de detectar a vibração com alta resolução espacial por meio do processamento realizado nas imagens obtidas pela câmera do Raspberry Pi. A vantagem em utilizar a solução proposta é com relação ao custo de aproximadamente U\$155 do kit (Raspberry Pi 4, Câmera e *Display Touch Screen*) que é relativamente barato quando comparado ao alto preço (a partir de U\$23.000) do SLDV apresentado por Yang et al. (2017).

Como método alternativo sem contato, as câmeras de vídeo digital são relativamente baratas, ágeis e fornecem medições simultâneas com uma resolução espacial muito alta. Combinadas com algoritmos de processamento de imagem, por exemplo, correlação digital de imagem (DIC) e fluxo óptico, as medições baseadas em câmeras de vídeo foram usadas com sucesso para medir vibrações de vários tipos de estruturas (YANG et al., 2017).

A grande vantagem em utilizar o DIC é a possibilidade de medir a vibração de vários pontos simultaneamente (REU; ROHE; JACOBS, 2017). Entretanto, existem dois contrapontos do DIC: o primeiro ponto é a necessidade em montar um padrão de manchas na superfície da estrutura em que a vibração é medida. O segundo ponto é que as informações de vibração são obtidas realizando um grande número de cálculos computacionais. Considerando o grande custo computacional do DIC, não é possível processar os dados de imagem coletados em tempo real (PENG; ZEN; WANG, 2019).

Um dos benefícios da solução proposta neste trabalho em comparação ao DIC é a não obrigatoriedade de usar um padrão de mancha citada por Baqersad et al. (2017) e Peng, Zen e Wang (2019), porque neste trabalho a vibração é identificada por uma marcação vermelha fixada no motor. Isso permite identificar a área de interesse antes da coleta das imagens.

Poozesh et al. (2017) utilizaram amplificação de movimento para pré-processamento e posteriormente identificaram a vibração usando as técnicas de 3D-DIC e 3DPT. Nesta pesquisa a medição da vibração se dará apenas pela ampliação do movimento e sem estabelecer vários alvos ópticos, isto dispensa a necessidade de

incluir vários alvos ópticos no objeto a ser monitorado, facilitando a utilização da técnica proposta. Os autores de Poozesh et al. (2017) também usaram câmeras de 1080 fps enquanto nesta proposta é usada a câmera Raspberry que proporciona o máximo de 200 fps, ou seja, utilizaremos uma câmera com 5 vezes menos capacidade de fps, que implica em uma redução considerável no valor da câmera, em torno de mil dólares (não foi possível encontrar valores da câmera Photron SA2, mas pelas características, ela deve custar mais de mil dólares).

Além de utilizar câmeras para realizar a medição de vibração sem contato, outra contribuição deste trabalho é a possibilidade de realizar medições em tempo real definindo uma ROI nas imagens capturadas (SHANG; SHEN, 2019). Esta proposta atende as necessidades de realizar menos cálculos computacionais para identificar a vibração na estrutura, a qual é justificada segundo os autores Peng, Zen e Wang (2019).

Para que métodos de análise modal baseados em medições de câmeras de vídeo obtenham ampla aceitação, é desejável desenvolver métodos que utilizem as medições de vídeo sem preparação adicional da superfície a ser medida (YANG et al., 2017). Esta proposta atende às necessidades de medir a vibração sem um padrão de manchas na superfície da estrutura, a qual é justificada segundo os autores Peng, Zen e Wang (2019) e Yang et al. (2017).

Desta forma, a proposta deste trabalho tem capacidade para identificar a vibração sem contato físico e com grande abrangência espacial, pois a medição da vibração é realizada por análise de imagens capturadas pela câmera do Raspberry Pi. Esta análise foi processada num Raspberry Pi 4, iniciando pela identificação da área de interesse (ROI), passando pela identificação e localização do ponto vermelho e por final os movimentos de um quadro (imagem) para o outro serão aumentados com o método de ampliação de movimento.

O medidor de vibração a laser VGO-200 não é capaz de medir a vibração em mais de um ponto simultaneamente. Isso significa que para identificar a vibração em dois pontos, uma pessoa deve apontar manualmente o laser do VGO-200 para a nova direção. Com o protótipo desta pesquisa, a vibração poderá ser identificada em múltiplas áreas de interesse, sendo esta uma contribuição importante pois dispensa o apontamento manual do protótipo desta pesquisa.

Além disso, a arquitetura sugerida, se comparada com soluções comerciais, tem um custo significativamente menor, pois a solução proposta custa em torno de

U\$155 e a solução comercial, medidor de vibração a laser VGO-200, é vendida por aproximadamente U\$23.000 (conforme Anexo A). Ambas possuem o mesmo propósito (identificar vibrações sem contato), a diferença é que a solução comercial usa laser e não permite identificar a vibração em mais de um ponto simultaneamente, enquanto a solução proposta neste trabalho permite identificar a vibração em múltiplos pontos de interesse e usa uma câmera para capturar as imagens. Outro ponto a considerar é o pequeno tamanho do protótipo, que facilita sua movimentação e medição em diferentes locais.

Em seguida é apresentada a proposta, a metodologia e os equipamentos utilizados no desenvolvimento do protótipo deste trabalho.

3.2 Protótipo

Desta forma desenvolveu-se um sistema, chamado Sistema de Identificação de Vibrações em Vídeo por Ampliação de Movimento – SIVVAM, que visa identificar o nível de vibração em motores sem contato físico e proporciona alertas quando a vibração estiver acima do recomendado.

O SIVVAM utiliza a Câmera Raspberry Pi para capturar as imagens que são processadas no Raspberry Pi 4. O processamento utiliza o método de Magnificação de Vídeo Euleriana (EVM) para ampliar os pequenos movimentos. Entretanto, o EVM não é capaz de identificar automaticamente a distância entre a câmera usada e o motor monitorado. Desta maneira a câmera foi posicionada a 150 mm de distância do motor.

O SIVVAM foi desenvolvido com a linguagem de programação C++ e o algoritmo EVM para identificar o nível de vibração. Realizou-se uma adaptação no método EVM. Como não é preciso ver o vídeo amplificado colorido, as imagens foram convertidas para escala de cinza. Assim, não é necessário realizar a reconstrução do vídeo e nem mesmo salva-lo em disco. Essa alteração foi realizada para reduzir o tempo de processamento do EVM.

A contribuição computacional desta proposta é a adição da capacidade de medir a vibração do objeto monitorado e geração do gráfico dessa vibração. A principal vantagem deste protótipo é que a medição do nível de vibração é realizada em tempo

real, ou seja, a câmera captura as imagens e o algoritmo as processa sem a necessidade de salvar o vídeo para ser processado em outro dispositivo.

Uma das contribuições deste trabalho para a manutenção preditiva é a identificação contínua dos níveis de vibração das máquinas rotativas. Esta proposta atende a necessidade de monitoramento contínuo e em tempo real das condições de máquinas rotativas a qual é justificada segundo os autores Yildirim et al. (2019) e Yu (2019). Também é justificada por Langarica et al. (2019) ao mencionarem a importância, para a manutenção preditiva, de identificar falhas nos equipamentos em estágios iniciais.

As técnicas de manutenção preditiva populares utilizam instrumentos que dependem de contato físico com o objeto para realizar o monitoramento, desta maneira são dependentes de sensores e cabeamentos. Nesta proposta não são necessários cabos e sensores conectados fisicamente ao objeto monitorado, conseqüentemente há redução de custos e melhoria no processo de manutenção, pois, segundo Liu et al. (2019a), cabos e sensores também falham e podem gerar leitura incorreta dos dados de vibrações.

Esta proposta, assim como o trabalho de Liu et al. (2019b), utiliza ampliação de movimento para identificar o nível de vibração. Entretanto, existem 3 diferenças bem evidentes. Liu et al. (2019b) se concentraram em vibrações não estacionárias, utilizando uma câmera com alta capacidade de fps e o processamento foi realizado em toda a imagem. Nesta proposta são observadas as vibrações estacionárias, utilizando uma câmera que captura uma quantidade média de fps e definição da ROI para evitar o processamento de toda a imagem capturada. Esta ação visa reduzir o tempo de processamento, apresentando mais uma contribuição dessa proposta, permitir a utilização da capacidade de processamento disponível para medir o nível de vibração em mais de uma região (ROI) da imagem simultaneamente.

Uma das contribuições desse trabalho é a identificação do nível de vibração sem contato em máquinas rotativas por meio da análise das imagens capturadas pela câmera do Raspberry Pi. Esta proposta atende à necessidade de evitar a instalação adicional de sensores e retromontagem em máquinas antigas a qual é sugerida pelos autores Strauß et al. (2018).

Assim como Liu et al. (2019b) utilizaram um alto-falante como experimento, nesta proposta, os primeiros testes também foram realizados com a câmera capturando imagens do diafragma de um alto-falante, pois permite gerar vibrações

conhecidas. Após esses primeiros testes no alto-falante, foram realizados experimentos com motores elétricos para identificar seus níveis de vibração.

O SIVVAM atende à necessidade de monitoramento contínuo e em tempo real das condições de máquinas rotativas o que é justificado segundo os autores Yildirim et al. (2019) e Yu (2019). Também é considerada importante por Langarica et al. (2019) ao mencionar a importância, para a manutenção preditiva, de identificar falhas nos equipamentos em estágios iniciais. A implementação em tempo real é possível porque o processamento é realizado em uma parte menor (ROI) da imagem.

Outra contribuição deste trabalho para a manutenção preditiva é a emissão de um alerta quando os níveis de vibração estiverem muito altos (zona C ou D) para determinado motor por meio da análise e comparação dos níveis de vibração sugeridos na ISO 10816-3. Esta proposta atende à necessidade de reduzir o risco de paradas inesperadas e sugerir a manutenção do equipamento quando os níveis de vibração estiverem muito altos, estas necessidades são propostas segundo os autores Yildirim et al. (2019) e Yu (2019). Esta proposta também atende a necessidade de reduzir o ruído excessivo, evitar o afrouxamento dos elementos de fixação como as porcas, evitar o desgaste veloz de rolamentos e engrenagens que são propostas por Rao (2017).

Tendo em vista que segundo Peng, Zen e Wang (2019) o sistema vibrômetro a laser é considerado caro, outra contribuição desta proposta é o menor custo para medir a vibração com alta abrangência espacial e sem nenhum efeito de carga em massa (sem contato físico). Nesta proposta não é necessário fixar nenhum componente no motor para medir sua vibração, pois essa medição é realizada no Raspberry Pi analisando as imagens capturadas pela Câmera do Raspberry Pi.

