



Revista Brasileira de Computação Aplicada, Novembro, 2022

DOI: 10.5335/rbca.v14i3.13219 Vol. 14, № 3, pp. 96–103

Homepage: seer.upf.br/index.php/rbca/index

#### ARTIGO ORIGINAL

# Sistema de identificação de vibrações em vídeo usando ampliação de movimento

# Video vibration identification system using motion magnification

Jonathan Gilliard Richter<sup>10,1</sup> and Roberto Cesar Betini<sup>10,2</sup>

<sup>1</sup>Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), <sup>2</sup>Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) \*jgrsenha@gmail.com; betini@utfpr.edu.br

Recebido: 03/12/2021. Revisado: 02/11/2022. Aceito: 21/11/2022.

#### Resumo

A manutenção preditiva é a mais indicada para as indústrias, por monitorar a saúde das máquinas e reduzir o tempo 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, que em sua maioria precisam de contato físico com o equipamento monitorado. Porém, esses instrumentos 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, desenvolvemos o Sistema de Identificação de Vibrações em Vídeo usando Ampliação de Movimento (SIVVAM), como uma solução alternativa de baixo custo e sem contato para o monitoramento da vibração. 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, e utilização de hardware de baixo custo. A solução proposta pode auxiliar na manutenção preditiva alertando quando o nível de vibração estiver acima do padrão indicado.

Palavras-Chave: Amplificação movimento; medição vibração; motor elétrico.

#### Abstract

Predictive maintenance is the most suitable for industries, as it monitors the health of machines and reduces downtime on the production line. One of the monitored signals is the vibration level of the machines. The instruments most used for this measurement are sensors, which mostly need physical contact with the monitored equipment. However, these instruments depend on wires and can be defective, generating erroneous measurements. Solutions that measure the level of vibration without contact are expensive. That's why we developed the Video Vibration Identification System using Motion Magnification (SIVVAM) as a low-cost, non-contact alternative solution for vibration monitoring. The main contributions are identification of vibration in non-contact motors, real-time processing, definition of two areas of interest to measure vibration simultaneously, and use of low-cost hardware. The proposed solution can assist in predictive maintenance by alerting when the vibration level is above the indicated standard.

**Keywords**: Electric motor; motion magnification; vibration measurement.

## 1 Introdução

Os motores elétricos são os acionamentos eletromecânicos industriais mais utilizados nas indústrias modernas, devido à sua alta capacidade de potência, desempenho ro-

busto, baixo custo de fabricação e adaptabilidade (Gangsar and 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 cria ruído excessivo (Rao, 2017). Alguns dos métodos tradicionais para determinar o nível de vibração em máquinas são: extensômetros (strain gages), 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 et al., 2019).

#### 2 Trabalhos relacionados

A correlação de imagem digital (DIC) é uma técnica de medição amplamente aplicada no campo da mecânica experimental (Lavatelli and Zappa, 2017). Segundo Heikkinen and 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).

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. Estes padrões de manchas podem estar presentes naturalmente na superfície do objeto monitorado ou podem ser criados através de spray (borrifador de gotículas de tinta) ou adesivos que devem ser fixados na superfície do objeto monitorado (Lecompte et al., 2006).

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).

A grande vantagem em utilizar o DIC é a possibilidade de medir a vibração de vários pontos simultaneamente (Reu et al., 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 et al., 2019).

Em métodos que utilizam amplificação de movimentos, Peng et al. (2019) utilizam uma câmera de alta velocidade (de 300 a 800 FPS) e uma técnica de visão computacional de amplificação de movimento baseada em fase para medir, sem contato, micro vibração de motores.

Diamond et al. (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.

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.

Siringoringo et al. (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 and 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.

Liu et al. (2019) 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. (2019) é demonstrado em um experimento simulado e em um sistema de massa móvel não estacionário. Entretanto, 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. (2019), podem ser melhorados com a definição da região de interesse.

#### 3 Materiais e métodos

A seguir são apresentados os materiais e métodos utilizados para estimar os níveis de vibração dos motores em múltiplas áreas de interesse.





Figura 1: Imagem real do projeto

# 3.1 Equipamentos e tecnologias

Na Fig. 1 é apresentado o protótipo utilizado nos experimentos. As imagens são apresentadas na tela touch screem (1). O mouse e o teclado (2) são utilizados para inicializar e manipular o protótipo. O processamento é realizado no computador de placa única conhecido como Raspberry Pi 4 B (3). A câmera (4) com conexão CSI - Camera Serial Interface - com capacidade de capturar até 200 FPS (Frames per second) é utilizada para coletar as imagens do motor. O sistema operacional Raspberry Pi OS é instalado no cartão de memória (5), acoplado na parte traseira do Raspberry Pi. Por fim, a fonte de alimentação (6) que fornece energia para ligar o Raspberry Pi e os demais dispositivos.

