

# APLICAÇÃO DA TÉCNICA BOVW PARA IDENTIFICAR FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS A PARTIR DE IMAGENS TERMOGRÁFICAS DE BAIXA RESOLUÇÃO

Eliei T. Lins<sup>1</sup>, Eduardo O. Freire<sup>1</sup>, Lucas Molina<sup>1</sup>, Elyson Á. N. Carvalho<sup>1</sup> e Wellington F. Silva<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal de Sergipe, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica  
São Cristóvão – Sergipe - Brasil; e-mail: [etlins@yahoo.com.br](mailto:etlins@yahoo.com.br); [efreire@academico.ufs.br](mailto:efreire@academico.ufs.br)

**Abstract:** This paper aims to describe the implementation of a fault detection strategy in rotating machines using infrared thermography. It is based on image acquisition with a low resolution camera and to compare the results with those obtained with the use of a medium resolution camera. With the purpose of verifying that, it is possible to use lower resolution thermographic cameras without significant loss of performance, thus reducing costs and making this approach more accessible. The BoVW technique (bag of visual words) was applied for data treatment and fault categorization. The effectiveness of the presented method was validated experimentally from the diagnosis of the faults simulated based on the thermographic images of the two types of cameras, and, in addition, ratified by vibration analysis. The precision results were over 92% of the accuracy for both cameras, and with a difference of only 7% between them, thus proving the viability of using low resolution thermographic cameras to identify faults in rotating machines.

**Keywords:** Infrared thermography; Bag of visual words; Bearing fault; Unbalanced; Misaligned shaft; Feature extraction.

**Resumo:** Este trabalho tem como objetivo descrever a implementação de uma estratégia de detecção de falhas em máquinas rotativas utilizando termografia infravermelha. Ela baseia-se na aquisição de imagens com uma câmera de baixa resolução e compara os resultados com aqueles obtidos com o uso de uma câmera de média resolução. Com o propósito de verificar se é possível usar câmeras termográficas de resolução mais baixa sem perda significativa de desempenho, reduzindo custos e tornando essa abordagem mais acessível. A técnica BoVW (*bag of visual words*) foi aplicada para o tratamento dos dados e categorização das falhas. A eficácia do método apresentado foi validada experimentalmente a partir do diagnóstico das falhas simuladas com base nas imagens termográficas dos dois tipos de câmeras, e, adicionalmente, ratificado por análise de vibração. Os resultados apresentaram uma taxa de acerto acima de 92% para ambas as câmeras, e com diferença de apenas 7% entre elas, comprovando a viabilidade do uso de câmeras termográficas de baixa resolução para identificação de falhas em máquinas rotativas.

**Palavras-chaves:** Termografia infravermelha; *Bag of visual words*; Falha em rolamentos; Falha por desbalanceamento; Desalinhamento de eixo; Extração de características.

## 1. INTRODUÇÃO

O monitoramento de condição das máquinas é muito importante para a detecção de falhas em estágio inicial. Isso evita reparos não programados, minimiza falhas e, conseqüentemente, garante confiabilidade, disponibilidade e sustentabilidade das máquinas, o que traz economia de tempo, dinheiro e consumo de energia (Rani et al., 2020).

Nas últimas décadas, o monitoramento das condições e diagnóstico de falhas mecânicas em máquinas rotativas tem recebido atenção considerável para aumentar a confiabilidade e a segurança na operação destas máquinas. Porém, a análise de vibração ou emissão acústica pode ser intrusiva com sensores que precisam ser montados em contato direto com as máquinas (Huo et al., 2017).

Por sua vez, o monitoramento das condições com base na medição de temperatura, utilizando a termografia infravermelha (TI) como técnica alternativa à análise de vibração ou emissão acústica, é um ensaio não destrutivo, livre de interferências eletromagnéticas, além de ser capaz de fornecer grande cobertura de inspeção (Hidayat et al., 2018).