Se comparada a outras soluções comerciais que identificam a vibração sem contato, pode-se citar que outra contribuição deste trabalho é o custo reduzido para realizar a mesma tarefa (identificar vibração sem contato). Esta proposta atende à necessidade de reduzir o investimento em sensores e custos operacionais proporcionados pela manutenção preditiva, o que é justificado segundo os autores Langarica et al. (2019) e Liu et al. (2019a).

Desta forma, percebe-se a importância da medição de vibração para máquinas rotativas, conforme declarado por Shah et al. (2013), Rao (2017) e Vishwakarma et al. (2017) que evidenciam a relevância do monitoramento desta característica para o bom e contínuo funcionamento das máquinas. Esta proposta visa

contribuir para a medição de vibração dos motores, com a vantagem principal de realizar essa medição sem contato e permitir o monitoramento de múltiplos pontos de interesse. O algoritmo/sistema desenvolvido nesta proposta foi executado numa SBC de custo relativamente baixo, ou seja, aproximadamente U\$155, ao invés dos equipamentos encontrados no mercado que têm custo a partir de U\$300 para sensores comuns e aproximadamente U\$23.000 para soluções sem contato (conforme Anexo A) e que precisam estar encostados ao motor para realizar a medição por contato, a exemplo do AS63B.

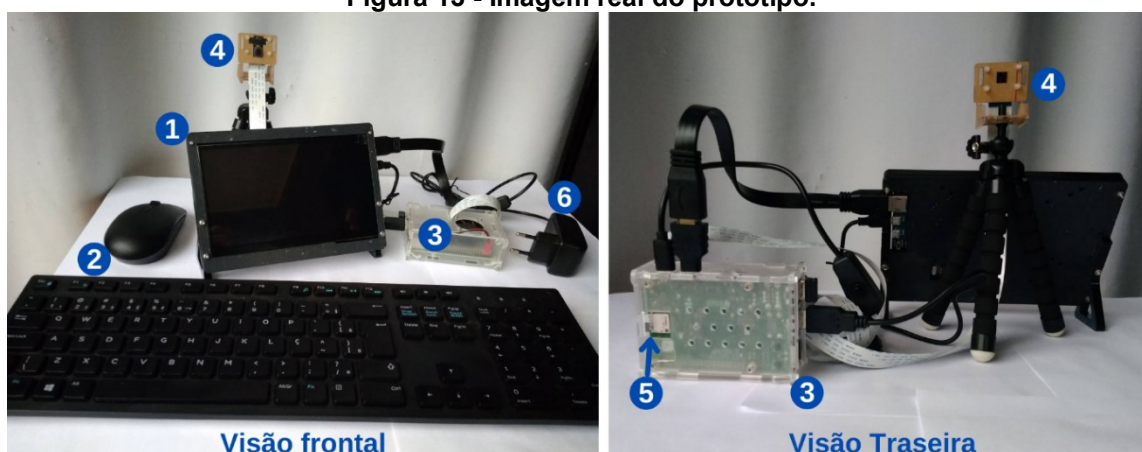
Esta proposta também inova ao usar o algoritmo EVM para auxiliar na manutenção preditiva, utilizando este algoritmo para amplificar e identificar os níveis de vibração em motores elétricos.

O SIVVAM é composto pelos seguintes componentes: *Display Touch Screen* de 7"; Mouse e teclado; Raspberry Pi 4 model B de 4 GB; Raspberry Pi câmera V2 8MP; Cartão de memória classe 10 de 16 GB; Sistema operacional Raspberry Pi OS; Linguagem de programação C++; Biblioteca de visão computacional – OpenCV; e método de Magnificação de Vídeo Euleriana. Estes itens serão melhor descritos nas próximas seções.

3.3 Equipamentos e tecnologias

Para o desenvolvimento desta solução computacional foram utilizados os hardwares e softwares descritos a seguir. Inicialmente, na Figura 13 é apresentada a visão frontal e traseira do protótipo:

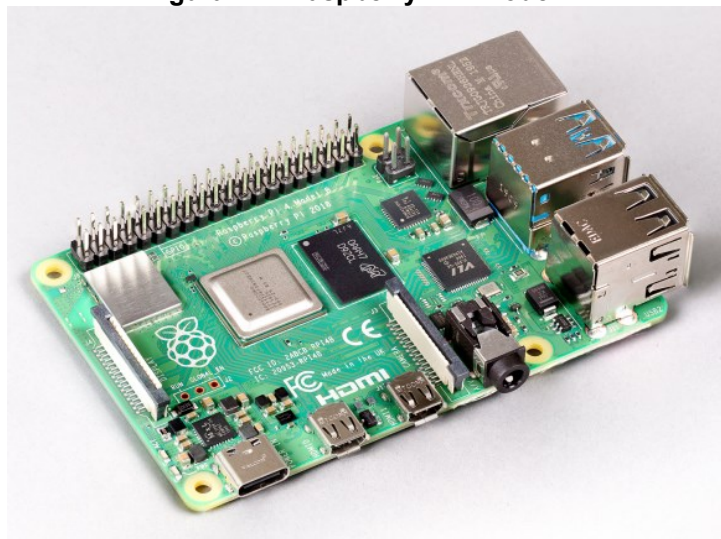
Figura 13 - Imagem real do protótipo.



Fonte: Autoria própria.

1. Display Touch Screen de 7": Através da porta HDMI do Raspberry, o display apresenta as imagens sem a necessidade de utilização de outro monitor maior e mais pesado. Facilita o deslocamento do projeto quando necessário. O Display Touch Screen de 7 polegadas pode exibir as imagens do Raspberry Pi nas resoluções de 1024x600 e 800x480. Devido ao fato do display possuir a função Touch Screen, ele é sensível ao toque e pode eliminar a necessidade de utilização de um mouse.
2. Mouse e teclado: Estes itens são usados para não depender exclusivamente do Display Touch Screen para alterar as configurações de testes.
3. Raspberry Pi 4 modelo B: O Raspberry Pi é um computador de placa única (Figura 14), isso significa que diferente dos computadores tradicionais, em que é necessário adquirir os componentes como placa mãe, processador, memória, disco de armazenamento e fonte, para o Raspberry Pi é preciso comprar separadamente uma fonte de alimentação (padrão USB-C de 15W) e o disco de armazenamento, que é um cartão de memória.

Figura 14 - Raspberry Pi 4 Model B.



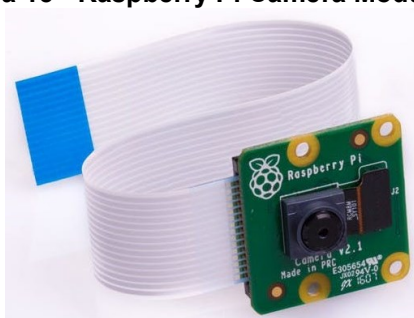
Fonte: Raspberry Pi Foundation (2021).

Segundo Raspberry Pi Foundation (2021), atualmente, são vendidos três modelos do Raspberry Pi com valores que variam de 35 a 75 dólares. Neste projeto é utilizado o Raspberry Pi 4 modelo B com 4GB de memória RAM e as suas principais especificações são: processador Quad core Cortex-A72 1.5GHz;

memória RAM de 4GB LPDDR4-3200 SDRAM; 4 portas USB, sendo 2 USB 3.0 e 2 USB 2.0; 2 portas micro HDMI; 1 porta CSI para câmera do Raspberry Pi; capacidade de 1 cartão Micro SD para carregar sistema operacional e armazenamento de dados.

4. Raspberry Pi câmera V2 8MP: A Raspberry Pi Foundation projetou módulos de câmera dedicados para o Raspberry Pi (PAJANKAR, 2017). Na Figura 15 é apresentada uma imagem da câmera utilizada neste projeto. Esta câmera de 8 megapixels é conectada na porta CSI do Raspberry.

Figura 15 - Raspberry Pi Câmera Module v2.



Fonte: Raspberry Pi Foundation (2021).

Através da porta CSI, a câmera Pi se conecta diretamente à GPU do Raspberry. Como está anexado à GPU, há apenas um pequeno impacto na CPU, deixando-a disponível para outro processamento. A diferença entre a câmera Pi e uma webcam USB é que a Câmera Pi tem um desempenho melhor e uma taxa de quadros maior com a codificação de vídeo h.264 (PAJANKAR, 2017). A Câmera Pi pode capturar imagens nas seguintes resoluções: 1920x1080p 30fps, 1280x720p 60fps, 640x480p 90fps e 640x480p 200fps.

5. Cartão de memória classe 10 de 16 GB: Tendo em vista que o Raspberry Pi não acompanha nenhum dispositivo de armazenamento, é necessário um cartão microSD (Figura 16) com pelo menos 8 GB de armazenamento que fica acoplado na parte de trás do Raspberry Pi. Um cartão da classe 10 é recomendado, pois a velocidade de transferência de dados com a classe 10 é melhor. O cartão é utilizado para instalação do sistema operacional Raspberry Pi OS e armazenamento secundário (PAJANKAR, 2017).

Figura 16 - Cartão de memória Micro SD Classe 10 com capacidade de armazenamento de 16 GB.



Fonte: Pajankar (2017).

6. Fonte de alimentação: Este item é usado para ligar o Raspberry Pi e demais componentes conectados a ele.
7. Sistema operacional Raspberry Pi OS: este é o sistema operacional oficial para ser usado no Raspberry Pi e foi desenvolvido pela Raspberry Pi Foundation. Um sistema operacional é o conjunto de programas e utilitários básicos que fazem o computador funcionar. É uma interface entre o usuário e o computador. Este sistema operacional é gratuito e baseado na popular distribuição Linux, Debian (PAJANKAR, 2017).
8. Linguagem de programação C++: esta é uma das linguagens de programação mais influentes e popularmente utilizada no mundo todo. É uma linguagem de programação compilada, de alto desempenho, orientada a objetos de baixo nível do sistema e alto nível. Ela possui dezenas de algoritmos e bibliotecas para pesquisa regular, sistemas de arquivos e programação paralela. Há também outras bibliotecas de alto desempenho para gráficos, programação de jogos, aprendizagem de máquinas e inteligência artificial, processamento de som, processamento de imagens e visão computacional, entre outros (CYGANNEK, 2021).
9. Biblioteca de visão computacional – OpenCV: OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) é uma biblioteca de software de visão computacional e aprendizado de máquina de código aberto. A biblioteca possui mais de 2500 algoritmos otimizados, que incluem um conjunto abrangente de algoritmos clássicos e avançados de visão computacional e aprendizado de máquina. A biblioteca OpenCV pode ser usada nos sistemas operacionais Android, Windows e distribuições Linux e por algumas linguagens de programação como Java, C++ e Python (OPENCV TEAM, 2020).
10. Algoritmo EVM é a implementação de um método que utiliza como entrada um vídeo e aplica a decomposição espacial, seguida de filtragem temporal nos

