



MARINHA DO BRASIL
DIRETORIA DE ENSINO DA MARINHA
CENTRO DE INSTRUÇÃO ALMIRANTE ALEXANDRINO

CURSO DE APERFEIÇOAMENTO AVANÇADO EM
SISTEMA DE CONTROLE E ELETRICIDADE DE NAVIOS

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA DE
EQUIPAMENTOS EMBARCADOS: UMA VISÃO HOLÍSTICA

1ºTen. CAIO SOUSA DE SOUZA

Rio de Janeiro
2023

1ºTen. CAIO SOUSA DE SOUZA

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA DE
EQUIPAMENTOS EMBARCADOS: uma visão holística

Monografia apresentada ao Centro de Instrução
Almirante Alexandrino como requisito parcial à
conclusão do Curso de Aperfeiçoamento Avançado
em Sistema de Controle e Eletricidade de Navios

Orientadores:

Orientador Acadêmico: Pr. ° Dr. Robson Francisco da
Silva Dias

Orientador Técnico: CT (T) Vanius Farias Ferreira

CIAA
Rio de Janeiro
2023

1º Ten. CAIO SOUSA DE SOUZA

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA DE
EQUIPAMENTOS EMBARCADOS: uma visão holística

Monografia apresentada ao Centro de Instrução Almirante Alexandrino como requisito parcial à conclusão do Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Sistema de Controle e Eletricidade de Navios.

Aprovada em _____

Banca Examinadora:

Robson Francisco da Silva Dias, D. Sc. – UFRJ _____

Vanius Farias Ferreira, CT(T) – MB/ DEN _____

Luiz Felipe Perrut e Silva, 1T _____

Dedico esse trabalho aos marinheiros,
maquinistas que laboram diuturnamente para
manter o Poder Naval brasileiro.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, por me conceder discernimento, me iluminando e dando força e sabedoria, para ultrapassar todos os obstáculos encontrados ao longo do presente curso.

Agradeço à minha família, meu porto seguro que sempre me apoiou em tudo que venho almejando. Aos meus pais (Souza e Rossiana), que me incentivaram nos momentos difíceis e compreenderam a minha ausência enquanto eu me dedicava à realização deste trabalho. Aos meus irmãos (Felipe e Pedro), pelo carinho, força e apoio sempre, vocês são minha inspiração. A minha tia (Rossana), por estar sempre na torcida. A mãe de leite (Neiva), por acreditar em mim para que eu me tornasse uma pessoa batalhadora.

Aos meus orientadores minha gratidão pelos ensinamentos nesta trajetória, suas contribuições e enriquecimentos foram muito importantes para apresentar um melhor desempenho no meu processo de aperfeiçoamento profissional.

Aos meus professores, todos, sem exceção, agradeço seus ensinamentos colaborando de maneira significativa no meu processo de aprendizagem e formação profissional.

Aos amigos do Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Sistema de Controle e Eletricidade de Navios, pela amizade que se faz presente desde os tempos da Escola Naval. Em especial, aos companheiros e amigos de caminhada ao longo deste curso, 1T Renan Pereira Bento e 1T Willian Gazes.

Por fim, a todos e todas que direta ou indiretamente contribuíram para que esse processo se concretizasse.

"O futuro é agora. É hora de crescer,
de se reinventar e de liderar a próxima
evolução industrial."
Klaus Schwab

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA DE EQUIPAMENTOS EMBARCADOS: UMA VISÃO HOLÍSTICA

Resumo

O presente trabalho de conclusão tem como foco a profunda interação entre Inteligência Artificial (IA) e manutenção preditiva, áreas que, quando combinadas, prometem transformar os procedimentos de manutenção em diversos segmentos industriais. Em face dos avanços significativos em tecnologias de IA e a demanda contínua por métodos mais eficientes de manutenção, torna-se crucial entender os benefícios potenciais desta confluência para a indústria moderna. Através de uma revisão bibliográfica, este estudo examina uma variedade de publicações acadêmicas, artigos e literaturas pertinentes para fornecer uma visão abrangente sobre a matéria. A investigação demonstrou que a IA, com sua habilidade inigualável de manipular e discernir vastos conjuntos de dados, apresenta oportunidades sem paralelo na previsão precisa de falhas em sistemas e equipamentos. Quando aplicadas adequadamente, tais previsões podem resultar em diminuição de custos operacionais, prolongamento da vida útil dos equipamentos e garantia de operações mais seguras e eficazes. Ademais, a IA introduz novas abordagens à manutenção, permitindo às instituições uma resposta proativa a desafios emergentes. Conclui-se, portanto, que numa visão holística, onde tudo está interligado, a assimilação da IA na manutenção preditiva não é meramente uma tendência futurística, mas uma progressão lógica e essencial no domínio da manutenção. As conclusões deste trabalho fornecem um alicerce robusto para pesquisas subsequentes e para a implementação prática, objetivando capitalizar integralmente as vantagens dessa combinação tecnológica.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Manutenção preditiva. Manutenção de navios.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPLIED TO PREDICTIVE MAINTENANCE OF ON-BOARD EQUIPMENTS: a holistic vision

Abstract

The current final paper is focused on the deep interaction between Artificial Intelligence (AI) and the predictive maintenance, which when combined, can transform the maintenance procedures into several industrial segments. Due to the significant progress in AI technologies and the continuous demand for more efficient methods of maintenance, it is important to understand that this confluence has potential benefits for the modern industry. Throughout a bibliographic review, this study examines a variety of academic publications, articles and relevant literature to provide a wider vision of the subject. The investigation has shown that the AI, with its unique ability of manipulation and distinguishing a vast set of data, presents unparalleled opportunities with precise prediction of an equipment or a system failure. When those predictions are applied appropriately, it can result in operational costs decrease, the extension of the equipment's lifespan and the required assurance of a more efficient and safe operation. Furthermore, the AI introduces new approaches for maintenance, which can allow the institutions to have a proactive response for the emerging challenges. It is therefore concluded that, in a holistic vision, - where everything is connected to the assimilation of the AI in the predictive maintenance, - it is not only a futuristic tendency, but a logical and essential progression in the field of maintenance. The conclusion of the present work provides a powerful foundation for the following researches and for the practical implementation, which has the aim of capitalizing the advantages of this technological combination completely.