Neste trabalho, considera-se como sendo câmeras termográficas de alta resolução aquelas com resolução igual ou superior a VGA (640 x 480 pixels); câmeras termográficas com resolução a partir de QVGA (320 x 240 pixels) e abaixo de VGA, são consideradas como sendo de média resolução e câmeras termográficas com resolução abaixo de QVGA são consideradas como de baixa resolução.

Nos trabalhos encontrados na literatura da área, verifica-se que a sua ampla maioria se baseia no processamento de imagens termográficas adquiridas por câmeras de média

resolução ou de alta resolução. Tais câmeras, além de terem custo elevado, nem sempre estão disponíveis no ambiente industrial. Por outro lado, câmeras termográficas de baixa resolução podem ser encontradas com maior frequência nas indústrias em geral, pois já são utilizadas em inspeções termográficas de rotina. Além disso, são câmeras com custo muito mais acessível.

Diante do exposto, este trabalho consiste em investigar se algoritmos que obtiveram bom desempenho para detecção de falhas em máquinas rotativas a partir de imagens termográficas com média ou alta resolução, também alcançam bom desempenho se forem utilizadas imagens adquiridas por câmeras termográficas de baixa resolução, possibilitando assim, reduzir o custo e aumentar a disponibilidade e viabilidade deste método de inspeção sem contato. O trabalho também fornece a validação dos resultados obtidos, comparando-os com o diagnóstico feito com base em sensores de vibração, que é a abordagem mais utilizada atualmente na indústria.

## 2. TRABALHOS RELACIONADOS

Singh et al. (2014) usaram pesos em seu experimento para causar desequilíbrio no eixo do sistema e buscar detectar por termografia a presença de anomalias térmicas nos rolamentos. Os autores afirmaram que as forças radiais que faziam com que o eixo ficasse desequilibrado, em conjunto com as falhas de abrasão nas esferas de contato dos mancais, causavam instabilidade e aquecimento nos mesmos. Tal aquecimento foi detectado com o uso da termografia, e na comparação com o mancal normal, percebeu-se que a termografia auxiliou na detecção de falhas nos mancais de rolamento.

Azad (2011) afirma que ao utilizar câmeras termográficas, é possível observar o calor gerado pelo atrito produzido em sistemas mecânicos, e que no caso de sistemas de acionamento mecânico, problemas em rolamentos podem ser identificados de maneira rápida e fácil, à medida que as falhas aparecem em componentes do rolamento (anel interno, anel externo, elemento girante ou gaiola), além da ausência ou excesso de lubrificação. As cargas radiais e/ou axiais impostas ao rolamento também produzem calor facilitando a análise dos mesmos sob a ótica da termografia, antevendo assim falhas e colapsos.

Em Jia et al. (2019), foram obtidos resultados a partir de uma câmera termográfica Fluke Ti32, com resolução de 640 x 480 pixels, cujos parâmetros foram cuidadosamente definidos para obtenção de imagens termográficas precisas. O objeto de diagnóstico usado foi um rolamento de aço. Para seu estudo, foi utilizado um protótipo experimental.

Ainda, para Jia et al. (2019), as ferramentas utilizadas foram BoVW e CNN (*Convolutional Neural Network*) cujos desempenhos foram comparados nos experimentos. Como resultado final, para técnica de BoVW a acurácia chegou a 99,8%, indicando o estado de falha das máquinas rotativas, além de incluir qual componente estava com defeito. Já para CNN foi obtida 100% de precisão de diagnóstico nos estados de falha correspondentes.

## 3. MÉTODO PROPOSTO

Nesta seção é descrita a metodologia utilizada para aquisição e processamento dos dados necessários para testar a hipótese de que algoritmos que obtiveram bom desempenho para detecção de falhas em máquinas rotativas a partir de imagens termográficas com média ou alta resolução, também alcançam bom desempenho se forem utilizadas imagens adquiridas por câmeras termográficas de baixa resolução.