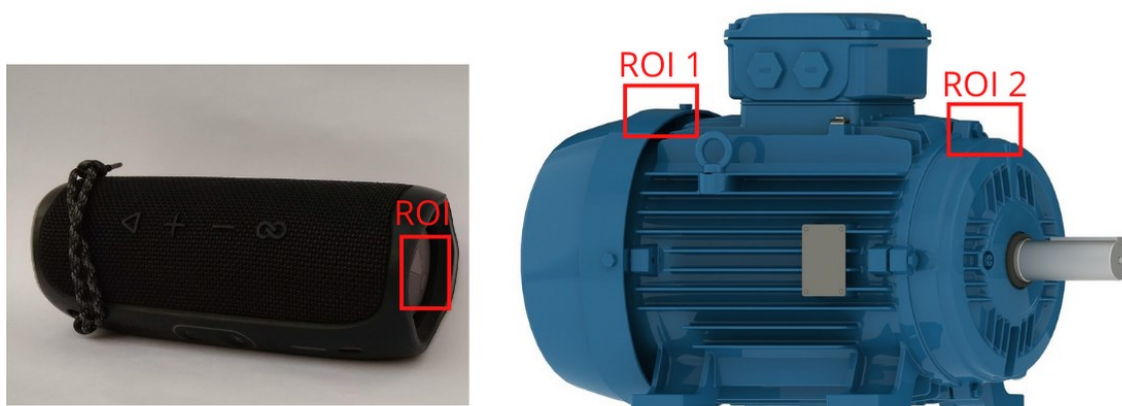
quadros do vídeo. O resultado da decomposição e filtragem são amplificados para revelar informações imperceptíveis a olho nu nos vídeos. Além disso, uma contribuição desta proposta é a implementação de um método para selecionar áreas de interesse nas imagens capturadas, a fim de processar apenas partes da imagem. Desta forma, esta particularidade permite a construção de um algoritmo mais rápido gerando baixo custo computacional e alta performance, pois o processamento é executado em parte da imagem, e não na imagem inteira.

3.4 Metodologia

Para ampliar os movimentos dos motores e identificar o nível de vibração, foi replicado o método EVM, codificado na linguagem de programação C++, a fim de possibilitar a execução no Raspberry Pi OS e melhorar o tempo de processamento, diferentemente de Wu et al. (2012) que codificaram o EVM na linguagem de programação Matlab.

Assim como na primeira simulação de Liu et al. (2019b), os primeiros testes e ajustes para identificar vibrações usando o SIVVAM foram realizados com imagens da câmera que capturou vídeos do diafragma de um alto-falante e ROI definido, conforme Figura 17. Desta maneira reproduziu-se um áudio que gerou vibrações, com a expectativa de que o SIVVAM identificasse o nível de vibração do diafragma do alto-falante. Entretanto, este experimento não funcionou conforme esperado e será apresentado no próximo capítulo.

Figura 17 - Regiões de interesse identificados no diafragma do alto-falante e no motor.



Fonte: Autoria própria.

Na próxima etapa, foram realizados experimentos com vídeos capturados previamente de um motor elétrico em funcionamento e da vibração identificada pelo medidor de vibração do tipo caneta ITMVDC-650. Assim, foi possível calibrar o sistema utilizando níveis de vibração conhecidos e realizar testes de desempenho com diferentes quantidades de fps, a fim de identificar o nível mínimo de fps necessário para obter bons resultados. A Figura 17 apresenta as ROIs 1 e 2 posicionados no motor, que são as regiões de interesse em que há maior probabilidade de haver vibrações verticais, pois, abaixo desses locais, os rolamentos estão posicionados. Para realizar os testes, foi montada uma bancada de testes num laboratório de mecânica com um motor usado da marca Weg, modelo AL63, trifásico, 160 mm de altura e 3360 RPM, apresentado na Figura 18.

Figura 18 – Apresentação do motor utilizado nos testes.



Fonte: Autoria própria.

Em seguida, foram realizados ajustes no algoritmo EVM para identificar o nível de vibração em tempo real, utilizando Raspberry Pi câmera V2, visto que existem diferenças entre o processamento de um vídeo previamente gravado e o processamento de um vídeo em tempo real, sendo o processamento em tempo real um dos objetivos deste trabalho.

Vale destacar que, neste trabalho, o tempo real é compreendido como a gravação de um vídeo de 5 segundos e posterior processamento desta gravação. Então, ocorre um pequeno atraso de 40 segundos entre o momento da vibração e sua identificação pelo SIVVAM. Para obter resultados mais precisos é recomendado fazer a leitura de, no mínimo, 10 vídeos, o que resulta em 6 minutos e 40 segundos de atraso. Contudo, esse atraso não deve afetar a manutenção preditiva, pois os motores

tendem a apresentar problemas ao longo do tempo, que vão agravando constantemente seu nível de vibração.

A câmera do Raspberry foi configurada para capturar imagens a 640x480 e 200 fps. Conforme apresentado na Figura 19, a câmera foi posicionada a 150 milímetros de distância e na mesma altura do motor monitorado, possibilitando a medição da vibração vertical do motor.

Figura 19 – Distância entre ROI no motor e a câmera.



Fonte: Autoria própria.

A ROI no motor é definida automaticamente através da identificação dos pontos vermelhos pintados no motor. Na imagem em padrão RGB, foram identificados os pixels mais vermelhos através do cálculo “ $\text{grau_vermelho} = R \cdot 2 - (G+B)$ ”. Desta maneira, sempre que a variável grau_vermelho ficar com valor positivo, significa que esse pixel é predominantemente vermelho. Por fim, os centros das bolhas vermelhas são definidos como o centro da ROI.

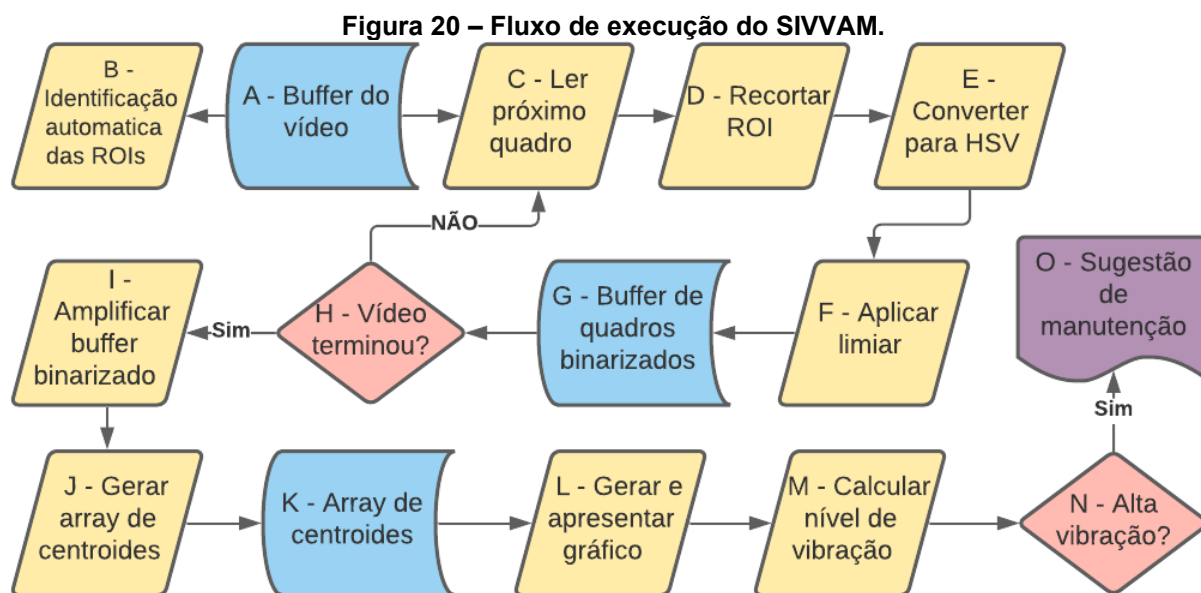
Após ser identificado o nível de vibração de um ponto de interesse no motor, foram realizados testes com outras distâncias e com duas ROIs simultaneamente. Essas alterações foram realizadas para comparar o desempenho do hardware e identificar a quantidade máxima de pontos de interesse simultâneos que a solução proposta pode medir o nível de vibração.

Com o sucesso das etapas anteriores, os níveis de vibração são analisados, e, se necessário, a manutenção preditiva é sugerida. Como resultado, esta solução

computacional apresenta um alerta quando o nível de vibração é muito alto para determinada altura de motor, baseando-se na ISO 10816-3.

Para validar os resultados obtidos pela solução proposta, os níveis de vibrações identificados neste trabalho foram comparados com os níveis de vibração mensurados por um equipamento comercial.

A Figura 20 apresenta o fluxo de implementação e execução do SIVVAM.



Fonte: Autoria própria.

O SIVVAM inicia sua execução fazendo um buffer de 5 segundos do vídeo de 640x480 com taxa de 200 fps salvando-o no armazenamento secundário (cartão de memória). Em seguida, as imagens capturadas são carregadas para a memória principal, gerando o buffer de entrada do vídeo representado pela **etapa A** da Figura 20. A **etapa B** é responsável por identificar os pontos vermelhos no motor e fazer a ROI retangular automaticamente.

Na **etapa C** o SIVVAM faz as leituras dos quadros. A área de interesse (ROI) é identificada e recortada na **Etapa D**, reduzindo o tamanho do quadro para ficar do tamanho da ROI. Na **etapa E**, o quadro da área de interesse é convertido para o padrão de cores HSV – *Hue, Saturation and Value*, para facilitar a identificação dos pontos vermelhos fixados no motor em funcionamento. Na **etapa F**, é aplicado um limiar, configurado conforme os valores da Figura 21 (A) para filtrar apenas a cor vermelha. A Figura 21 (B) apresenta os pontos vermelhos pintados no motor. Através dos valores de limiar da etapa anterior, esses pontos vermelhos são convertidos para

duas bolhas brancas com fundo preto (quadro binarizado – pixels brancos e pretos). A **etapa G** é um buffer de quadros binarizados contendo várias imagens com duas bolhas, apresentado na Figura 21 (C), que são o resultado da aplicação do limiar. A **etapa H** faz um teste para verificar se todos os quadros do vídeo foram lidos. As etapas C até a H se repetem até que todos os quadros do vídeo estejam no buffer de quadros binarizados.



Fonte: Autoria própria.