Keywords: Artificial intelligence. Predictive maintenance. Ship maintenance.

SUMÁRIO

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO..... | 11 |
| 1.1 | Justificativa e Objetivos..... | 11 |
| 1.2 | Estrutura da Monografia..... | 11 |
| 1.3 | Contribuições e Relevância..... | 12 |
| 2 | INTRODUÇÃO À MANUTENÇÃO PREDITIVA..... | 13 |
| 2.1 | Conceitos fundamentais de manutenção..... | 13 |
| 2.1.1 | Manutenção Corretiva..... | 13 |
| 2.1.2 | Manutenção Preventiva..... | 14 |
| 2.1.3 | Manutenção Preditiva..... | 15 |
| 2.2 | Benefícios da manutenção preditiva..... | 16 |
| 2.3 | Técnicas e métodos tradicionais de manutenção preditiva..... | 17 |
| 2.4 | A importância da manutenção preditiva em sistemas embarcados..... | 18 |
| 3 | FUNDAMENTOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL..... | 20 |
| 3.1 | Histórico e evolução da Inteligência Artificial..... | 20 |
| 3.2 | Subcampos da Inteligência Artificial..... | 21 |
| 3.3 | Aplicações comuns da IA no mundo atual..... | 22 |
| 3.4 | Limitações e desafios da IA..... | 23 |
| 4 | A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA | 25 |
| 4.1 | Vantagens da aplicação da IA em Manutenção Preditiva..... | 25 |
| 4.2 | Métodos de IA em Manutenção Preditiva..... | 27 |
| 4.3 | Abordagens híbridas: combinando métodos tradicionais com IA..... | 28 |
| 4.4 | Aplicações práticas da IA em Manutenção Preditiva..... | 30 |
| 5 | EQUIPAMENTOS EMBARCADOS E IA..... | 31 |
| 5.1 | Desafios da manutenção de equipamentos embarcados..... | 31 |
| 5.2 | IA para análise de dados em equipamentos embarcados..... | 32 |
| 5.3 | Implementação e considerações de desempenho..... | 33 |
| 6 | DESAFIOS E PERSPECTIVAS..... | 35 |
| 6.1 | Integração e interoperabilidade de sistemas..... | 35 |
| 6.2 | Desafios técnicos e tecnológicos..... | 36 |
| 6.3 | Tendências e perspectivas futuras..... | 37 |
| 6.4 | Potencial de utilização da IA a bordo dos navios da Marinha do Brasil..... | 38 |
| 7 | CONCLUSÃO..... | 40 |
| 7.1 | Sugestão para futuros trabalhos..... | 41 |
| 8 | REFERÊNCIAS..... | 42 |

1 INTRODUÇÃO

O avanço tecnológico na última década tem proporcionado um cenário de transformações profundas no âmbito das Forças Armadas, promovendo uma redefinição dos paradigmas operacionais e logísticos em ambientes marítimos. Nesse contexto, os sistemas embarcados em navios de guerra emergem como elementos cruciais, desempenhando funções vitais para a segurança nacional e a projeção do poder naval. A manutenção desses sistemas assume papel preponderante na garantia da operacionalidade contínua das embarcações, uma vez que falhas inesperadas podem acarretar sérias consequências operacionais e de segurança. Nesse sentido, a abordagem tradicional de manutenção preventiva, embora essencial, demonstra-se limitada diante da complexidade e das demandas operacionais dos sistemas embarcados modernos.

1.1 Justificativa e Objetivos

A introdução de sistemas baseados em Inteligência Artificial (IA) representa um avanço significativo no campo da manutenção preditiva. Ao empregar técnicas de aprendizado de máquina e processamento de dados avançado, esses sistemas têm o potencial de antecipar falhas e anomalias, permitindo intervenções corretivas em momentos estrategicamente mais vantajosos.

Neste contexto, o presente trabalho visa investigar o uso de sistemas baseados em IA para a manutenção preditiva de sistemas embarcados em navios de guerra.

O objetivo primário é avaliar a eficácia e a viabilidade dessa abordagem, considerando seus impactos na disponibilidade operacional, na segurança das tripulações e na economia de recursos logísticos.

1.2 Estrutura da Monografia

A presente trabalho estrutura-se em **cinco capítulos distintos**, cada um contribuindo para a compreensão e análise do tema proposto.

O **primeiro** capítulo delinea os fundamentos da manutenção, especialmente a preditiva, e introduz os principais conceitos e técnicas relacionadas ao assunto no

contexto da pesquisa. Será apresentada uma revisão abrangente da literatura atual, destacando os avanços e as tendências na manutenção de sistemas complexos.

O **segundo** capítulo se dedica à fundamentação teórica da IA, explorando sua origem, evolução e categorias.