O algoritmo escolhido foi o BoVW (Li et al., 2019), pois o mesmo alcançou desempenho acima de 99% em termos de acurácia e precisão para detecção de falhas em máquinas rotativas a partir de imagens termográficas, conforme apresentado no artigo de Jia et al. (2019), além de exigir menos recursos computacionais se comparado a CNN, o que o torna mais acessível. Destaca-se ainda que ao se aplicar a CNN com as imagens da câmera FLIR, por exemplo, significaria que um único neurônio totalmente conectado em uma primeira camada oculta dessa rede neural teria 230.400 pesos ( $320 \times 240 \times 3$ ), exigindo um alto poder computacional durante a fase de treinamento dessa rede.

Inicialmente, na etapa de coleta das imagens termográficas, foi utilizado um simulador de falhas, conforme ilustrado na Fig. 1. Após adquirir-se estabilidade operacional depois de 20 minutos de operação, as imagens termográficas foram coletadas da extremidade do rolamento do simulador de falhas com a câmera posicionada a uma distância de 40 cm. O processo de aquisição das imagens foi repetido considerando três velocidades diferentes (250rpm, 500rpm e 750rpm), além da inserção de diferentes tipos de falhas no simulador, conforme será detalhado a seguir. O *layout* de instalação é ilustrado na Fig. 2.



Fig. 1 – Simulador de falhas usado. À esquerda vista superior e à direita vista em perspectiva.

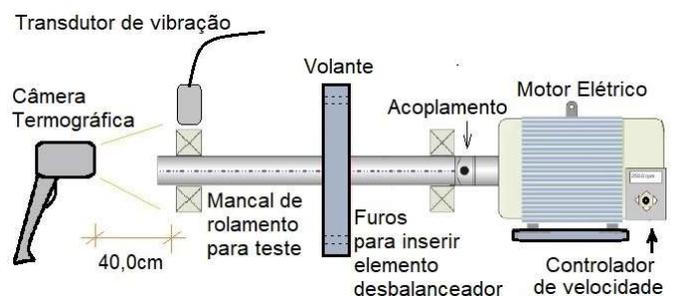


Fig. 2 – *Layout* de instalação do simulador de falhas.

As câmeras termográficas utilizadas na coleta de dados foram a Fluke VT02 e a FLIR T420, conforme especificações na Tabela 1. A coleta de dados foi realizada em uma sala com

temperatura ambiente estável em 25 °C e a iluminância mantida em 750 lux.

Tabela 1 – Especificações das câmeras (Fonte: Manual do usuário)

Especificações	FLUKE VT02	FLIR T420
Faixa de medição de temperatura	-10 °C a +250 °C	-20 °C a +1200 °C
Precisão de medição	±2 °C ou ±2 %	±2 °C ou ±2 %
Frequência de captura	8Hz	60Hz
Sensibilidade Térmica (NETD)	≤ 250 mK	45 mK
Faixa espectral infravermelha	6.5 μm a 14 μm	7.5 μm a 13 μm
Câmera visual	<b>11025 pixels</b>	<b>76800 pixels</b>

Os dados foram coletados no mancal de rolamento, a partir da extremidade do simulador de falhas, ilustrado na Fig. 2, inicialmente com uma câmera FLIR T420. Na sequência, foi repetido o mesmo procedimento, com as mesmas condições, para coletar as imagens termográficas com as mesmas falhas simuladas, porém utilizando a câmera FLUKE VT02.

A primeira coleta de dados foi realizada com o eixo desalinhado em 0,25° para as três velocidades de rotações informadas anteriormente. Todas as simulações de falhas citadas a seguir também serão repetidas para as três velocidades de rotação informadas.

Já a segunda coleta de dados foi realizada com um rolamento que apresentava o defeito de oxidação. Para terceira coleta de dados foi utilizado um elemento elástico do acoplamento do eixo com defeito. Na quarta coleta de dados foi simulada a falha de desbalanceamento do conjunto, a partir de um contrapeso com massa pré-determinada de 79 g adicionado ao volante. A relação de massa entre o volante e o elemento desbalanceador foi responsável por gerar a condição de desbalanceamento.

Por fim, na quinta e última coleta de dados não foi inserido nenhum tipo de falha ao simulador, de forma que esse experimento fosse utilizado na condição normal de funcionamento.