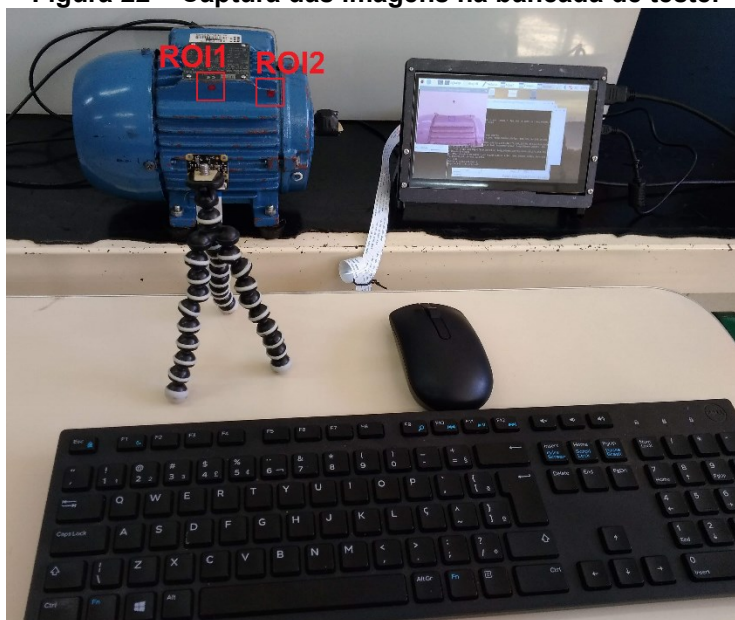
Na **etapa I**, quando o vídeo é binarizado por completo, inicia-se a amplificação de movimento usando o método EVM e sua implementação em C++ pode ser consultada no Anexo B. A **etapa J**: gera o vetor (*array*) de centroides das bolhas binárias amplificadas pelo EVM e a **etapa K** representa o vetor desses centroides. Na **etapa L** o gráfico é gerado a partir da coordenada Y (eixo vertical) de cada centroide. Na **etapa M** é calculado o nível de vibração, com base na diferença entre o ponto máximo e mínimo do eixo Y dos centroides. Esse resultado, então, é dividido pelo valor de vibração conhecido. A **etapa N** é um teste comparando se o nível de vibração é maior do que o recomendado pela ISO 10816-3 e em casos afirmativos, a **etapa O** é acionada, apresentando um alerta sugerindo a manutenção do motor.

Para o algoritmo não perder desempenho escrevendo e lendo o vídeo binarizado no cartão de memória, este vídeo (mostrando apenas o ponto de interesse) é salvo num buffer na memória RAM, para que em seguida seja realizada a amplificação de movimento utilizando o método EVM, e, por final, seja gerado um vetor com as posições do centro da mancha.

Na Figura 22 pode-se observar a captura das imagens utilizando o motor de indução Weg AL63 em uma bancada de testes. No eixo foi acoplado uma chaveta, em

que pela ação da força centrífuga, proporciona o desbalanceamento simulado de todo o sistema. O primeiro ponto é identificado como ROI1 que é apresentado próximo ao centro do motor. A ROI2 fica mais próxima do eixo do motor. Na Figura 22 é apresentada a leitura a uma distância de 15 cm.

Figura 22 – Captura das imagens na bancada de teste.



Fonte: Autoria própria.

Figura 23 – Leitura dos níveis de vibração utilizando o medidor de vibração. ROI1 à esquerda e ROI2 à direita.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 23 apresenta a leitura das vibrações utilizando a caneta ITMVDC-650 nos dois pontos de interesse. Observa-se que a ROI1 possui vibração em 6.4

mm/s, enquanto a ROI2, que se encontra mais próxima do eixo desbalanceado, apresenta 24 mm/s de vibração.

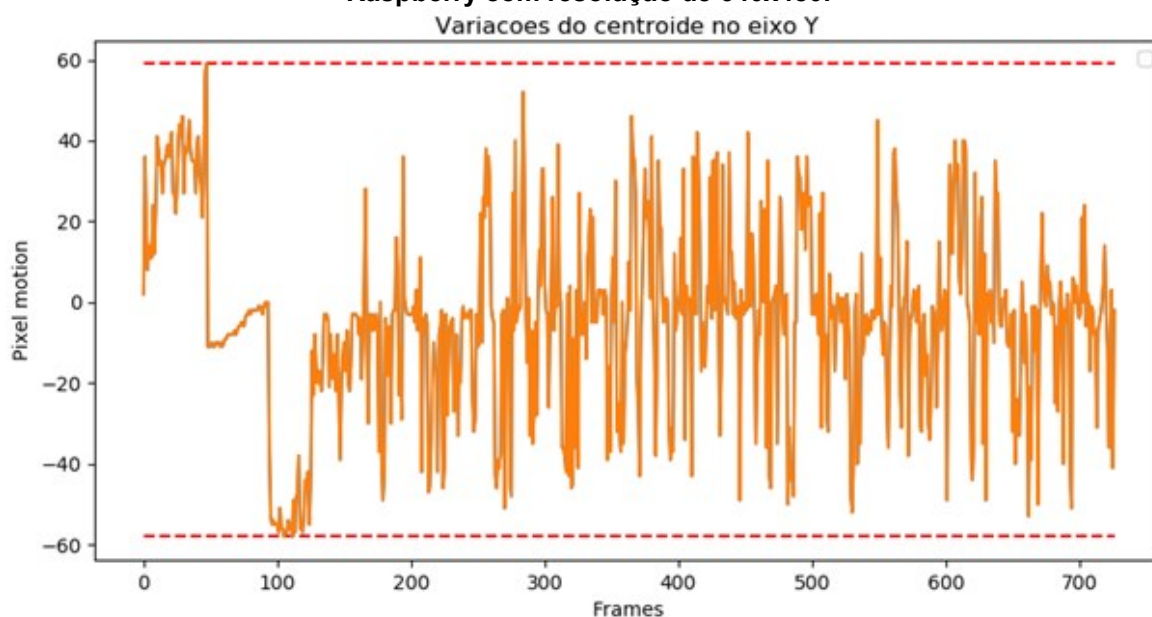
Na Figura 24 pode-se observar que no início de todos vídeos capturados a câmera se adapta às cores do ambiente e causa uma grande variação de cores capturadas pelo sensor da câmera, alterando também a intensidade de vermelho nas marcas feitas no motor. Essa variação é bastante perceptível nos primeiros 200 quadros do vídeo e por esse motivo estes quadros são descartados. Apesar disso, a variação de cores continua acontecendo durante todo o vídeo, mas em menor proporção.

Figura 24 – Diferença de cor entre os primeiros 200 quadros do vídeo.



Fonte: Autoria própria.

Figura 25 – Leitura imprecisa na vibração inicial causado pelo ajuste de cores da câmera Raspberry com resolução de 640x480.



Fonte: Autoria própria.

Caso os primeiros frames não sejam removidos, a marcação vermelha não é identificada corretamente no motor, gerando um padrão de vibração impreciso que pode ser observado nos primeiros 150 quadros da Figura 25. As linhas vermelhas representam a distância máxima e mínima de deslocamento dos pixels, neste caso 60 e -58, respectivamente. Este gráfico é gerado considerando apenas as bolhas geradas pela amplificação do EVM. Quando o movimento acontece para cima, tem-se a criação das bolhas representada na Figura 26 (a). Na Figura 26 (b), além de formar bolhas para cima, também são formadas bolhas laterais, essas são ruídos causados pela variação de cores capturadas pela câmera. A amplificação de movimento para baixo é apresentada na Figura 26 (c).

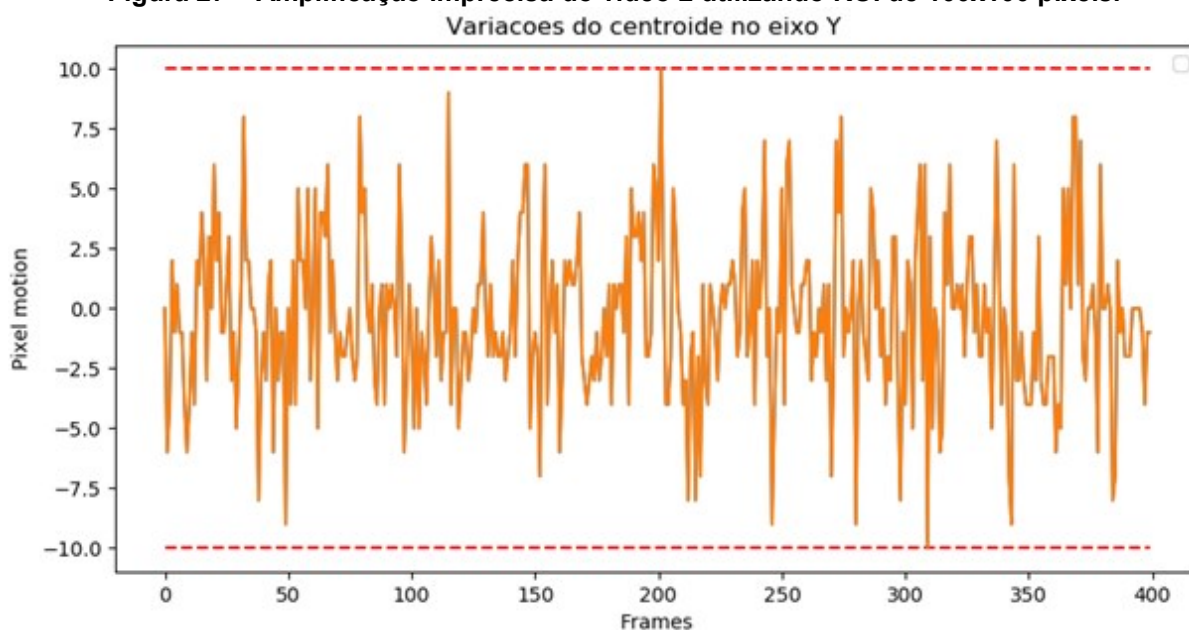
Figura 26 – Bolhas geradas pela amplificação de movimentos do EVM.



Fonte: Autoria própria.

Sem utilizar ROI, o tempo médio de processamento para amplificação de cada quadro com tamanho 640x480 é 99.78 ms, mas com a utilização da ROI de 100x100 pixels, o tempo médio de processamento é de 5.20 ms por quadro. Obteve-se um tempo médio de 11.10 ms utilizando a ROI de 150x150. Com a ROI de 200x200, o tempo médio de processamento é 15.36 ms. Entretanto, utilizando-se uma ROI de 100x100, o tamanho possível de amplificação é reduzido. Isso faz com que a amplitude de deslocamento dos pixels seja menor, conforme apresentado na Figura 27.