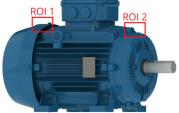
#### 3.2 Software proposto

Foi desenvolvido um protótipo chamado Sistema de Identificação de Vibrações em Vídeo por Ampliação de Movimento — SIVVAM. 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.

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 Fig. 2. Desta maneira foi utilizado um áudio com padrões de vibração conhecidos para que o SIVVAM identificasse o nível de vibração do diafragma do alto-falante. O próximo experimento foi realizado no próprio motor. Foram definidas 2 regiões de interesse semelhante às apresentadas na Fig. 2.

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. Para realizar os testes, foi utilizada uma bancada de testes num laboratório





**Figura 2:** Regiões de interesse identificadas no diafragma do alto-falante e no motor.



**Figura 3:** Motor utilizado para realizar a calibração e os testes.

de mecânica com o motor da marca Weg, modelo AL63, trifásico, 160 mm de altura e 3360 RPM, apresentado na Fig. 3.

Vale destacar, que neste trabalho, o tempo real é compreendido como a gravação de um vídeo de 5 segundos e o posterior processamento do mesmo. Então, ocorre um pequeno atraso de 40 a 50 segundos entre o momento da

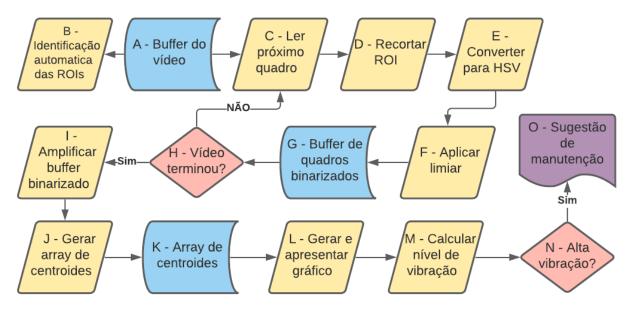


Figura 4: Fluxo de execução do SIVVAM.

vibração e sua identificação pelo SIVVAM. Contudo, esse atraso não deve afetar a manutenção preditiva, pois os motores tendem a apresentar problemas lentamente, que vão agravando constantemente seu nível de vibração.

A câmera do Raspberry Pi foi configurada para capturar imagens a 640x480 e 200 FPS. Ela foi posicionada a 150 milímetros de distância e na mesma altura do diafragma e do motor monitorado, possibilitando a medição da vibração vertical do motor. A ROI é definida automaticamente identificando os pontos vermelhos no motor.

O SIVVAM inicia sua execução fazendo um buffer de 5 segundos do vídeo de 640x480 com taxa de 200FPS 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 Fig. 4. 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, para facilitar a identificação dos pontos vermelhos fixados no motor em funcionamento. Na etapa F, é aplicado um limiar, configurado conforme os valores da Fig. 5 (A) para filtrar apenas a cor vermelha. A Fig. 5 (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 Fig. 5 (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.

Na etapa I, quando o vídeo é binarizado por completo,

inicia-se a amplificação de movimento usando o método EVM. 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, através da 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, gerar um vetor com as posições do centro da mancha.

Na Fig. 6 pode-se observar que no início do vídeo 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 são descartados. Apesar disso, a variação de cores continua acontecendo durante todo o vídeo, mas em menor percepcão.

Para a calibração do SIVVAM, foram utilizados cinco vídeos como padrão, a fim 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 preto na Figura 7) 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



Figura 5: Aplicação do limiar para gerar o buffer de quadros binarizados.



Figura 6: Diferença de cor entre os primeiros 200 quadros do vídeo.

como base os resultados apresentados na Fig. 7, 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 medidor de vibração.

Para cada vídeo, a diferença entre o ponto máximo e mínimo dos pixels é dividida por 24 (mm, valor padrão identificado com o medidor comercial), e apresentado na coluna "Pixels para cada mm" (Tabela 1). Utilizando como padrão os cinco valores desta última coluna do quadro, foi calculada a média, 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.

Por fim, quando o nível de vibração é alto para o motor monitorado, o SIVVAM emite um dos alertas, apresentado na Fig. 8, sugerindo a manutenção preditiva deste motor.

### 4 Resultados

Inicialmente foi realizado teste de desempenho para descobrir o tempo de processamento do método EVM. Constatou-se que sem utilizar ROI nas imagens, o tempo médio de processamento para amplificação de cada quadro com tamanho 640x480 é 99.78ms, mas com a utilização da ROI de 100x100 pixels, o tempo médio de processamento é de 5.20ms por quadro. Obteve-se um tempo

médio de 11.10ms utilizando a ROI de 150x150. Com a ROI de 200x200, o tempo médio de processamento é 15.36ms. Entretanto, utilizando-se um ROI de 100x100, o tamanho possível de amplificação é reduzido. Isso faz com que a amplitude de deslocamento dos pixels seja menor do que o esperado para estimar o nível de vibração. Quando a ROI é definida com tamanho de 200x200 pixels, a amplificação é maior, não se limitando ao tamanho do quadro. Isso justifica a utilização da ROI de 200x200.