A partir da quantidade mínima de imagens disponíveis em cada categoria, foi definida a proporção de 70% / 30% a partir da técnica de validação *Hold-Out* (Devroye e Wagner, 1979), também conhecida como validação simples, utilizando 105 imagens para treinamento e 45 imagens para teste de cada uma das 15 categorias estudadas, tendo em vista que a quantidade mínima de imagens coletadas por categoria foi de 150 imagens.

Na etapa seguinte, foi realizado o processamento das regiões de interesse das imagens termográficas, com a extração das características, aplicando SURF (*Speeded Up Robust Features*) (Bay et al., 2006) em todas as categorias de imagens, construindo um vocabulário de características, e reduzindo o número de pontos de interesse através da quantização do espaço, que é realizado por meio do algoritmo *K-means*.

O *K-means* (Jain, 2010) foi utilizado para fornecer uma classificação automática sem a necessidade de supervisão humana, ou seja, sem qualquer pré-classificação existente. O número de palavras visuais do vocabulário é justamente o valor de *k*, que significa o número de grupos que será usado no *K-means*. Devido ao baixo tempo de processamento, mesmo quando são usados altos valores de *k*, e aos bons resultados de acurácia inicial, valores de *k* = 300, *k* = 400, *k* = 500 e *k* = 1000 foram definidos arbitrariamente.

Outro ajuste na configuração do algoritmo é o valor do *blockwidth*, dentro da aplicação do BoVW, que representa o tamanho da seleção utilizada na extração de características do detector SURF, conforme ilustrado na Fig. 3, em que pode ser definido entre as quatro opções de tamanhos possíveis, a saber, 32, 64, 96 e 128 pixels.

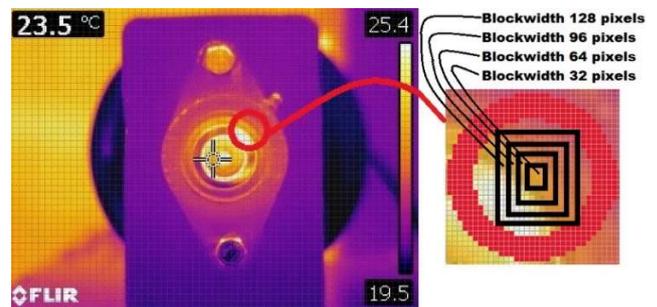


Fig. 3 – Ilustração das opções de configuração do tamanho do *blockwidth*.

Ao final desse procedimento, cada imagem passou a ser representada por um vetor contendo a quantidade de cada uma das palavras visuais que a imagem possui. A etapa final consistiu em treinar um classificador SVM (Cortes e Vapnik, 1995) para que aprendesse a distinguir as várias categorias de imagens a partir do vetor de palavras. O processo foi repetido para todas as categorias e, ao final, o número de máquinas de vetores de suporte correspondeu ao número total de categorias, sendo cada uma delas responsável por determinar se o vetor pesquisado pertencia a uma determinada categoria.

Para validação dos resultados, utilizando-se a técnica de análise de vibração, caso fosse aplicada a norma ISO 10.816, facilmente poderia ser percebido que a partir de 1,8mm/s, para motores de potência abaixo de 15 kW, já seria considerado nível insatisfatório de vibração para operação. Mas como essa norma foi cancelada e substituída pela norma ISO 20816, que utiliza o conceito de bordas limite para análise dos dados de vibração, conforme apresentado através da Tabela 2, já não fica tão clara essa informação. Para permitir uma avaliação qualitativa da vibração em uma determinada máquina, essa norma define quatro zonas para avaliação, a saber:

Zona A: A vibração de máquinas recém comissionadas normalmente vem dentro desta zona.

Zona B: Máquinas com vibração dentro desta zona são normalmente consideradas aceitáveis para operação irrestrita de longo prazo.

Zona C: Máquinas com vibração dentro desta zona são normalmente consideradas insatisfatórias para operação contínua de longo prazo.

Zona D: Os valores de vibração dentro desta zona são normalmente considerados de severidade suficiente para causar danos à máquina.