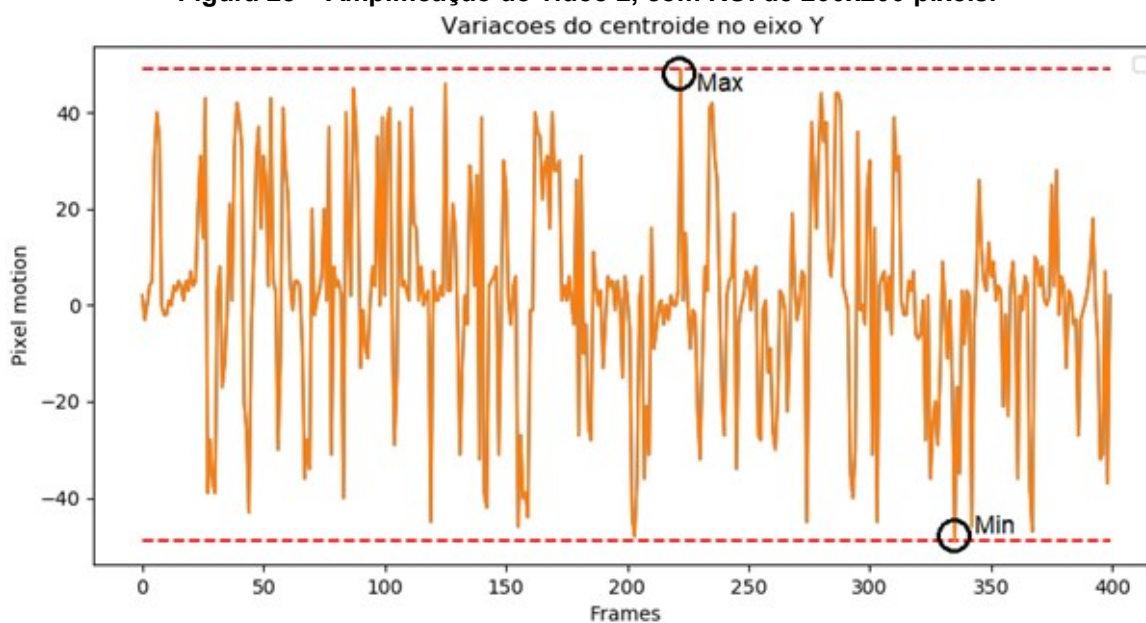
Figura 27 – Amplificação imprecisa do vídeo 2 utilizando ROI de 100x100 pixels.



Fonte: Autoria própria.

Quando a ROI é definida com tamanho de 200x200 pixels, a amplificação é maior, não se limitando ao tamanho do quadro, conforme apresentado na Figura 28. Isso justifica a utilização da ROI de 200x200.

Figura 28 – Amplificação do vídeo 2, com ROI de 200x200 pixels.



Fonte: Autoria própria.

Para a calibração do SIVVAM, foram utilizados cinco vídeos como padrão, com intuito de identificar a quantidade de pixels que são necessários para

corresponder a 1 mm de deslocamento com distância de 15 cm entre a câmera do Raspberry e o motor monitorado. Foi subtraído o ponto máximo e mínimo (identificados por dois círculos pretos na Figura 28) do eixo Y dos centroides amplificados dos últimos 400 quadros de cada vídeo, já que estes representam os últimos dois segundos de captura do vídeo e menor instabilidade nas cores capturadas pela câmera. Utilizando como base os resultados apresentados na Figura 28, pode-se observar que as linhas vermelhas representam a distância máxima (45) e mínima (-43) de deslocamento dos pixels. A diferença entre esses valores é de 98 pixels. Portanto, para o vídeo 2 a movimentação de 98 pixels corresponde à vibração de 24mm/s lidos pela caneta medidora de vibração na ROI2 apresentada na Figura 23.

O Quadro 3 apresenta a quantidade de movimentação de pixels e a diferença entre o mínimo e máximo de cinco vídeos com vibração de 24mm/s.

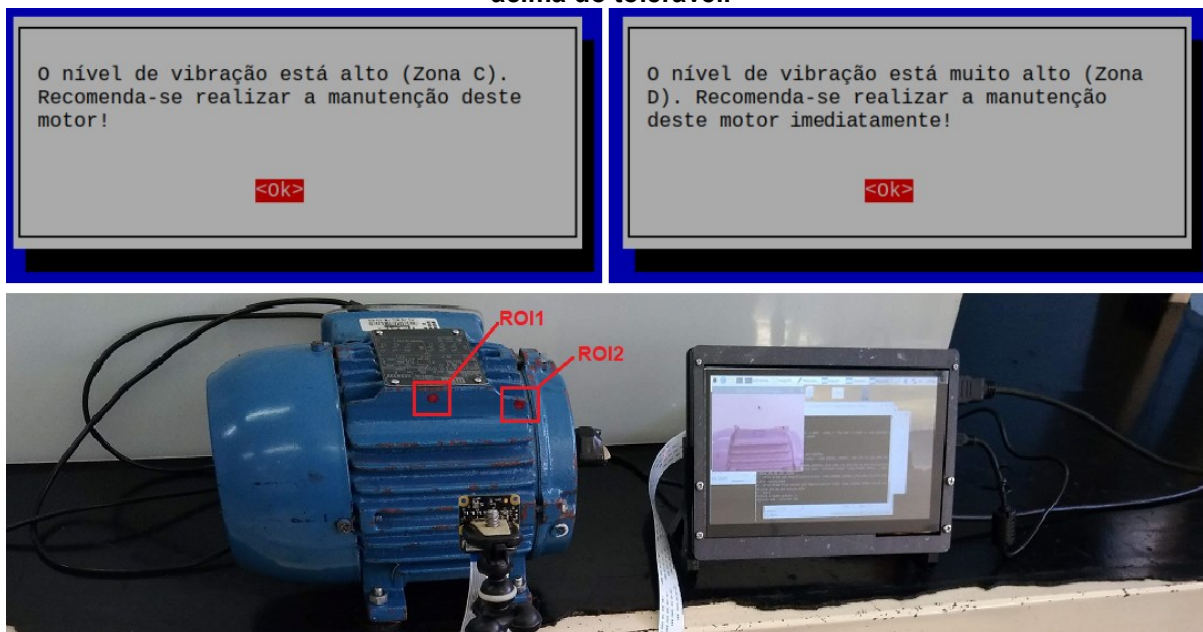
Quadro 3 – Diferença entre valores mínimos e máximos de deslocamento de pixels amplificados.

Vídeo	Diferença entre Min e Max	Vibração	Pixels para cada mm
1	104	24mm	4,33
2	98	24mm	4,08
3	97	24mm	4,04
4	101	24mm	4,21
5	106	24mm	4,42
Média estimada para 24 mm de vibração			4,217

Fonte: Autoria própria.

Para cada vídeo, a diferença entre o ponto máximo e mínimo dos pixels é dividida por 24 (mm/s, valor padrão identificado com o medidor comercial), e apresentada na coluna “Pixels para cada mm” do Quadro 3. Utilizando como padrão os cinco valores desta última coluna do quadro, foi realizada a média e representada na última linha. Desta maneira obteve-se o valor de 4,217 pixels para cada mm de vibração. Por isso, no quadro de calibração, os valores ficaram dentro do esperado, que são 5% para mais ou para menos. Ao fazer novas estimativas de vibração, o valor da diferença entre máximo e mínimo de deslocamento dos pixels é dividido por 4,217 para estimar o nível de vibração.

Figura 29 – Alertas do SIVVAM informando que a vibração em pelo menos uma das ROIs está acima do tolerável.



Fonte: Autoria própria.

Por fim, quando o nível de vibração é alto para o motor monitorado, o SIVVAM emite um dos alertas, apresentado na Figura 29, sugerindo a manutenção preditiva deste motor. Ou seja, as zonas apresentadas na Figura 3 são utilizadas como referência pelo SIVVAM para indicar a manutenção preditiva caso o nível de vibração seja alto e se enquadre na zona C ou D, acima de 4.5 mm e 7.1 mm, respectivamente.

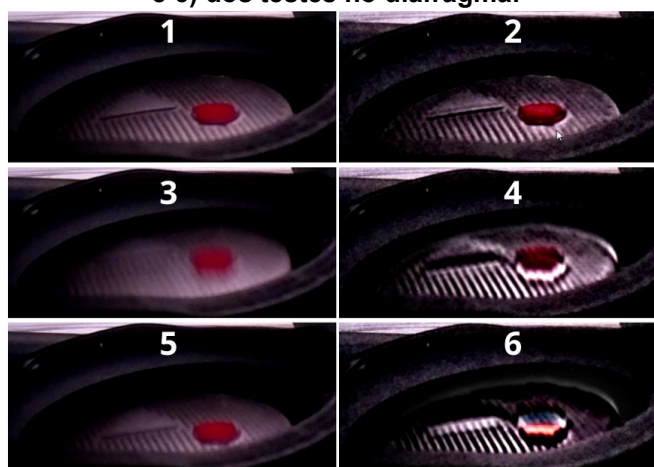
Quanto à implementação na linguagem de programação C++, foram codificadas aproximadamente 800 linhas (desconsiderando comentários e linhas em branco) e utilizadas algumas bibliotecas da linguagem de programação, como a `opencv2` para captura e processamento das imagens e a função `SimpleBlobDetector`, que foi essencial na identificação do centroide das bolhas binarizadas. Além disso, também foi utilizada a `matplotlibcpp.h` para criação e apresentação dos gráficos e a biblioteca `thread.h` para usar todos os núcleos de processamento do Raspberry Pi na execução da amplificação de movimento no método EVM. Além de outras bibliotecas mais básicas como `vector`, `mutex`, `regex` e `string`.

Para facilitar a implementação e entendimento do algoritmo, foram criadas funções, sendo as principais: `record_video()`, `search_ROI()`, `amplification()`, `get_center_blob()`, `plot_graph()` e `alert_maintenance()`.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Foram realizados testes no motor e no diafragma. Os testes no diafragma não funcionaram conforme esperado, pois o diafragma vibra muito mais rápido do que a câmera de 200 fps consegue acompanhar.

Figura 30 – Quadros normais (1, 3 e 5) ao lado de seus respectivos quadros amplificados (2, 4 e 6) dos testes no diafragma.



Fonte: Autoria própria.

Na Figura 30, pode-se observar alguns quadros de entrada (1, 3 e 5) e seus respectivos quadros amplificados (2, 4 e 6). Em alguns momentos do vídeo, o diafragma da caixa de som vibra em frequências muito altas e o resultado da amplificação desses quadros gera muito ruído, alterando a cor vermelha.

Figura 31 – Ruídos causados pela amplificação de movimento usando o EVM.



