Revisão crítica: Detecção de falha em propulsores de USV através de transformadas Wavelet em sinais de vibração

Rafael B. Pieper

Resumo— Esta resenha crítica avalia o estudo de Cho et al., que propõe um sistema de detecção e classificação de falhas em propulsores de USVs utilizando análise de vibração via Transformada Wavelet Contínua em um algoritmo Visual Transformer (ViT). A relevância do artigo reside na importância do monitoramento e na mitigação de falhas e riscos operacionais em alto mar. A análise técnica destaca a simulação dos cenários de falha e a acurácia do modelo, contudo, foram identificadas lacunas metodológicas que merecem atenção em trabalhos futuros. Apesar dessas observações, o estudo reforça o potencial da integração entre a análise avançada de sinais e o aprendizado de máquina para o monitoramento preditivo de manutenção. O caso de uma ocorrência real apresentado, com cabos no propulsor, ilustra a aplicabilidade real da tecnologia. Conclui-se que, embora promissor, o trabalho de Cho et al. destaca a necessidade de maior rigor metodológico para reprodutibilidade e implementação prática de tais inovações.

I. INTRODUÇÃO

Cho et al. [1] propõe a aplicação da análise de vibração utilizando os domínios do tempo e frequência para detecção e diagnóstico de falhas em propulsores de veículos de superfície não tripulados (USV) - embarcação não tripulada que navega sob a superfície da água. Os autores realizam o método de visualização das transformadas Wavelet contínua (CWT) em escalogramas para alimentar um algoritmo de aprendizado de máquinas, do tipo Visual Transformer (ViT), com o intuito de detectar e classificar os tipos de falhas. A motivação dos autores para o estudo é destacada pela importância de monitorar as embarcações autônomas, uma vez que na ocorrência de falha em alto mar, o custo de recuperação pode ser significativo. Além das possibilidades de ocorrências devido fatores externos no ambiente marítimo de objetos estranhos se prenderem ao propulsor.

A escolha deste artigo justifica-se pela sua relevância atual no campo das embarcações

autônomas. Além disso, apresenta correlação com a linha de pesquisa do autor, voltada à detecção de falhas em equipamentos embarcados. A experiência prévia do autor com casos de falhas envolvendo sistemas de propulsão, especialmente aqueles causados por objetos estranhos presos ao hélice, reforça o interesse da análise crítica deste estudo.

II. ANÁLISE TÉCNICA E CRÍTICA DO TEXTO

Cho et al. utilizam de um USV protótipo, com dois sensores de vibração instalados em locais distintos internamente no casco, visando não ser um sistema de aplicação invasiva que necessite adaptação dos sistemas originais e de baixo custo. Para a coleta de dados, são simulados sete diferentes casos: Comportamento normal; Hélice quebrado (7%, 14% e 21% do diâmetro), objetos presos (cabo fino, cabo grosso, rede), casos que geram desbalanceamento pela alteração do centro de massa, e aumento da amplitude de vibração.

Estes casos de falha se alinham com o que o ambiente operacional pode proporcionar, pois quebra de hélices pelo impacto de objetos ou cabos se prenderem nos propulsores costumam ocorrer, principalmente em operações em fozes de rios. Os autores descrevem em bons detalhes os equipamentos e métodos para coleta dos dados de vibração ao longo da metodologia, no entanto, eles mencionam apenas nas conclusões finais qual é a taxa amostragem dos sensores, sendo 100Hz. Esta informação é importante ser mencionada inicialmente quando se trata de trabalhos que utilizam de tal informação para o desenvolvimento.

Por conseguinte, com a embarcação em ambiente de águas simulando ambiente operacional, os autores coletam sinal de vibração com variação na rotação do propulsor, em uma rampa de subida de 0 a 1000 RPM, seguido de uma rampa de descida de 1000 a 0 RPM, com objetivo de obter as informações do espectro de frequências em toda faixa operacional do propulsor, o que justificam o uso da CWT. Nesta coleta de dados e apresentação dos resultados, torna-se confuso o método, dado que os autores mencionam na introdução realizarem 10 segundo de aumento da rotação e 10 segundos de redução, porém ao analisar as legendas dos gráficos resultantes, nota-se uma divergência, na Figura 5 do artigo tem-se 180 segundos de análise escalograma, enquanto na Figura7(a) do artigo observa-se 45 segundos de análise nas rampas de aumento e redução de RPM, sem menção pelos autores no texto para justificar tal diferenca.

Ademais, Cho et al. apresentam uma análise dos resultados, inicialmente demonstrando um exemplo comparativo da transformada rápida de Forier (FFT), entre um segmento de sinal em condições normais e em sinal com um hélice quebrada em 21%, apresentado na Figura 4 do artigo original, mencionando a correlação entre uma falha e a resposta de frequência com a amplificação do sinal na FFT. Esta análise inicial é de suma importância para a compreensão das diferenças dos sinais, notando claramente o aumento da magnitude da FFT em um caso em que há desvio do centro de massa do hélice. Para aplicação da CWT, os autores

explicam sua definição e funcionamento para produzir os resultados no domínio do tempo e frequência, e mencionam aplicar a função-mãe como as onduletas de Morlet, visto sua ampla aplicação em trabalhos similares, também visto em [2]. Com resultados apresentados na Figura 11 do artigo original, os autores discutem uma diferenciação nos escalogramas para cada caso de falha, no entanto com casos em que há semelhança visual entre o estado normal e com falha simulada. Porém os autores não adicionam a escala da magnitude de cores, nem mencionam se as imagens estão normalizadas em mesma escala de forma a ter uma justa comparação visual, visto que ao plotar as **CWTs** algumas bibliotecas automaticamente as escalas de cores baseado na magnitude de energia para melhor visual.