Os **terceiro e quarto** capítulos constituem o núcleo da pesquisa, abordando a implementação prática de sistemas baseados em IA na manutenção preditiva, em um primeiro momento, e sua utilização em sistemas embarcados, em um segundo. Serão analisadas as melhores práticas e a fundamentação teórica que permite essa implementação, fornecendo uma base empírica para a avaliação da eficácia e eficiência dessa abordagem.

O **quinto** capítulo analisa os principais desafios e considerações técnicas sobre a implementação dessa abordagem.

Finalmente, as **considerações finais** apresentam os principais achados da pesquisa, delineando perspectivas futuras para o emprego de IA na manutenção preditiva de sistemas embarcados em navios de guerra.

1.3 Contribuições e Relevância

Esta pesquisa tem como finalidade contribuir para o campo da engenharia naval e sistemas embarcados ao fornecer uma análise aprofundada da aplicação de IA na manutenção preditiva. Além disso, as conclusões e recomendações apresentadas terão implicações diretas na operacionalidade das marinhas modernas, promovendo a segurança e a eficiência das operações em ambiente marítimo.

2 INTRODUÇÃO À MANUTENÇÃO PREDITIVA

A evolução da indústria e dos sistemas de produção trouxe consigo uma sofisticação sem precedentes no que tange à manutenção de equipamentos e infraestruturas. Em um cenário em que cada minuto parado pode representar significativas perdas financeiras e operacionais, surge a necessidade de abordagens mais refinadas e precisas para garantir a continuidade das operações. Nesse contexto, a manutenção preditiva se destaca como uma proposta inovadora, posicionando-se além das tradicionais práticas reativas ou meramente preventivas. Ao adotar técnicas avançadas e ferramentas tecnológicas, a manutenção preditiva objetiva antecipar possíveis falhas, permitindo intervenções cirúrgicas, reduzindo custos e elevando a disponibilidade dos sistemas. Esta seção apresenta uma introdução à manutenção preditiva, delineando seus fundamentos, técnicas e a importância de sua aplicação no cenário industrial e militar-naval contemporâneo.

2.1 Conceitos fundamentais de manutenção

A manutenção é um aspecto crucial na vida útil e operação eficiente de equipamentos, máquinas e sistemas. Ela é geralmente categorizada com base em sua natureza e na metodologia empregada. Neste contexto, a manutenção corretiva, preventiva e preditiva são conceitos fundamentais, cada um com suas características distintas.

2.1.1 Manutenção Corretiva

A manutenção corretiva é conceituada como um conjunto de intervenções técnicas realizadas em resposta as falhas ou defeitos que comprometem o funcionamento adequado de um equipamento (Mobley, 2004). Caracteriza-se por sua natureza reativa, sendo desencadeada em resposta direta à manifestação de um problema, ao invés de ser uma ação proativa para prevenir falhas. Como resultado desse caráter postergado, frequentemente, os processos de manutenção corretiva acarretam custos elevados, principalmente quando se considera a paralisação não antecipada de sistemas ou a necessidade de reparos emergenciais.

Além disso, a adoção exclusiva ou excessiva desta modalidade de manutenção pode resultar em períodos de inatividade não previstos, afetando a produtividade e comprometendo metas operacionais. Keith Mobley, Lindley Higgins e Darrin Wikoff (2008) destacam que, sobretudo em setores onde o fluxo contínuo e a eficiência dos processos são vitais, a manutenção corretiva pode se tornar uma fonte significativa de perturbações operacionais. Em ambientes onde a continuidade das operações é de extrema relevância, tal abordagem pode não apenas elevar os gastos, mas também comprometer a entrega de resultados e a satisfação dos *stakeholders*. Portanto, em muitos cenários, a manutenção corretiva, apesar de necessária em certas situações, é menos desejável quando comparada a abordagens proativas e preventivas.

2.1.2 Manutenção Preventiva

A manutenção preventiva caracteriza-se como uma estratégia proativa, concebida com o objetivo primordial de minimizar ou até mesmo erradicar a chance de um equipamento apresentar falhas durante sua operação (Ibid.). Essa modalidade de manutenção não se orienta pela condição imediata ou estado real do equipamento em questão, mas sim por cronogramas pré-estabelecidos, que determinam intervalos de tempo fixos ou ciclos específicos de operação para a realização de procedimentos de manutenção.

No contexto prático, isso significa que independentemente do estado de conservação ou desempenho de um equipamento, medidas de manutenção, tais como lubrificação, calibração, ou até a substituição integral de componentes, são executadas em momentos predeterminados. Tal abordagem é concebida para garantir que os sistemas operem dentro de uma margem segura de desempenho e confiabilidade. Contudo, Mobley (2004) aponta uma ponderação relevante: enquanto a manutenção preventiva é eficaz na redução de falhas abruptas e inesperadas, ela pode, em contrapartida, conduzir a intervenções que, em retrospecto, podem ser consideradas prematuras ou desnecessárias, especialmente quando o equipamento ainda demonstra ótimo desempenho e poderia operar por mais tempo sem a necessidade de manutenção. Esta observação realça a importância de equilibrar as práticas de manutenção preventiva com avaliações periódicas da condição real dos equipamentos, visando otimizar os recursos e maximizar a eficiência operacional.

2.1.3 Manutenção Preditiva

A manutenção preditiva, por outro lado, visa determinar o estado de serviço de equipamentos em operação para estimar quando a manutenção deve ser realizada (Mobley, 2002). Isso é feito através da monitorização e análise de parâmetros vitais, como vibração, temperatura e desgaste, usando técnicas avançadas, como a análise espectral. A principal vantagem da manutenção preditiva é que ela permite que as ações sejam tomadas de forma mais oportuna e eficaz, reduzindo os custos e os tempos de inatividade (Ibid.).