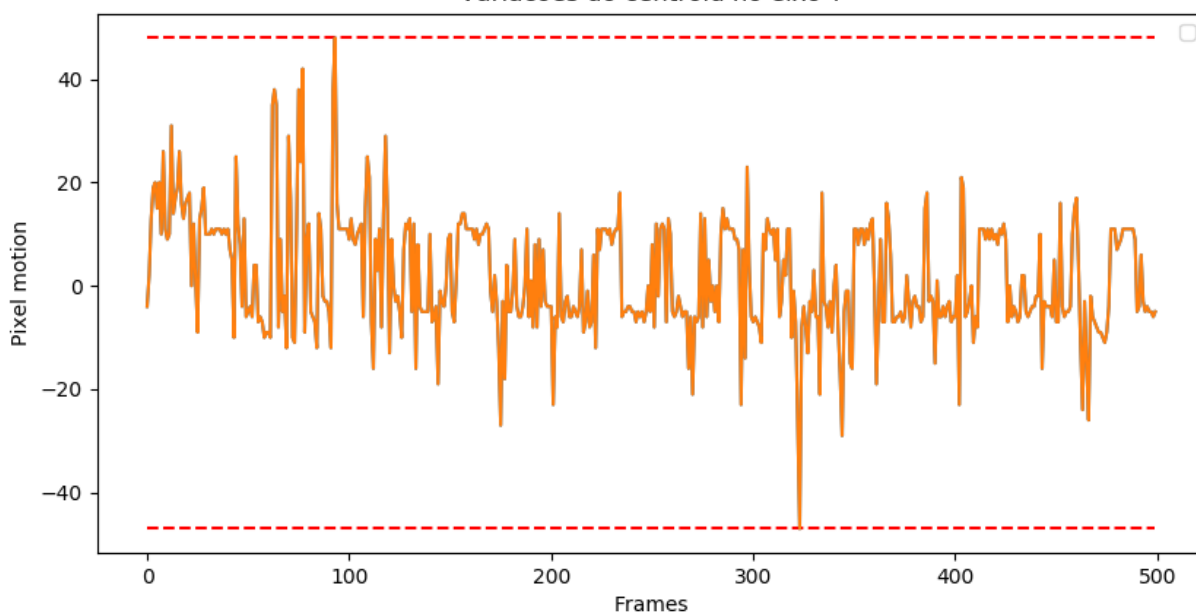
Fonte: Autoria própria.

Até mesmo quando tentou-se amplificar apenas os quadros binarizados, a frequência da vibração foi muito rápida e gerou muito ruído nos quadros amplificados. Esses ruídos são apresentados na Figura 31, em que se pode observar no quadro 5

que o método EVM gerou uma faixa preta no meio da bolha, representada pela cor vermelha, previamente pintada no diafragma. Contudo, no diafragma a bolha é inteiramente vermelha, sem apresentar falhas de outra cor.

Na Figura 32 observa-se que o valor mínimo da movimentação do pixel no eixo Y ficou bem distante do segundo valor mínimo. O mesmo acontece para o valor máximo, mas com diferença um pouco menor do primeiro para o segundo valor máximo. Isso significa que a amplificação gerou um ruído excessivo e impossível de ser utilizado para estimar o nível de vibração.

Figura 32 – Gráfico da amplificação de movimento do diafragma.
Variacoes do centroid no eixo Y



Fonte: Autoria própria.

Por outro lado, os testes no motor de indução tiveram resultados melhores. Foram feitos testes com cinco vídeos do mesmo motor para verificar a acurácia do SIVVAM. No Quadro 4, pode-se observar que os resultados da ROI2 foram satisfatórios. Entretanto, a ROI1 apresenta até 11% de diferença em relação ao valor de referência (6,4mm/s) e na média apresenta 8% de erro. Nestes casos, levando em consideração os níveis de vibração apresentados pela ISO 10816-3, o nível de vibração deste motor está na zona D (muito alto) e o SIVVAM emitiu um alerta na tela, indicando a manutenção preditiva o mais rápido possível.

Quadro 4 – Valores de acurácia obtidos com o SIVVAM calibrado.

Vídeo	ROI 1 - 6,4mm/s			ROI 2 - 24mm/s		
	Diferença entre Min e Max	Vibração estimada	Acurácia	Diferença entre Min e Max	Vibração estimada	Acurácia
6	24	5,69125	89%	98	23,2393	97%
7	29	6,87693	93%	103	24,4249	98%
8	25	5,92839	93%	104	24,6621	97%
9	24	5,69125	89%	96	22,765	95%
10	28	6,63979	96%	100	23,7135	99%
	Média		92%	Média		97%

Fonte: Autoria própria.

Mesmo capturando os vídeos com 200 fps, o resultado da ROI1 foi insatisfatório e pode ter sido causado por variações de cores, geradas pela câmera do Raspberry Pi ou por criação de ruídos por parte do próprio método EVM. Logo, se constatou que para obter resultados minimamente satisfatórios, os vídeos devem ser capturados com uma taxa de 200 fps. É possível que resultados melhores possam ser alcançados capturando mais de 200 fps, mas a câmera do Raspberry Pi não tem essa capacidade.

Observando o vídeo de saída amplificado pelo EVM, percebe-se que o resultado apresenta bastante ruído. Isso pode contribuir negativamente para a precisão da identificação da vibração.

Outro ponto a considerar, é na escolha dos seis valores responsáveis por binarizar a imagem no padrão HSV apresentados na Figura 21 (A). Esses valores são utilizados em pares, em que cada par é responsável por permitir a passagem (conversão para branco) da faixa de valores entre os pares. O primeiro par é chamado de matiz (*hue*), e nele os valores variam de 0 a 180, sendo 0 o ponto máximo da cor vermelha, 30 da cor amarelo, 60 da cor verde, 90 da cor ciano, 120 da cor azul e 150 da cor violeta. Os valores podem ficar em intervalos como de 0 a 15, representando a cor vermelha. O segundo par é da saturação, que representa a pureza da matiz (cor). Ela varia de 0 a 255, sendo que valores maiores representam cores mais puras, e valores menores deixam a cor mais próxima de cinza. O terceiro par é o valor ou brilho, no qual a cor fica mais clara com valores maiores e mais escura com valores menores. Caso os valores escolhidos não consigam identificar com precisão a cor vermelha pintada no motor, as coordenadas dos centroides podem sofrer muita variação, exagerando na medição da vibração.

Uma dificuldade em utilizar esta proposta são as variações na iluminação que alteram o tom de vermelho, binarizando imagens equivocadamente e causando estimativas de vibrações imprecisas.

Portanto, o SIVVAM foi capaz de identificar os níveis de vibração, sem contato de duas áreas de interesse distintas. Infelizmente, a boa acurácia nas medições de vibrações não foi totalmente alcançada, já que a diferença para identificar a vibração na ROI1 ficou com acurácia igual ou menor de 11%, com média de 8% de erro em comparação aos dados obtidos pelo medidor comercial ITMVDC-650. Já a média de acurácia entre os dados obtidos na ROI1 e ROI2 ficou em 94%, o que pode auxiliar a identificar os primeiros sinais de problemas no motor. A identificação dos níveis de vibração foi executada com a utilização das imagens capturadas pela Câmera Raspberry Pi v2 e processadas no Raspberry Pi 4.

Desta maneira, constata-se que, apesar de um erro aproximado de 11%, o SIVVAM tem a capacidade de alertar o operador do sistema quando o nível de vibração for alto para o motor monitorado e, com isso, contribui para a manutenção preditiva. Entretanto, para se tornar um produto de mercado é preciso melhorar a acurácia na estimativa do nível de vibração.

Apesar do SIVVAM ser uma alternativa para medir a vibração em tempo real e sem contato, sua acurácia é baixa, fazendo com que soluções como o LDV se tornem uma alternativa melhor para quem está disposto a pagar o alto preço desse medidor de vibração a laser.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante dos problemas e dificuldades apresentadas por alguns autores para identificar o nível de vibração em motores elétricos, neste trabalho desenvolveu-se um Sistema de Identificação de Vibrações em Vídeo por Ampliação de Movimento – SIVVAM.

O primeiro objetivo específico foi concluído com a implementação do método EVM na linguagem de programação C++, com ajustes para identificar o nível de vibração em motores. O SIVVAM permite identificar os pontos de interesse no motor e conseguiu estimar o nível de vibração em tempo real, de um e dois pontos de interesse no motor, atingindo assim o segundo objetivo. O terceiro objetivo foi alcançado com experimentos realizados para medir o nível de vibração de um e dois pontos de interesse simultaneamente no motor. Mesmo que o erro máximo da acurácia não tenha ficado dentro do esperado (abaixo de 5%), o último objetivo também foi alcançado, com a comparação entre os resultados obtidos no SIVVAM e o medidor de vibração comercial.

Apesar dos bons resultados para identificar a vibração, as medições com acurácia fora do esperado podem ter sido afetadas pelos ruídos gerados no método EVM ao amplificar os movimentos, ou pela câmera do Raspberry Pi, que captura cores que mudam de um quadro para o outro em qualquer momento do vídeo. Uma facilidade em utilizar esta proposta é a seleção automática da área de interesse (ROI).

Portanto, o SIVVAM é capaz de identificar o nível de vibração sem contato físico de dois locais de interesse distintos. Foi possível medir os níveis de vibração nas imagens capturadas pela Câmera Raspberry Pi v2 e processá-las na Raspberry Pi 4. O SIVVAM também é capaz de alertar o operador do sistema quando o nível de vibração for alto para o motor monitorado, contribuindo para a manutenção preditiva.

Com base no protótipo desenvolvido e nos resultados obtidos, conclui-se que a solução proposta (SIVVAM) tem potencial para ser uma alternativa sem contato para o monitoramento da vibração em motores elétricos e auxiliar a manutenção preditiva.

5.1 Trabalhos futuros

Sugere-se para trabalhos futuros a inclusão de uma fonte de iluminação constante também ajudaria na estabilidade das cores capturadas pela câmera e melhorar os resultados finais. Poderá ser adicionada uma câmera térmica para identificar altas temperaturas em regiões do motor e, com isso, sugerir a peça do motor (rolamento ou engrenagens) que está causando altos níveis de vibração na máquina.

Outra recomendação é o teste deste protótipo no chão de fábrica com uma variedade maior de motores. Além de enviar os dados de vibração para a computação em nuvem, para que possam ser visualizados online ou utilizados na forma de entrada para outros sistemas mais complexos como Inteligência Artificial, *Machine Learning*, *Big Data*, e *Support Vector Machine (SVM)*. Esses sistemas poderão fornecer suporte no agendamento das manutenções preditivas, determinar as probabilidades dos locais mais suscetíveis a falhas e auxiliar na manutenção preditiva por pessoas não especializadas em vibração.

Poderá ser empregada mais de uma câmera ou espelhos para visualizar áreas que estão na parte de trás do motor (fora da área de visão da câmera principal), a fim de obter o nível de vibração deste local ou de diferentes ângulos. O método EVM também pode ser utilizado para monitorar vibrações em trilhos de trem, acompanhar a inclinação de prédios, pontes e barragens, com o objetivo de prevenir incidentes.