A Norma ISO 20816-1:2016 afirma que máquinas pequenas (por exemplo, motores elétricos com potência de até 15 kW, que é o caso do motor elétrico utilizado no simulador de falhas, com potência de 0,55 kW) tendem a ficar na extremidade inferior da faixa.

Tabela 2 – Níveis de Vibração de acordo com as bordas limite (Fonte: Adaptado da Norma ISO 20816-1:2016)

Faixa de valores de limite de zona típicos para peças não rotativas r.m.s. velocidade de vibração (mm/s)			
0,28			0,28
0,45			0,45
0,71			0,71
1,12	Zona Limite		1,12
1,80	A/B		1,80
2,80	0,71 à 4,50	Zona Limite	2,80
4,50		B/C	4,50
7,10		1,80 à 9,30	Zona Limite
9,30			C/D
11,20			4,50 à 14,70
14,70			14,70
18,00			18,00
28,00			28,00
45,00			45,00

#### 4. RESULTADOS

As figuras 4 e 5, ilustram os histogramas característicos de uma categoria de dados estudada para cada câmera termográfica usada. Nesses histogramas é possível observar a frequência de ocorrência de cada uma das 500 palavras visuais. Nesse caso específico, as particularidades de cada imagem se diferenciam umas das outras, ou seja, apresentam diferenças para cada categoria estudada pelo conjunto de temperaturas que representam essa porção da imagem.

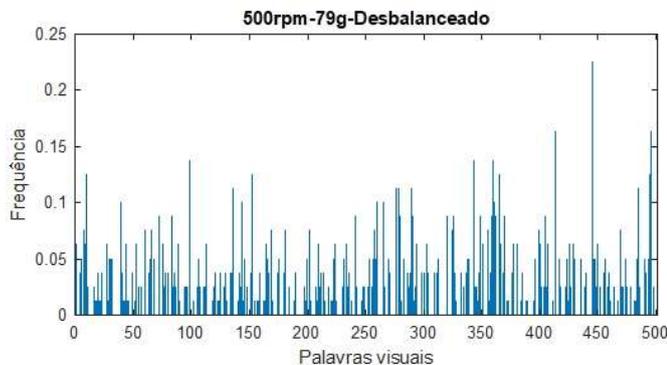


Fig. 4 - Histograma das palavras visuais das imagens termográficas – FLIR T420

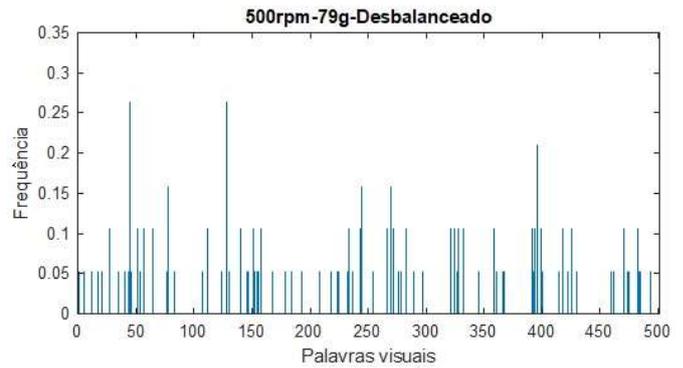


Fig. 5 - Histograma das palavras visuais das imagens termográficas – FLUKE VT02

Vale destacar que visualmente, as imagens não apresentam diferenças perceptíveis, ou pelo menos significativas, justificando-se assim o motivo do uso de uma câmera termográfica para levantamento desses dados, pois, o objetivo é avaliar as nuances de diferenças de temperaturas em pontos muito específicos das imagens. Esses histogramas também foram gerados para 300, 400 e 1000 palavras visuais, quando definido esse valor de  $k$ , mas foram ilustrados nas figuras 4 e 5 os histogramas com 500 palavras visuais, de uma categoria apenas.

Na Tabela 3 são apresentadas as categorias das falhas que foram simuladas para esse trabalho, e o número correspondente a cada categoria foi utilizado nas tabelas 4 e 5, devendo ser considerado na análise dos seus dados.