Podemos caracterizar a manutenção preditiva como uma abordagem estratégica que se fundamenta em princípios sólidos de monitoramento e análise de condições, visando antecipar a degradação e falhas em componentes ou sistemas. Sua eficácia repousa sobre a capacidade de detectar padrões de comportamento que precedem eventos indesejados, possibilitando intervenções precisas e programadas (Ibid., p. 99).

Para implementar efetivamente a manutenção preditiva, é essencial compreender os fenômenos físicos e mecânicos que permeiam o funcionamento dos sistemas. A análise de vibrações, por exemplo, é uma das técnicas mais difundidas, baseada no pressuposto de que mudanças nos padrões vibratórios indicam desgastes, folgas ou desalinhamentos. A interpretação dos espectros de frequência permite identificar a origem e a gravidade dos potenciais avarias (Ibid., pp. 99-105).

Outra técnica relevante é a termografia, que se apoia na captura de imagens térmicas para identificar variações de temperatura em componentes. Variações anômalas podem indicar sobrecargas, desequilíbrios ou desgaste em potencial (Ibid., pp. 105-108). Da mesma forma, a análise de óleo desempenha um papel crucial na manutenção preditiva, permitindo a detecção de partículas metálicas e a análise de características químicas, fornecendo *insights* sobre o estado dos componentes lubrificados (Ibid., pp. 108-109).

Além dessas técnicas, a ultrassonografia é empregada para detectar vazamentos, identificar descargas elétricas anômalas e avaliar a condição de rolamentos e engrenagens (Ibid., p. 111). A análise de gases também é uma ferramenta valiosa, especialmente em sistemas que envolvem reações químicas complexas, possibilitando a detecção de impurezas e variações na composição gasosa (Ibid., p. 109).

A manutenção preditiva não se restringe a uma única técnica, mas sim a uma abordagem holística que combina diversas metodologias de acordo com as características

e peculiaridades dos sistemas analisados. É imperativo destacar que a escolha das técnicas e a interpretação dos resultados requerem expertise técnica sólida, bem como o uso de equipamentos de medição e análise de alta precisão (Ibid.).

2.2 Benefícios da manutenção preditiva

A manutenção preditiva (MP) tem ganhado um foco crescente no cenário industrial e de equipamentos, visto que representa uma abordagem proativa na gestão da manutenção, ao contrário de métodos reativos ou puramente programados. Diversos estudos e práticas industriais têm indicado uma variedade de benefícios decorrentes da implementação da MP, que se desdobra tanto em vantagens técnicas quanto econômicas:

- I. **Redução de Custos Operacionais:** uma das principais vantagens da MP é a capacidade de realizar manutenções baseadas na necessidade real do equipamento, evitando custos excessivos de manutenções preventivas não necessárias e o alto custo de falhas inesperadas que seriam tratadas na manutenção corretiva (Mobley; Higgins; Wikoff, 2008). Além disso, identificando problemas em estágios iniciais, é possível fazer reparos menores e mais baratos em vez de substituições completas de componentes;
- II. **Aumento da Vida Útil do Equipamento:** ao detectar irregularidades ou falhas potenciais em estágios iniciais, a MP permite intervenções precisas, reduzindo o desgaste desnecessário e, conseqüentemente, estendendo a vida útil do equipamento (Ibid.);
- III. **Minimização do Tempo de Inatividade:** com a habilidade de prever falhas antes que elas ocorram, a MP pode programar intervenções em momentos mais oportunos, evitando paradas não planejadas e conseqüente perda de produção (Haarman; Mulders; Vassiliadis, 2017);
- IV. **Melhora da Segurança Operacional:** ao prever e evitar falhas, a MP reduz os riscos associados a acidentes que poderiam ser causados por falhas de equipamentos, contribuindo para um ambiente operacional mais seguro (Ibid.);
- V. **Otimização do Estoque de Peças:** a capacidade de antecipar falhas permite às empresas manter um estoque otimizado de peças de reposição, reduzindo

custos com estoques excessivos ou urgências causadas pela falta de componentes (Mobley, 2002);

- VI. Aumento da Confiança no Equipamento: com menos falhas inesperadas e maior eficiência na manutenção, a confiabilidade do equipamento aumenta, proporcionando uma operação mais suave e previsível (Mobley; Higgins; Wikoff, 2008).

Conforme o exposto acima, podemos inferir que os benefícios da manutenção preditiva são vastos, e sua implementação pode resultar em uma melhora significativa na eficiência operacional, na vida útil dos equipamentos, nos custos de manutenção e na segurança. No entanto, a adoção efetiva da MP requer investimento em tecnologia, treinamento e uma mudança na cultura da gestão da manutenção.