Em seguida foram realizados testes no diafragma da caixa de som. Entretanto, este experimento não funcionou conforme esperado.

Na Fig. 9, os quadros 2, 4 e 6 são quadros amplificados de 1, 3 e 5, respectivamente, percebe-se que a grande vibração do diafragma causa ruídos que atrapalham a estimativa da vibração. Mesmo fazendo a amplificação de movimento em quadros binarizados, a movimentação do diafragma acontece muito mais rápido do que a câmera de 200 FPS do Raspberry Pi consegue acompanhar, o que gera estimativas totalmente imprecisas da vibração.

Até mesmo quando tentou-se amplificar apenas os quadros binarizados, a velocidade da vibração foi muito rápida e gerou muito ruído nos quadros amplificados. Esses ruídos são apresentados na Fig. 10, 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.

Por outro lado, os testes no motor de indução tiveram resultados melhores. Foram feitos testes com cinco vídeos

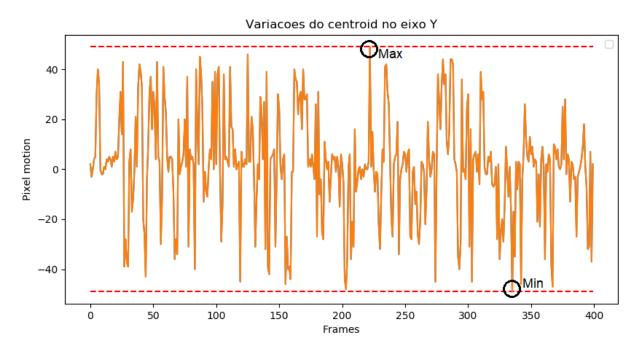


Figura 7: Resultado da amplificação dos quadros de um vídeo, com ROI de 200x200 pixels.

**Tabela 1:** Diferença entre valores mínimos e máximos de deslocamento de pixels amplificados.

Vídeo	Diferença entre Min e Max	Vibração	Pixel 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	4,217	



Figura 8: Alertas do SIVVAM informando que a vibração em pelo menos uma das ROIs está acima do tolerável.

do mesmo motor para verificar a acurácia do SIVVAM. Na Tabela 2, 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 imediatamente.

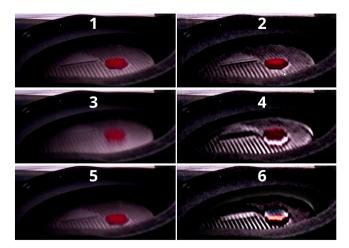


Figura 9: Quadros normais e amplificados pelo EVM do diafragma da caixa de som.

Mesmo capturando os vídeos com 200FPS, o resultado da ROI1 foi insatisfatório e pode ter sido causado por variações de cores, gerado pela câmera do Raspberry Pi ou por criação de ruídos por parte do próprio método ÉVM. Logo,

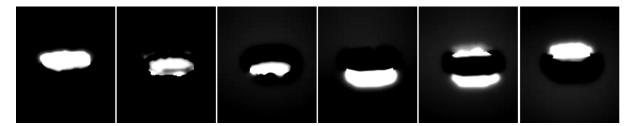


Figura 10: Ruídos causados pela amplificação de movimento usando o EVM.

Tabela 2: Valores de acurácia obtidos com o SIVVAM calibrado.

Vídeo	ROI1 - 6,4 mm/s		ROI2 - 24 mm/s			
	Diferença entre Min e Max	Vibração Estimada	Acurácia	Diferença entre Min e Max	Vibração Estimada	Acurácia
6	24	6,69125	89%	94	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%

se constatou que para obter resultados minimamente satisfatórios, os vídeos devem ser capturados com uma taxa de 200FPS. É possível que resultados melhores possam ser alcançados capturando mais de 200FPS, mas a câmera do Raspberry Pi não tem essa capacidade. Também pode ser utilizada fonte de iluminação mais precisa e constante no motor, para evitar váriações na iluminação e das cores capturadas pela câmera.

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 5 (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 o a 180, sendo o 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 o a 15, representando a cor vermelha. O segundo par é da saturação, que representa a pureza da matiz (cor). Ela varia de o 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 que as variações na iluminação afetam o tom de vermelho, causando leituras 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.

#### 5 Conclusão

Portanto, a solução proposta (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.