REFERÊNCIAS

- ADAMCZAK, Stanisław; STEPIEŃ, Krzysztof; WRZOCHAL, Mateusz. Comparative study of measurement systems used to evaluate vibrations of rolling bearings. **Procedia engineering**, v. 192, p. 971-975, 2017.
- ANTONINO-DAVIU, Jose; DUNAI, Larisa; CLIMENTE-ALARCON, Vicente. Design of innovative laboratory sessions for electric motors predictive maintenance teaching. In: **Industrial Electronics Society, IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE**. IEEE, 2017. p. 3965-3970.
- ASUSTEK COMPUTER INC. Tinker Board S | Tinker Board | ASUS USA, 2020. Disponível em: <<https://www.asus.com/us/Single-Board-Computer/Tinker-Board-S/>>. Acesso em: 15 de jul. de 2020.
- BALDISSARELLI, Luciano; FABRO, Elton. Manutenção Preditiva na indústria 4.0. **Scientia cum Industria**, v. 7, n. 2, p. 12-22, 2019.
- BAQERSAD, Javad et al. Photogrammetry and optical methods in structural dynamics—A review. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 86, p. 17-34, 2017.
- BARONE, Sandro et al. Low-frame-rate single camera system for 3D full-field high-frequency vibration measurements. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 123, p. 143-152, 2019a.
- BARONE, Sandro et al. Optical Stereo-System for Full-Field High-Frequency 3D Vibration Measurements Based on Low-Frame-Rate Cameras. In: **International Conference on Design, Simulation, Manufacturing: The Innovation Exchange**. Springer, Cham, 2019b. p. 155-164.
- BEAGLEBOARD.ORG FOUNDATION. BeagleBoard.org – black, 2021. Disponível em: <<https://beagleboard.org/black>>. Acesso em: 15 de ago. de 2021.
- CACHADA, Ana et al. Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture. In: **2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)**. IEEE, 2018. p. 139-146.
- CHANG, Ching-Yuan; CHANG, En-Chieh; HUANG, Chi-Wen. In Situ Diagnosis of Industrial Motors by Using Vision-Based Smart Sensing Technology. **Sensors**, v. 19, n. 24, p. 5340, 2019.
- CHEN, Zhikang; SHAN, Mingguang; ZHONG, Zhi. A Vision Measurement Method of Micro-vibration Based on Subtle Motion Magnification. In: **2021 5th International Conference on Digital Signal Processing**. 2021. p. 237-242.
- CYGANEK, Boguslaw. **Introduction to Programming with C++ for Engineers**. John Wiley & Sons, 2021.
- CORREA, Juan Carlos A. Jauregui; GUZMAN, Alejandro A. Lozano. **Mechanical Vibrations And Condition Monitoring**. San Diego, United States: Ed Academic Press, 2020.

DIAMOND, D. H.; HEYNS, P. S.; OBERHOLSTER, A. J. Accuracy evaluation of sub-pixel structural vibration measurements through optical flow analysis of a video sequence. **Measurement**, v. 95, p. 166-172, 2017.

FRANCO, Jean Michel et al. RGB-D-DIC technique for low-cost 3D displacement fields measurements. **Engineering Structures**, v. 197, p. 109457, 2019.

GANGSAR, Purushottam; TIWARI, Rajiv. Comparative investigation of vibration and current monitoring for prediction of mechanical and electrical faults in induction motor based on multiclass-support vector machine algorithms. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 94, p. 464-481, 2017.

GAWDE, Shreyas Suryakant; BORKAR, Sangam. Condition monitoring using image processing. In: **2017 International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)**. IEEE, 2017. p. 1083-1086.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Digital Image Processing**. 4th Edition. New York: Pearson, 2017.

HARDKERNEL. ODROID-C2 – ODROID, 2019. Disponível em: <<https://www.hardkernel.com/shop/odroid-c2/>>. Acesso em: 15 de ago. de 2021.

HEIKKINEN, Juuso; SCHAJER, Gary S. Perspective error reduction in 2D Digital Image Correlation measurements by combination with Defocused Speckle Imaging. **Optics and Lasers in Engineering**, v. 149, p. 106820, 2022.

HELFRICK, Mark N. et al. 3D digital image correlation methods for full-field vibration measurement. **Mechanical systems and signal processing**, v. 25, n. 3, p. 917-927, 2011.

LANGARICA, Saúl; RÜFFELMACHER, Christian; NÚÑEZ, Felipe. An Industrial Internet Application for Real-Time Fault Diagnosis in Industrial Motors. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, 2019.

LAVATELLI, Alberto; ZAPPA, Emanuele. A displacement uncertainty model for 2-D DIC measurement under motion blur conditions. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 66, n. 3, p. 451-459, 2017.

LECOMPTE, D. et al. Quality assessment of speckle patterns for digital image correlation. **Optics and lasers in Engineering**, v. 44, n. 11, p. 1132-1145, 2006.

LIU, Bin et al. Stochastic filtering approach for condition-based maintenance considering sensor degradation. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, 2019a.

LIU, Ce et al. Motion magnification. **ACM transactions on graphics (TOG)**, v. 24, n. 3, p. 519-526, 2005.

LIU, Zhen et al. Time-Varying Motion Filtering for Vision-Based Nonstationary Vibration Measurement. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 6, p. 3907-3916, 2019b.

MOLINA-VIDEAMA, Ángel J. et al. Comparative of conventional and alternative Digital Image Correlation techniques for 3D modal characterisation. **Measurement**, v. 151, p. 107101, 2020.

NERI, Paolo; PAOLI, Alessandro; SANTUS, Ciro. Stereo-DIC Measurements of a Vibrating Bladed Disk: In-Depth Analysis of Full-Field Deformed Shapes. **Applied Sciences**, v. 11, n. 12, p. 5430, 2021.

OPENCV TEAM. About, 2020. Disponível em: <<https://opencv.org/about/>>. Acesso em: 17 de ago. de 2021.

PAJANKAR, Ashwin. Raspberry Pi Image Processing Programming. Apress, 2017.

PECH, Martin; VRCHOTA, Jaroslav; BEDNÁŘ, Jiří. Predictive Maintenance and Intelligent Sensors in Smart Factory. **Sensors**, v. 21, n. 4, p. 1470, 2021.

PENG, Cong; ZENG, Cong; WANG, Yangang. Phase-based non-contact vibration measurement of high speed magnetically suspended rotor. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2019.

POOZESH, Peyman et al. Feasibility of extracting operating shapes using phase-based motion magnification technique and stereo-photogrammetry. **Journal of Sound and Vibration**, v. 407, p. 350-366, 2017.

POPESCU, Theodor D.; AIORDACHIOAIE, Dorel; CULEA-FLORESCU, Anisia. Basic tools for vibration analysis with applications to predictive maintenance of rotating machines: an overview. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, p. 1-17, 2021.

RAO, S.S., Mechanical Vibrations, 6th ed., **Pearson Education Inc.**, Hoboken, NJ, 2017.

RASPBERRY PI FOUNDATION. Teach, Learn, and Make with Raspberry Pi – Raspberry Pi, 2021. Disponível em: <<https://www.raspberrypi.org>>. Acesso em: 15 de ago. de 2021.

REU, Phillip L.; ROHE, Daniel P.; JACOBS, Laura D. Comparison of DIC and LDV for practical vibration and modal measurements. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 86, p. 2-16, 2017.

ROSA, Alessandra de Fátima Galvão; BETINI, Roberto Cesar. Noncontact SpO₂ Measurement Using Eulerian Video Magnification. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 5, p. 2120-2130, 2019a.

ROSA, Alessandra de Fátima Galvão et al. **Monitoramento da taxa de saturação de oxigênio via método de magnificação de vídeo euleriana**. 2019b. Dissertação de Mestrado. Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

SHAH, Heta S. et al. 8 channel vibration monitoring and analyzing system using LabVIEW. In: **Engineering (NUiCONE), 2013 Nirma University International Conference on**. IEEE, 2013. p. 1-4.

SHANG, Zhexiong; SHEN, Zhigang. Multi-point Vibration Measurement for Mode Identification of Bridge Structures using Video-based Motion Magnification. **arXiv preprint arXiv:1712.06566**, 2017.

SIRINGORINGO, Dionysius M.; WANGCHUK, Samten; FUJINO, Yozo. Noncontact operational modal analysis of light poles by vision-based motion-magnification method. **Engineering Structures**, v. 244, p. 112728, 2021.

ŚMIEJA, Michał et al. Motion Magnification of Vibration Image in Estimation of Technical Object Condition-Review. **Sensors**, v. 21, n. 19, p. 6572, 2021.

STANDARD, I. S. O., ISO 10816-3, Evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating parts — Part 3: Industrial machines with nominal power above 15 kW and nominal speeds between 120 r/min and 15 000 r/min when measured in situ, ISO, Reino Unido, 2009.

STANDARD, I. S. O., ISO 20816-1, Mechanical vibration – Measurement and evaluation of machine vibration – Part 1: General guidelines, ISO, Reino Unido, 2016.

STRAUß, Patrick et al. Enabling of Predictive Maintenance in the Brownfield through Low-Cost Sensors, an IIoT-Architecture and Machine Learning. In: 2018 **IEEE International Conference on Big Data (Big Data)**. IEEE, 2018. p. 1474-1483.

VISHWAKARMA, Manish et al. Vibration analysis & condition monitoring for rotating machines: a review. **Materials Today: Proceedings**, v. 4, n. 2, p. 2659-2664, 2017.

WU, Hao-Yu et al. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world. **ACM transactions on graphics (TOG)**, v. 31, n. 4, p. 1-8, 2012.

YANG, Yongchao et al. Blind identification of full-field vibration modes from video measurements with phase-based video motion magnification. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 85, p. 567-590, 2017.

YILDIRIM, Murat; SUN, Xu Andy; GEBRAEEL, Nagi Z. Sensor-driven condition-based generator maintenance scheduling—Part I: Maintenance problem. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 31, n. 6, p. 4253-4262, 2016.

YILDIRIM, Murat; GEBRAEEL, Nagi Z.; SUN, Xu Andy. Leveraging predictive analytics to control and coordinate operations, asset loading and maintenance. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2019.

YU, WenJin et al. A Global Manufacturing Big Data Ecosystem for Fault Detection in Predictive Maintenance. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 2019.