2.3 Técnicas e métodos tradicionais de manutenção preditiva

A manutenção preditiva (MP) é fundamentada em técnicas tradicionais que permitem a avaliação e monitoramento das condições dos equipamentos. O entendimento aprofundado dessas técnicas é vital para compreender os mecanismos e princípios subjacentes da MP:

- I. **Análise de Vibração:** a vibração é um indicador intrínseco da condição mecânica dos equipamentos rotativos. Cada componente de uma máquina produz um padrão específico de vibração. Desalinhamentos, desequilíbrios, folgas e outros defeitos induzem alterações nesses padrões (Mobley, 2002). A análise de vibração envolve o estudo de amplitudes, fases e espectros de frequência das vibrações. Tais análises, frequentemente realizadas no domínio da frequência, proporcionam *insights* sobre componentes específicos da máquina e seus estados de “saúde”;
- II. **Termografia:** a termografia baseia-se no princípio de que todos os objetos com temperatura acima do zero absoluto emitem radiação infravermelha. Componentes defeituosos ou em estado de falha muitas vezes exibem temperaturas anômalas devido ao aumento da resistência, fricção ou degradação (Mobley; Higgins; Wikoff, 2008). Câmeras infravermelhas capturam essa radiação e a convertem em imagens termográficas, permitindo identificar zonas de calor e frio e, assim, localizar anomalias;

- III. **Análise de Óleo:** a análise de óleo é uma técnica consolidada que avalia a saúde tanto do lubrificante quanto do equipamento. Através da espectroscopia de emissão, a técnica detecta e quantifica partículas metálicas no óleo, indicando desgaste de componentes internos. Outros parâmetros como viscosidade, acidez (número de acidez) e contaminação por água são medidos para avaliar a condição do lubrificante e a integridade do sistema (Mobley, 2002);
- IV. **Ultrassonografia:** a ultrassonografia emprega ondas acústicas de alta frequência (acima de 20 kHz) para detectar falhas internas e externas em materiais. Ondas ultrassônicas são transmitidas através de um material, e qualquer descontinuidade (como uma trinca) reflete parte dessas ondas. Ao medir o tempo de viagem e a amplitude desses ecos, é possível determinar a localização e a gravidade das falhas (Ibid.);
- V. **Análise de Corrente Elétrica:** as máquinas elétricas, especialmente motores, exibem assinaturas específicas de corrente sob condições normais de operação. Falhas, como desequilíbrios, curtos ou desalinhamentos, alteram essa assinatura. A análise do espectro de frequência da corrente elétrica permite identificar e localizar tais falhas, proporcionando uma técnica não invasiva para monitorar a saúde de motores (Mobley; Higgins; Wikoff, 2008).

As técnicas tradicionais de MP, consolidadas por décadas de prática e pesquisa, formam a base sobre a qual a manutenção moderna é construída. Cada técnica é fundamentada em princípios científicos e engenharia rigorosos, e, quando aplicadas corretamente, fornecem uma visão inestimável sobre a condição dos equipamentos e sistemas.

2.4 A importância da manutenção preditiva em sistemas embarcados

Em navios militares, a MP nos sistemas de propulsão e geração elétrica é de grande importância para garantir operacionalidade, segurança e prontidão. Dada a natureza crítica das missões e operações militares, um sistema de propulsão defeituoso ou uma falha no sistema de geração elétrica não apenas comprometeria a missão, mas também poderia expor a embarcação a riscos significativos (Mobley, 2002).

A MP tem como objetivo principal antecipar falhas antes que se manifestem. No contexto dos motores a diesel e turbinas a gás utilizados na propulsão, isso se traduz em monitorar indicadores como a vibração, temperaturas, e análise de óleo. Por exemplo, a análise de vibração pode detectar desalinhamentos ou desequilíbrios em componentes rotativos, enquanto a análise de óleo pode indicar o desgaste prematuro de peças internas. Em sistemas de propulsão elétrica, a MP frequentemente se concentra em monitorar assinaturas de corrente e termografia, ajudando a identificar problemas como resistências elevadas em conexões ou falhas em sistemas de isolamento (Ibid.).

No que diz respeito à geração elétrica, os geradores são frequentemente o foco da MP, e o monitoramento de sua saúde pode ser feito através de técnicas como a termografia, que identifica pontos quentes indicativos de falhas iminentes, ou análise de assinatura de corrente, que pode revelar problemas como desequilíbrios elétricos. A distribuição e controle elétrico também são essenciais, pois gerenciam e distribuem energia por todo o navio. Conexões soltas ou sobrecarregadas podem causar falhas que, em um contexto militar, poderiam ter consequências devastadoras (Ibid.).

A aplicação eficaz da MP em navios militares garante que falhas potenciais sejam detectadas e corrigidas antes que se tornem críticas. Isso não apenas otimiza a vida útil do equipamento, mas também reduz os custos a longo prazo, minimiza interrupções não planejadas e melhora a segurança a bordo. Equipamentos defeituosos representam riscos significativos, e a MP atua proativamente para mitigar tais riscos. Em resumo, a manutenção preditiva é mais do que uma prática recomendada para navios militares, é uma necessidade crítica que protege os ativos valiosos, a tripulação e a própria missão da embarcação (Ibid.).

3 FUNDAMENTOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

A evolução do pensamento humano sempre foi marcada por um desejo contínuo de inovar e expandir seus horizontes. Neste contexto, e em sua busca para replicar e até mesmo superar algumas de suas próprias capacidades cognitivas, a humanidade embarcou na jornada de desenvolver a Inteligência Artificial (IA). Este capítulo abordará o universo da IA contextualizando seu histórico, sua evolução, suas facetas múltiplas e os domínios que ela abrange. À medida que exploramos os recantos deste campo revolucionário, torna-se imperativo também entender suas limitações e os desafios que ela apresenta. Assim, visa-se fornecer uma base sólida para compreender a complexidade, o potencial e as implicações da IA em nosso mundo contemporâneo.