Tabela 3 – Categorias das falhas simuladas

Número	Categoria
1	Eixo desalinhado – 250rpm
2	Rolamento com defeito – 250rpm
3	Acoplamento com defeito – 250rpm
4	Falha de desbalanceamento – 250rpm
5	Condição normal - 250rpm
6	Eixo desalinhado – 500rpm
7	Rolamento com defeito – 500rpm
8	Acoplamento com defeito – 500rpm
9	Falha de desbalanceamento – 500rpm
10	Condição normal - 500rpm
11	Eixo desalinhado – 750rpm
12	Rolamento com defeito – 750rpm
13	Acoplamento com defeito – 750rpm
14	Falha de desbalanceamento – 750rpm
15	Condição normal - 750rpm

Depois da extração das características, cada experimento foi executado três vezes, alcançando os resultados médios apresentados nas tabelas 3 e 4. Essas tabelas foram elaboradas para valores de  $k = 300$ ,  $k = 400$ ,  $k = 500$  e  $k = 1000$ , inicialmente com o valor de *blockwidth* ajustado para 64 e em seguida, para esses mesmos valores de  $k$ , mas com o valor de *blockwidth* ajustado para 128. O tempo total de processamento teve como referência um notebook com processador *Intel Core I5* de sétima geração e 8 GB de memória RAM com sistema operacional *Windows 10* de 64 bits.

Para elaborar as tabelas de 4 a 6, foram utilizados os dados médios das três repetições, disponíveis no relatório

gerado durante o processamento do algoritmo. Ressalta-se ainda que ao final de cada relatório foram apresentadas as matrizes de confusão, com os resultados da classificação das imagens de treinamento e validação, de forma que foram utilizados os resultados de acurácia das imagens de validação nas matrizes de confusão para compor essas tabelas em referência.

Tabela 4 – Resultado da taxa de acerto  
*Blockwidth = 64 e k = 500*

Número	Taxa de acerto das imagens	
	FLIR T420	FLUKE VT02
1	100%	77,67%
2	100%	99,33%
3	100%	91,67%
4	100%	99,33%
5	100%	87,33%
6	99,33%	79%
7	100%	84,33%
8	100%	91,33%
9	99,33%	92,33%
10	100%	85,67%
11	100%	85,33%
12	99,33%	58,33%
13	100%	89,67%
14	100%	96,67%
15	100%	99,67%
<b>TOTAL</b>	<b>99,87%</b>	<b>87,64%</b>

Tabela 5 – Resultado da taxa de acerto  
*Blockwidth = 128 e k = 1000*

Número	Taxa de acerto das imagens	
	FLIR T420	FLUKE VT02
1	100%	92%
2	100%	99,33%
3	100%	97%
4	100%	91,67%
5	100%	100%
6	98%	80%
7	100%	95%
8	99,33%	92%
9	98,67%	90,33%
10	99,33%	96%
11	100%	84%
12	99,33%	90%
13	100%	87,33%
14	100%	97,33%
15	100%	98,67%
<b>TOTAL</b>	<b>99,64%</b>	<b>92,71%</b>

De acordo com os resultados apresentados nas tabelas 4 e 5, observa-se um alto valor de acurácia, principalmente quando foram utilizadas 500 e 1000 palavras na configuração do *blockwidth* com 64 pixels, atingindo 99,87% de taxa de acerto para câmera FLIR T420 e 92,71% de taxa de acerto com a câmera FLUKE VT02, com 1000 palavras, mas na configuração do *blockwidth* com 128 pixels. Vale ressaltar também que durante a simulação de cada uma das etapas apresentadas, foi realizada a medição da vibração do conjunto para validação dos resultados, conforme apresentado nas

tabelas 8 e 9. Ou seja, espera-se identificar em que grau de insipiência o defeito simulado é detectado pela técnica de termografia a partir do processamento das imagens termográficas coletadas e pela técnica de análise de vibração.