ANEXO A – Orçamento de um vibrômetro a laser

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

 A/C: Jonathan Gilliard Richter
 Telefone: (49) 98879-5282
 Celular:
 E-mail: jgrsenha@unochapeco.edu.br

Orçamento
24.912

 Emissão: 11/09/2020
 Validade: 30/09/2020
 Vendedor: FABIANO VERONESE
 E-mail: fabiano.veronese@grom.com.br

ITENS DE ORÇAMENTO

Item	Descrição	Qtde	Moeda	Preço Unit	Subtotal
VGO-200	Portable Laser Vibrometer System with digital decoder electronics integrated in a housing of Protection class IP-64 for laboratory and outdoor use. Basic specifications: - Frequency bandwidth 0 Hz to 100 kHz (depending on model) - 7 .. 8 Speed measurement ranges (10 .. 2,000 mm/s), depending on model - Intuitive operation via touch screen - Auto and remote focus - Variable working distance from 0.36 m up to a maximum of ca. 20 m - Digital high pass filters (13 Hz, 104 Hz) - Adjustable frequency range (1 / 5 / 10 / 25 / 50 / 100 kHz, depending on model) - ASE Adaptive Signal Enhancement for measurements on poorly reflecting surfaces - Visible red HeNe Laser, Laser Class 2 Interfaces/ Outputs: - Analog output for vibration signal velocity, optional switching to displacement or acceleration (voltage swing ± 4 V) - VibroLink: Digital interface for fully digital transfer of measurement data and remote control with VibSoft software or remote control from any device via web browser. Marca: POLYTEC	1	€	19.845,00	19.845,00
VGO-LAB	VGO-200 Lab Bundle Maximum Frequency Bandwidth 25 kHz Velocity output with 7 measurement ranges Maximum velocity 1.0 m/s Marca: POLYTEC	1	€	0,00	0,00
VIBSOFT-VL	Data Acquisition Software Comprehensive and easy-to-use software package for digital vibration data acquisition and analysis with Polytec Vibrometers featuring the VibroLink Ethernet data interface. Basic features of the software: - Data acquisition and data storage in time and frequency domain - Measurement traces up to 72 hours (64 MSamples) in time domain (FFT subsequently possible with	1	€	1.995,00	1.995,00



optional signal processor)

- Display of displacement, velocity and acceleration
- Signal averaging (also Peak-Hold) as well as real-time integration and differentiation in time and frequency domain
- Third octave analysis, dB(A) weighted spectrum, Nyquist diagram, real- und imaginary part, phase
- Digital filters (HP, LP, Band, Notch)
- Data export in ASCII, Universal File (UFF), WAV, more export and import formats as options
- Trigger on internal and external signals depending on front-end / sensor capabilities
- Integrated script programming (Visual Basic compatible)
- Remote control of Vibrometer sensor and front-end settings.

Marca: POLYTEC

VGO-VIBROLINKDATA	Data Digital Interface VibroLink Data digital interface allows transferring measurement data fully digitally to VibSoft software as well as remote controlling the settings of the VibroGo Portable Laser Vibrometer with a web browser based interface. The digital measurement data transfer requires an A-CBL-xxxx Ethernet Cable and VibSoft 5.5 software or higher. Marca: POLYTEC	1	€	0,00	0,00
-------------------	--	---	---	------	------

VIB-A-T02	Standard Tripod for mounting OFV-505, OFV-503, OFV-534 and PSV scanning heads (without motorized head). The tripod is delivered together with a high load manual fluid head and Manfrotto MA 625 quick release plate. Marca: POLYTEC	1	€	790,00	790,00
-----------	---	---	---	--------	--------



Total:	€	22.630,00
Impostos:	€	0,00
Total Geral:	€	22.630,00

Modalidade de Venda: INTERNACIONAL, os impostos e as despesas de nacionalização são por conta do Cliente.



Rua Pedro Alves, 47 - Santo Cristo - Rio de Janeiro / RJ - CEP 20.220-280
Telefone: (21) 2516-0077 - comercial@grom.com.br - www.grom.com.br

Condição de Entrega: T EXW - Livre no fornecedor (Transporte por conta do Cliente)
Previsão de Entrega: 6 à 8 semanas
Condição de Pagamento: NO PEDIDO
Garantia: NÃO APLICA

Observações:

Autorizo o fornecimento de acordo com as condições estipuladas acima:
(Responder por e-mail, fax ou carta)

Nome: _____ Cargo: _____

Ass: _____ Data da Autorização: _____

ANEXO B – Função em c++ do método evm utilizado para amplificar os movimentos

```

std::vector<double> amplification(settings settings, std::vector<cv::Mat>
memory_buffer, std::string name_save_file){
    // Print out settings
    std::vector<double> arrayValue;
    double mean_ms = 0;
    double cont_ms = 0;
    auto frame_num = 0;
    std::vector<cv::Mat> low_pass1;
    std::vector<cv::Mat> low_pass2;
    std::vector<cv::Mat> filtered;
    cv::VideoCapture capture(settings.filename);
    auto w = capture.get(cv::CAP_PROP_FRAME_WIDTH);
    auto h = capture.get(cv::CAP_PROP_FRAME_HEIGHT);
    bool input_complete = false;
    std::mutex input_mutex;
    std::condition_variable input_notifier;
    std::list<std::vector<cv::Mat>> input_queue;
    bool output_complete = false;
    std::mutex output_mutex;
    std::condition_variable output_notifier;
    std::list<std::tuple<cv::Mat, cv::Mat>> output_queue;
    std::cout << " Video magnification..." << std::endl;
    // Input thread:
    // Capture input and perform pyramid decomposition
    auto input_thread = std::thread([&]() {
    // Create video writer object
        cv::Mat frame;
        cv::Mat roi; // Ajuste Jonathan
        while (true) {
            frame = memory_buffer[0];
            if (memory_buffer.size() == 0) {
                input_complete = true;
                input_notifier.notify_all();
                return;
            }
            auto input = frame.clone();
            memory_buffer.erase(memory_buffer.begin());
            // Normalize image
            input.convertTo(input, CV_32F, 1.0 / 255.0f);
            // Pyramid decomposition
            std::vector<cv::Mat> pyramid;
            {
                auto current = input;
                for (int l = 0; l < settings.levels; l++) {
                    cv::Mat down, up;
                    pyrDown(current, down);
                    pyrUp(down, up, current.size());

                    pyramid.push_back(current - up);
                    current = down;
                }
            }
        }
    });
}

```

```

        }
        pyramid.push_back(current);
        pyramid.push_back(input);
    }
    // Add to input queue
    std::unique_lock<std::mutex> lock(input_mutex);
    input_queue.push_back(pyramid);
    input_notifier.notify_one();
}
});
// Output thread:
// Convert color space and display image
auto output_thread = std::thread([&]() {
cv::Mat img_join;
    std::tuple<cv::Mat, cv::Mat> output;
    while (true) {
        {
            std::unique_lock<std::mutex> lock(output_mutex);
            output_notifier.wait(lock, [&]() {
                return output_complete || !output_queue.empty();
            });
            if (output_complete && output_queue.empty()) {
                return;
            }
            output = output_queue.front();
            output_queue.pop_front();
        }
        auto normal = std::get<0>(output);
        auto amplified = std::get<1>(output);
        // Convert back to RGB color space
        cv::cvtColor(normal, normal, cv::COLOR_GRAY2BGR);
        normal.convertTo(normal, CV_8UC3, 255.0, 1.0 / 255.0);
        cv::cvtColor(amplified, amplified, cv::COLOR_GRAY2BGR);
        amplified.convertTo(amplified, CV_8UC3, 255.0, 1.0 / 255.0);
        arrayValue.push_back(get_center_blob(amplified));
        cv::waitKey(30);
    }
});

// Main thread:
// Take frames from input thread, process, and push to output thread
while (true) {
    auto t_start = std::chrono::high_resolution_clock::now();
    std::vector<cv::Mat> pyramid;
    {
        std::unique_lock<std::mutex> lock(input_mutex);
        input_notifier.wait(lock, [&]() {
            return input_complete || !input_queue.empty();
        });
        if (input_complete && input_queue.empty()) {

```

```

        std::unique_lock<std::mutex> lock(output_mutex);
        output_complete = true;
        output_notifier.notify_all();
        break;
    }
    pyramid = input_queue.front();
    input_queue.pop_front();
}
cv::Mat input = pyramid[settings.levels + 1];
if (frame_num == 0) {
    for (int l = 0; l < pyramid.size(); l++) {
        filtered.push_back(pyramid[l].clone());
        low_pass1.push_back(pyramid[l].clone());
        low_pass2.push_back(pyramid[l].clone());
    }
}

if (frame_num > 0) {
    auto delta = settings.lambda_c / 8.0 / (1.0 + settings.alpha);
    auto lambda = sqrt((float)(w * w + h * h)) / 3;
    // Process levels of pyramid
    std::vector<std::thread> workers;
    for (int level = settings.levels; level >= 0; level--) {
        workers.push_back(std::thread([&, level, lambda]() {
            // First or last level we mostly ignore
            if (level == settings.levels || level == 0) {
                filtered[level] *= 0;
                return;
            }
            // Temporal IIR Filter
            low_pass1[level] = (1 -
settings.cutoff_frequency_high) * low_pass1[level] + settings.cutoff_frequency_high *
pyramid[level];

            low_pass2[level] = (1 -
settings.cutoff_frequency_low) * low_pass2[level] + settings.cutoff_frequency_low *
pyramid[level];

            filtered[level] = low_pass1[level] - low_pass2[level];

            // Amplify
            auto current_alpha = (lambda / delta / 8 - 1) *
settings.exaggeration_factor;
            filtered[level] *= std::min(settings.alpha,
current_alpha);
        }));
        lambda /= 2.0;
    }

    std::for_each(workers.begin(), workers.end(), [](std::thread &t) {
        t.join();
    });
}

```

```

}
// Pyramid reconstruction
cv::Mat motion;
{
    auto current = filtered[settings.levels];
    for (int level = settings.levels - 1; level >= 0; --level) {
        cv::Mat up;
        pyrUp(current, up, filtered[level].size());
        current = up + filtered[level];
    }
    motion = current;
}
threshold( motion, motion, 0.6, 1.0, cv::THRESH_BINARY );
auto t_now = std::chrono::high_resolution_clock::now();
std::chrono::milliseconds elapsed =
std::chrono::duration_cast<std::chrono::milliseconds>(t_now - t_start);
frame_num++;
cont_ms+= elapsed.count();
// Add to output queue
std::unique_lock<std::mutex> lock(output_mutex);
output_queue.push_back(std::tuple<cv::Mat, cv::Mat>(input, motion));
output_notifier.notify_one();
}
input_thread.join();
output_thread.join();
mean_ms = cont_ms / frame_num;
std::cout << std::endl << "Total frame: " << frame_num << ", mean = " <<
mean_ms << "ms" << std::endl;
std::cout << "FPS: " << settings.fps << std::endl;
std::cout << "Resolucao video: " << w << " x " << h << " Tempo executando= "
<< (cont_ms/1000) << "seg" << std::endl;
return arrayValue;
}

```