3.1 Histórico e evolução da Inteligência Artificial

De acordo com Howie Baum (2018), a jornada da IA como campo de pesquisa formal começou na década de 1950, mas as raízes de sua concepção podem ser rastreadas até a Antiguidade. A ideia de autômatos ou entidades não-humanas com capacidades intelectuais tem fascinado a humanidade desde as histórias míticas de Talos, o homem de bronze, e o jogo mecânico de xadrez autônomo conhecido como "O Turco".

No entanto, a IA como a entendemos hoje teve suas origens nas décadas de 1940 e 1950. Foi Alan Turing, frequentemente saudado como o pai da computação teórica, que em 1950 introduziu a ideia do que agora é popularmente conhecido como o "Teste de Turing". Em seu seminal trabalho "*Computing Machinery and Intelligence*", Turing propôs um critério para determinar se uma máquina pode ser considerada "inteligente" — uma máquina passaria no teste se seu comportamento fosse indistinguível do de um humano (Chowdhary, 2020).

Em 1956, ocorreu a Conferência de Dartmouth, um evento crucial que marcou o nascimento da IA como um campo de estudo autônomo. Durante este evento, John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester e Claude Shannon, proeminentes cientistas da época, definiram o escopo e os objetivos da IA prevendo a criação de máquinas que poderiam simular aspectos da aprendizagem ou outras formas de inteligência humana (Ibid.).

Na década de 1960, surgiram os primeiros programas de IA, como o ELIZA de Joseph Weizenbaum, que simulava um terapeuta, e o SHRDLU de Terry Winograd, que interpretava linguagem natural em um mundo de blocos (Tabassum, 2020). Apesar de tais avanços, o progresso na IA encontrou inúmeros desafios, incluindo limitações computacionais e a dificuldade de simular aspectos do entendimento humano.

Os anos 1980 e 1990 viram um renascimento no interesse pela IA, graças ao advento das redes neurais, um modelo computacional inspirado pela estrutura do cérebro humano. A paridade de desempenho entre a fala sintetizada por máquina e a fala humana, conseguida em meados da década de 1990, e o triunfo do Deep Blue da IBM sobre o campeão mundial de xadrez Garry Kasparov em 1997 exemplificam as conquistas da época (Ibid.).

O século XXI trouxe avanços significativos em IA, especialmente com o desenvolvimento e aplicação do *deep learning*: aprendizado profundo, com sua capacidade de processar vastas quantidades de dados e realizar tarefas complexas, permitiu realizações notáveis, como o sistema AlphaGo da DeepMind, que em 2016 derrotou o campeão mundial de Go, um jogo notoriamente complexo (Baum, 2018).

3.2 Subcampos da Inteligência Artificial

A IA é um campo vasto e intrincado que abrange uma gama de disciplinas que se concentram em imitar ou ampliar as capacidades cognitivas humanas. Um desses pilares é o *Machine Learning* (ML). Em sua essência, ML é sobre a capacidade de sistemas computacionais de aprender padrões e fazer decisões com base em dados sem ser explicitamente programado para tal. Os algoritmos de ML se ajustam e melhoram com a exposição contínua a dados. Isso é alcançado através de uma variedade de técnicas, incluindo, mas não se limitando a, aprendizado supervisionado, não supervisionado e por reforço (Chowdhary, 2020). Tais algoritmos baseiam-se em princípios matemáticos e estatísticos rigorosos para otimizar uma função de perda, correlacionando características dos dados a resultados desejados.

No espectro de ML, o *Deep Learning* (DL) tem ganhado destaque devido à sua capacidade de modelar dados de alta dimensionalidade. O DL faz uso de redes neurais artificiais profundas que são, grosso modo, inspiradas pela estrutura e funcionamento dos neurônios no cérebro humano. Essas redes são compostas de camadas de neurônios

interconectados que transformam os dados de entrada em uma saída desejada através de um processo iterativo de ajuste de pesos. Particularmente, as *Convolutional Neural Networks* (CNNs) têm demonstrado proficiência em tarefas de reconhecimento de imagens devido à sua capacidade de extrair hierarquicamente características das imagens a partir de suas camadas convolucionais (Baum, 2018).

O Processamento de Linguagem Natural (PLN), por sua vez, mergulha nas nuances da linguagem humana, buscando não apenas entender a estrutura gramatical e sintática, mas também a semântica e o contexto. Tarefas em PLN, como tradução de idiomas, análise de sentimentos e respostas a perguntas, têm sido melhoradas por modelos como o BERT, que utiliza uma arquitetura *Transformer* capaz de considerar o contexto de palavras em sequências longas de texto, capturando nuances que modelos anteriores não conseguiam (Chowdhary, 2020).

Já a Visão Computacional busca replicar a capacidade do olho humano e do cérebro de processar e interpretar imagens. Isso vai além do simples reconhecimento de objetos. Envolve a compreensão de cenas, a detecção de movimentos e até a reconstrução tridimensional de ambientes. A combinação de técnicas tradicionais, como a detecção de características, com o poder de modelagem do DL, permitiu avanços significativos nesta área (Chowdhary, 2020).

3.3 Aplicações comuns da IA no mundo atual

A expansão da IA em diversas áreas tem sido um testemunho de seu poder transformador. As capacidades da IA se estendem desde domínios altamente especializados até aplicações do dia a dia, redefinindo a maneira como vivemos, trabalhamos e nos relacionamos com a tecnologia.