Em comparação com os demais trabalhos apresentados neste artigo, o SIVVAM possui a vantagem de identificar, sem contato, a vibração do motor, a definição de duas áreas de interesse para medir a vibração simultaneamente, o processamento em tempo real, e a utilização de hardware de baixo custo.

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 dificuldade em utilizar esta proposta é a necessidade de seleção manual da área de interesse.

Sugere-se para trabalhos futuros a inclusão de um método para identificar automaticamente as manchas vermelhas no motor e assim definir a ROI automaticamente. A inclusão de uma fonte de iluminação constante também ajudaria na estabilidade das cores capturadas pela câmera e melhoraria 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.

#### Referências

- Baqersad, J., Poozesh, P., Niezrecki, C. and Avitabile, P. (2017). Photogrammetry and optical methods in structural dynamics—a review, *Mechanical Systems and Signal Processing* 86: 17–34. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.02.011.
- Cachada, A., Barbosa, J., Leitño, P., Gcraldcs, C. A., Deusdado, L., Costa, J., Teixeira, C., Teixeira, J., Moreira, A. H., Moreira, P. M. et al. (2018). Maintenance 4.0: Intelligent and predictive maintenance system architecture, 2018 IEEE 23rd international conference on emerging technologies and factory automation (ETFA), Vol. 1, IEEE, pp. 139—146. https://doi.org/10.1109/ETFA.2018.8502489.
- Diamond, D., Heyns, P. and Oberholster, A. (2017). Accuracy evaluation of sub-pixel structural vibration measurements through optical flow analysis of a video sequence, *Measurement* 95: 166–172. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.10.021.
- Franco, J. M., Caicedo, J. M., Marulanda, J., Sutton, M. and Thomson, P. (2019). Rgb-d-dic technique for low-cost 3d displacement fields measurements, *Engineering Structures* 197: 109457. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2019.109457.
- Gangsar, P. and Tiwari, R. (2017). 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* **94**: 464–481. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.03.016.
- Gawde, S. S. and Borkar, S. (2017). Condition monitoring using image processing, 2017 International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), IEEE, pp. 1083–1086. https://doi.org/10.1109/ICCMC.2017.8282638.
- Heikkinen, J. and Schajer, G. S. (2022). Perspective error reduction in 2d digital image correlation measurements by combination with defocused speckle imaging, *Optics and Lasers in Engineering* **149**: 106820. https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2021.106820.
- Lavatelli, A. and Zappa, E. (2017). A displacement uncertainty model for 2-d dic measurement under motion blur conditions, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **66**(3): 451–459. https://doi.org/10.1109/TIM.2016.2644898.

- Lecompte, D., Smits, A., Bossuyt, S., Sol, H., Vantomme, J., Van Hemelrijck, D. and Habraken, A. (2006). Quality assessment of speckle patterns for digital image correlation, *Optics and lasers in Engineering* 44(11): 1132–1145. https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2005.10.004.
- Liu, Z., He, Q., Chen, S., Peng, Z. and Zhang, W. (2019). Time-varying motion filtering for vision-based nonstationary vibration measurement, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **69**(6): 3907–3916. https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2937531.
- Peng, C., Zeng, C. and Wang, Y. (2019). Phase-based noncontact vibration measurement of high-speed magnetically suspended rotor, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **69**(7): 4807–4817. https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2956333.
- Poozesh, P., Sarrafi, A., Mao, Z., Avitabile, P. and Niezrecki, C. (2017). Feasibility of extracting operating shapes using phase-based motion magnification technique and stereo-photogrammetry, *Journal of Sound and Vibration* **407**: 350–366. https://doi.org/10.1016/j.jsv.2017.06.003.
- Rao, S. S. (2017). *Mechanical Vibrations, in SI Units, Global Edition*, Pearson, London.
- Reu, P. L., Rohe, D. P. and Jacobs, L. D. (2017). Comparison of dic and ldv for practical vibration and modal measurements, *Mechanical Systems and Signal Processing* **86**: 2–16. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.02.006.
- Shah, H. S., Patel, P. N., Shah, S. P. and Thakker, M. T. (2013). 8 channel vibration monitoring and analyzing system using labview, 2013 Nirma University International Conference on Engineering (NUICONE), IEEE, pp. 1–4. https://doi.org/10.1109/NUICONE.2013.6780181.
- Siringoringo, D. M., Wangchuk, S. and Fujino, Y. (2021). Noncontact operational modal analysis of light poles by vision-based motion-magnification method, *Enginee-ring Structures* **244**: 112728. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.112728.
- Wu, H.-Y., Rubinstein, M., Shih, E., Guttag, J., Durand, F. and Freeman, W. (2012). Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world, *ACM transactions on graphics (TOG)* 31(4): 1–8. https://doi.org/10.1145/2185520.2185561.