Cho et al. realizaram um compilado de 1436 ciclos de coletas, em quantidades similares para cada tipo de falha, para então gerar o conjunto de dados com os escalogramas, dividindo entre os dois sensores utilizados. Estes por seguinte são utilizados como atributos de entrada para o algoritmo de aprendizado de máquina ViT. Neste ponto de desenvolvimento, apesar de demonstrarem os hiperparâmetros utilizados, os autores não mencionam como fora separado o conjunto de dados para realizar o treinamento e validação do modelo de classificação, dado que é usualmente explicito nas pesquisas e desenvolvimentos a menção de divisão entre treinamento/teste/validação. Valores usuais são 70/10/20 (%) respectivamente, ou 75/25 como em [2], e em [3] que propôs particionamento intervalado em proporção 60/20/20. Dessa forma visando evitar o sobreajuste (overfittting) do modelo. Contudo, ao avaliar a tabela resultado, matriz de confusão, nota-se que o tamanho da amostra de validação é 10%. O modelo proposto pelos autores atinge resultados de acuraria acima de 97%, demonstrando o potencial das aplicação de transformadas wavelets em conjunto com aprendizado de máquina para detecção de falha. Tal aplicação pode ser expandida para uma gama maior de embarcações, não apenas USVs.

Ademais, os autores adicionalmente propõem a adição de mais ciclos de coleta para enriquecer o conjunto de dados, utilizando testes com a embarcação fora d'água, detalhando a análise no Apêndice A do artigo. No entanto essa proposta torna-se não comparável com dados do propulsor submerso. visto dinâmica fluído-estrutura significativamente diferente, principalmente pela diferença das massas específicas ar e água. Tal valor influência nas interações de forças e resistências mecânicas do conjunto fluídopropulsor. Os autores encerram essa etapa analisando a degradação do desempenho do modelo quando estes dados são integrados. Observa-se que, em determinadas situações, o modelo chega a classificar incorretamente 100% de uma determinada falha como pertencente a outra categoria, evidenciando a limitação.

Contextualizando um exemplo prático, em 2020 rebocadores portuários estavam prestando atendimento emergencial a um navio, cujos cabos de amarração quebraram durante um evento de ventos fortes, e na ocasião um dos cabos atingiram o propulsor do rebocador, porém não identificado no momento da ocorrência, apenas um som de batida. Nos dias seguintes, investigou-se que havia uma diferença de consumo de combustível entre os motores principais, e o assunto sobre o som foi pontuado. Após contratação mergulhadores para vistoria dos propulsores, identificou-se um significativo volume de cabos presos a um dos propulsores, visto na Fig. 1.



Fig. 1 - Caso real de cabo no propulsor (fonte: Acervo pessoal do autor)

Mesmo não ocorrendo danos maiores operacional e financeiramente, existindo um potencial para tais, caso uma solução como a proposta por Cho et al. adaptado para rebocadores portuários estivesse em aplicação,

possivelmente a atuação poderia ser imediata após o ocorrido.

III. CONCLUSÕES

O artigo de Cho et al. propõe uma solução promissora para a detecção e classificação de falhas em propulsores de USVs, utilizando a análise de vibração via Transformada Wavelet Contínua. Entretanto, a análise técnica e crítica identificou pontos que merecem atenção, que podem comprometer a reprodutibilidade e a clareza metodológica, e fica para aprendizado para o aprimoramento de futuras pesquisas. A proposta de integrar dados coletados fora d'água, sem uma consideração aprofundada das diferenças dinâmicas de fluido-estrutura, também se mostrou uma limitação significativa e que não teria necessidade da inclusão.

Apesar dessas observações, o trabalho de Cho et al. destaca o potencial da integração entre técnicas avançadas de processamento de sinais e aprendizado de máquina para o monitoramento preditivo em sistemas complexos, exemplificando com um caso prático de aplicabilidade e o impacto potencial de um sistema de detecção de falhas em tempo real em outra gama de embarcações.

Espera-se que esta resenha crítica sirva como um ponto de partida para que tais inovações alcancem maturidade e implementação prática.

REFERÊNCIAS

- [1] H. Cho, J.-H. Park, K.-B. Choo, M. Kim, D.-H. Ji, and H.-S. Choi, "Unmanned Surface Vehicle Thruster Fault Diagnosis via Vibration Signal Wavelet Transform and Vision Transformer under Varying Rotational Speed Conditions," *Sensors*, vol. 24, no. 5, Art. no. 5, Jan. 2024, doi: 10.3390/s24051697.
- [2] G. H. Freire Moraes, R. F. Ribeiro Junior, and G. F. Gomes, "Fault Classification in Diesel Engines Based on Time-Domain Responses through Signal Processing and Convolutional Neural Network," *Vibration*, vol. 7, no. 4, Art. no. 4, Dec. 2024, doi: 10.3390/vibration7040046.
- [3] X. Fang, J. Zheng, and B. Jiang, "A rolling bearing fault diagnosis method based on vibroacoustic data fusion and fast Fourier transform (FFT)," *Int J Data Sci Anal*, Jul. 2024, doi: 10.1007/s41060-024-00609-7.