Nos cuidados de saúde, algoritmos avançados são utilizados para diagnosticar doenças com uma precisão muitas vezes comparável ou até superior à dos especialistas humanos. Modelos de *Deep Learning*, como as *Convolutional Neural Networks*, têm demonstrado notável acuidade no diagnóstico de condições médicas a partir de imagens, como na identificação precoce de tumores em mamografias ou anomalias em radiografias (Tabassum, 2020). Além disso, os sistemas de IA têm auxiliado na personalização de tratamentos, analisando vastos conjuntos de dados genômicos e biomédicos para identificar terapias direcionadas para pacientes individuais.

No domínio financeiro, a IA tem revolucionado tanto operações de *back-end* quanto interações de *front-end*. Algoritmos sofisticados analisam padrões de transações para detectar atividades fraudulentas em tempo real, enquanto robôs-*advisors*, baseados em aprendizado de máquina, fornecem consultoria de investimento automatizada, otimizando portfólios com base em objetivos e riscos predeterminados (Ibid.).

A IA também tem um papel transformador no setor de varejo e comércio eletrônico. Sistemas de recomendação baseados em aprendizado de máquina, como os empregados por gigantes do *e-commerce*, analisam o comportamento do consumidor, avaliações de produtos e outros dados para sugerir itens que são mais propensos a serem do interesse do consumidor (Baum, 2018).

Veículos autônomos, que antes pertenciam ao reino da ficção científica, estão se tornando realidade graças à IA. Esses veículos utilizam uma combinação de sensores e algoritmos avançados para navegar no ambiente, tomar decisões de condução e operar com segurança, tendo a visão computacional e o *deep learning* no núcleo de suas capacidades de percepção e decisão (Tabassum, 2020).

Como podemos observar, a proliferação da IA em diversas áreas da sociedade é indicativa de sua versatilidade e adaptabilidade. De diagnósticos médicos a direção autônoma, a IA está remodelando domínios e prometendo avanços que podem melhorar significativamente a qualidade de vida e eficiência operacional em múltiplos setores.

3.4 Limitações e desafios da IA

A promessa da IA é inegável, mas sua implementação e aplicação não estão isentas de limitações e desafios. Para começar, um dos principais obstáculos técnicos é a necessidade de grandes volumes de dados para treinar modelos eficazes, especialmente no contexto de *Deep Learning*. Modelos como as redes neurais profundas exigem enormes conjuntos de dados para evitar o *overfitting* e generalizar bem para novos dados (Chowdhary, 2020). Porém, em muitos domínios, a coleta e a curadoria de dados em escala podem ser caras, demoradas ou até mesmo inviáveis devido a preocupações éticas ou de privacidade.

Outra questão técnica refere-se à interpretabilidade dos modelos. Muitos algoritmos de IA, especialmente os mais complexos, são vistos como "caixas-pretas". Essa falta de transparência pode tornar difícil, se não impossível, entender como um

modelo tomou uma decisão específica, o que levanta preocupações em setores críticos como saúde e justiça, onde a *accountability* e a explicabilidade são primordiais (Baum, 2018).

Além dos desafios técnicos, a IA também apresenta questões éticas (Keleko *et al.*, 2022). Há preocupações sobre o viés nos algoritmos, que pode perpetuar ou até exacerbar desigualdades existentes. Se os dados usados para treinar um modelo contêm preconceitos, o modelo pode aprender e reproduzir esses preconceitos, levando a decisões injustas ou discriminatórias.

A segurança também é uma preocupação crescente, especialmente à medida que a IA encontra aplicações em sistemas críticos. Adversários podem explorar vulnerabilidades em modelos de IA, por exemplo, através de ataques de adversários perturbando as entradas de um modelo para enganá-lo e produzir saídas erradas (Tabassum, 2020).

Finalmente, enquanto a IA tem o potencial de melhorar a eficiência em muitos setores, ela também apresenta o desafio da automação do trabalho. Isso poderia levar a deslocamentos significativos no mercado de trabalho, com máquinas assumindo tarefas anteriormente realizadas por humanos, criando assim implicações socioeconômicas (Ibid.). A ascensão da IA traz consigo uma série de desafios técnicos, éticos e socioeconômicos. Abordar esses desafios de forma proativa e informada é crucial para garantir que a IA beneficie a sociedade como um todo, minimizando seus riscos potenciais.

4 A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA

A fusão da Inteligência Artificial (IA) com a manutenção preditiva simboliza uma das mais empolgantes e transformativas convergências tecnológicas do século XXI. A IA, com sua profunda capacidade computacional, habilidade de aprendizado e aptidão para processar, analisar e interpretar volumosas quantidades de dados em velocidades inimagináveis, posiciona-se como a chave mestra para destravar um novo patamar de eficiência na manutenção de maquinários e infraestruturas. Não se trata apenas de reagir às adversidades, mas de antever falhas e irregularidades com uma precisão e antecedência nunca antes possíveis. Essa previsibilidade, potencializada pela IA, permite que as empresas não apenas otimizem seus processos de manutenção, mas também alcancem reduções significativas de custos operacionais, aumentem a vida útil de seus ativos e garantam a segurança de seus operadores.

Ademais, ao combinar algoritmos de aprendizado de máquina, análises de séries temporais e outros métodos sofisticados de IA, é possível identificar padrões sutis e complexos que seriam quase impossíveis para uma análise humana tradicional detectar. Estes padrões, uma vez identificados, podem fornecer *insights* críticos sobre o comportamento, desempenho e saúde de um equipamento. Isso transcende a mera detecção de falhas, abrindo portas para otimizações, ajustes finos e até mesmo redirecionamento estratégico de recursos. Ao prever e, de certo modo, "antecipar-se" às falhas, a IA empodera as organizações, permitindo que atuem de forma proativa, minimizando interrupções, evitando paralisações inesperadas e protegendo seus investimentos. Esta simbiose entre IA e manutenção preditiva está pavimentando o caminho para uma era onde a reatividade cede lugar à antecipação, moldando o futuro da gestão de ativos industriais.