Tabela 6 – Tempo total de processamento dos resultados

k	Blockwidth	Tempo total de processamento (s)	
		FLIR T420	FLUKE VT02
300	64	571,29	175,85
400	64	627,35	126,23
500	64	590,54	139,01
1000	64	615,60	121,87
300	128	1222,03	160,85
400	128	729,73	137,66
500	128	831,07	140,51
1000	128	720,42	143,88

Ao se analisar a Tabela 5, verifica-se que o tempo de processamento do algoritmo com as imagens obtidas através da câmera FLUKE VT02 foram entre 3,25 (521,79s / 175,87s) e 7,6 (1222,03s / 160,85s) vezes menor do que o processamento com as imagens obtidas através da câmera FLIR T420, o que pode ser justificado pelo tamanho das imagens (11.025 pixels x 76.800 pixels).

Na Tabela 7 foi apresentada a legenda da simbologia utilizada nas tabelas 8 e 9 para análise dos dados de vibração. Para análise dos dados que constam nessas tabelas, deve ser consultada a Tabela 3, que apresenta as categorias das falhas simuladas.

Tabela 7 – Legenda das tabelas 8 e 9

Símbolo	Descrição
	Medição de vibração radial, horizontal do primeiro mancal
	Medição de vibração radial, vertical do primeiro mancal
	Medição de vibração radial, horizontal do segundo mancal
	Medição de vibração radial, vertical do segundo mancal

Tabela 8 – Medição de vibração – FLUKE VT02

Nº	Nível de Vibração (mm/s)			
1	0,2	0,2	0,1	0,2
2	0,3	0,6	0,1	0,2
3	0,2	0,3	0,1	0,2
4	3,6	0,3	3,4	0,2
5	0,1	0,0	0,1	0,0
6	2,1	0,3	2,1	0,8
7	0,6	0,9	0,3	0,6
8	0,6	0,6	0,6	0,4
9	8,2	1,8	8,5	1,1
10	0,4	0,1	0,3	0,1
11	0,5	0,9	0,6	0,7
12	0,9	1,0	0,4	1,1
13	0,8	0,8	0,5	0,5
14	7,9	1,5	9,0	1,8
15	0,5	0,6	0,4	0,3

Tabela 9 – Medição de vibração – FLIR T420

Nº	Nível de Vibração (mm/s)			
				
1	0,5	0,3	0,5	0,3
2	0,3	0,5	0,2	0,3
3	0,3	0,1	0,3	0,2
4	1,8	0,2	1,8	0,2
5	0,3	0,1	0,2	0,1
6	0,7	0,6	0,7	0,3
7	0,8	0,8	0,3	0,5
8	0,5	0,1	0,5	0,2
9	10,2	1,7	10,8	1,7
10	0,4	0,2	0,3	0,3
11	0,4	0,4	0,7	0,5
12	0,7	0,9	0,4	0,7
13	0,6	0,3	0,7	0,2
14	7,9	1,2	8,9	1,6
15	0,4	0,3	0,5	0,3

Ao analisar as tabelas 8 e 9, com os dados das medições de vibração para cada uma das falhas simuladas, verifica-se que assim como a condição normal de funcionamento apresentou o menor nível de vibração, a condição da simulação da falha de desbalanceamento foi a que apresentou o maior nível de vibração. Apesar desse resultado já ser esperado, foi possível observar pequenas diferenças no nível de vibração entre cada uma das falhas simuladas, mesmo que essa diferença seja da ordem de 0,1 mm/s. De acordo com a norma ISO 20816 essas magnitudes das velocidades de vibração não são indicativas de falha na máquina, mas é importante ressaltar que essas diferenças de nuance foram identificadas pela técnica de análise de vibração. Vale a pena ainda destacar que para um mesmo tipo de falha simulada, ou até mesmo na condição normal de funcionamento, houve diferença no nível de vibração entre as três velocidades de rotação analisadas.

## 5. CONCLUSÕES

De acordo com os resultados obtidos verifica-se que o desempenho alcançado na identificação de falhas mecânicas em máquinas rotativas a partir de imagens termográficas capturadas com uma câmera de média resolução (FLIR T420) chega a ser de 99,87% enquanto que ao se utilizar uma câmera termográfica de baixa resolução (FLUKE VT02), se observou uma taxa de acerto de até 92,71%. Com isso, confirma-se a hipótese de que é possível utilizar câmeras termográficas de baixa resolução para identificação de falhas mecânicas em máquinas rotativas, ampliando assim a aplicabilidade dos métodos encontrados na literatura.

Vale destacar também, que ao se analisar a Tabela 6, verificou-se que o tempo de processamento do algoritmo com as imagens obtidas através da câmera de baixa resolução foi entre 3,25 e 7,6 vezes menor do que com o processamento das imagens obtidas através da câmera de média resolução. Isso se justifica devido ao tamanho menor da imagem obtida através da câmera de baixa resolução, e que é muito relevante quando se está analisando um grande número de imagens.

Observou-se também que mesmo na condição normal de funcionamento do simulador, ou seja, sem inserção de nenhum

dos defeitos simulados, para diferentes velocidades de rotação (250 rpm, 500 rpm e 750 rpm), o método utilizado foi capaz de identificar e categorizar com boa assertividade cada uma dessas condições. Isso pode ser justificado pela diferença no nível de vibração em cada uma dessas rotações, conforme mostrado nas tabelas 8 e 9, que gera níveis de atrito e, conseqüentemente, valores de temperatura muito particulares, em pontos específicos de cada imagem, levando a características diferentes entre elas. A partir dos dados apresentados nessas tabelas, foi possível identificar diferenças nos níveis de vibração não só entre as falhas simuladas, mas também quando foi alterada a velocidade de rotação do conjunto, para cada uma das 15 categorias estudadas. Dessa forma, fica então confirmada a hipótese de que os defeitos simulados e detectados pela técnica de análise de vibração também foram identificados e separados em categorias pela técnica de termografia a partir do processamento das imagens termográficas coletadas.

## REFERÊNCIAS

- Azad D., Ramji K. (2011) Process plant reliability through infrared thermography. *International Journal of Applied Engineering Research*, Vol. 6;
- Bay, Herbert; Tuytelaars, Tinne; Van Gool, Luc. (2006) Surf: Speeded up robust features. In: *European conference on computer vision*. Springer, Berlin, Heidelberg. pp. 404-417;
- Cortes, Corinna; Vapnik, Vladimir. (1995) Support-vector networks. *Machine learning*, v. 20, n. 3, p. 273-297;
- Devroye, Luc; Wagner, Terry. (1979) Distribution-free performance bounds for potential function rules. *IEEE Transactions on Information Theory*. Vol. 25, n. 5. pp. 601-604;
- Hidayat, Agung Yudhistira, Widodo, Achmad, Haryadi, Gunawan Dwi. (2018) Fault Diagnostic System Bearing Centrifugal Pump Using K-means Method for Thermography Image and Signal Analysis Vibrations. *MATEC Web of Conferences*. Vol. 159, pp. 02006;
- Huo, Zhiqiang, Zhang, Yu. Sath, Richard, Shu, Lei. (2017) Self-adaptive Fault Diagnosis of Roller Bearings using Infrared Thermal Images. *IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. pp. 6113-6118;
- ISO International Standard. (2016) ISO 20816-1. Mechanical vibration - Measurement and evaluation of machine vibration - Part 1: General guidelines;
- Jain, Anil K. (2010) Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*. Vol. 31, pp. 651-666;
- Li, Yongbo, et al. (2019) A New Intelligent Fault Diagnosis Method of Rotating Machinery under Varying-Speed Conditions Using Infrared Thermography. *Hindawi Complexity*. Vol. 2019;
- Rani, Meenu; Dhok, Sanjay; Deshmukh, Raghavendra. (2020) A Machine Condition Monitoring Framework Using Compressed Signal Processing. *Sensors*, v. 20, n. 1, p. 319;
- SINGH, R. C. (2014) Analysis of ball bearings under dynamic loading using a non-destructive technique of thermography. *International Journal of Advanced Research and Innovation*. Vol. 2. pp. 781-783.