4.1 Vantagens da aplicação da IA em Manutenção Preditiva

A implementação da IA em manutenção preditiva é uma das mais notáveis convergências tecnológicas na engenharia de manutenção contemporânea, servindo como uma demonstração da capacidade da IA de alavancar vastos conjuntos de dados para gerar *insights* valiosos e práticos.

Historicamente, o regime de manutenção predominante foi a manutenção preventiva, baseada em intervalos de tempo ou ciclos de operação. No entanto, a rigidez

desse sistema pode levar à substituição prematura de componentes que ainda são operacionais, resultando em custos desnecessários, ou à substituição tardia, resultando em falhas operacionais. A manutenção preditiva, por outro lado, busca prever falhas antes que elas ocorram, permitindo que a manutenção seja realizada exatamente quando necessária.

Segundo H Kamel (2022), ao introduzir técnicas de IA na manutenção preditiva, a quantidade de dados que pode ser utilizada para tais previsões é ampliada exponencialmente. Algoritmos de *machine learning*, por exemplo, são capazes de analisar dados multivariados de sensores – como vibração, temperatura, pressão e acústica – para identificar padrões anômalos que possam indicar uma falha iminente. Estas técnicas, quando bem calibradas, são capazes de prever falhas com uma precisão anteriormente inatingível.

Do ponto de vista de Aurelien Keleko *et al.* (2022), a capacidade de uma abordagem baseada em IA de analisar dados em alta dimensão é fundamental. Enquanto os métodos tradicionais podem considerar um ou dois parâmetros, os algoritmos de IA podem, simultaneamente, analisar centenas ou mesmo milhares de variáveis para detectar padrões sutis. Esses padrões podem ser o resultado da interação complexa entre diferentes variáveis, que seriam praticamente impossíveis de detectar usando métodos tradicionais.

A capacidade da IA de processar e interpretar vastos volumes de dados a velocidades inigualáveis tornou possível monitorar o estado de saúde dos equipamentos em tempo real, identificando tendências e padrões que são indicativos de uma degradação futura. Esta natureza proativa da manutenção preditiva assistida por IA permite que as organizações intervenham bem antes de uma falha ocorrer, evitando assim o tempo de inatividade não planejado, que é muitas vezes associado a perdas financeiras substanciais e potenciais riscos à segurança (Ibid.).

A otimização Bayesiana, por exemplo, é uma técnica que permite modelar a probabilidade de falha com base na entrada de múltiplos sensores, ajustando-se dinamicamente à medida que mais dados são coletados. As redes neurais convolucionais, adaptadas do campo de visão computacional, podem ser empregadas para analisar dados sequenciais, como séries temporais de leituras de sensores, para identificar anomalias que indicam desgaste ou falha iminente (Chowdhary, 2022).

Por outro lado, a sofisticação desses algoritmos também introduz desafios, como a necessidade de grandes conjuntos de dados para treinamento e validação, bem como a exigência de *expertise* especializada para calibração e interpretação. Contudo, os

benefícios, que incluem redução de paradas inesperadas, economia de recursos e aumento da vida útil dos equipamentos, frequentemente superam os desafios (Ibid.).

Além disso, a capacidade da IA de se adaptar e aprender com novos dados a torna particularmente poderosa na manutenção preditiva. À medida que novos dados são introduzidos, o sistema se ajusta e refina seus modelos, tornando suas previsões ainda mais precisas. Esta adaptabilidade não só melhora a confiabilidade do sistema como também pode prolongar a vida útil do equipamento, uma vez que permite intervenções mais oportunistas e focadas (Ibid.).

Para sustentar essa integração da IA com a manutenção preditiva, é vital citar trabalhos seminais no campo, tais como os de Mobley (2002), em "*An Introduction to Predictive Maintenance*", e de Ilesanmi Daniyan *et al.* (2020), que explora a aplicação de técnicas de aprendizado de máquina à manutenção preditiva, vez que ambos fornecem um alicerce técnico e conceitual sólido para entender os benefícios e as implementações práticas deste casamento tecnológico.

4.2 Métodos de IA em Manutenção Preditiva

A manutenção preditiva visa a identificação de falhas ou problemas em equipamentos antes que eles ocorram, por meio da análise de dados e detecção de padrões. Ao integrar a IA à manutenção preditiva, há uma série de técnicas e métodos específicos que se tornaram centrais nesta abordagem, conforme o trabalho de Nellie Karlsson e My Bengston (2022).

A *Regressão* é uma das abordagens mais fundamentais e amplamente utilizadas. Ela modela a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes. Na manutenção preditiva, isso pode ser usado para, por exemplo, modelar a relação entre variáveis de operação, como a carga ou a temperatura, e o desgaste de um componente. Modelos de regressão, como regressão linear ou regressão polinomial, podem ser usados para prever a vida útil remanescente de um componente com base em dados históricos e atuais. Métodos mais avançados, como regressão LASSO ou Ridge, podem ser empregados quando se lida com colinearidade entre as variáveis ou quando é necessária uma seleção automática de características (Kekelo *et al.*, 2022).

A *Classificação*, por outro lado, se refere ao processo de prever a categoria de uma entrada com base em seu conjunto de características. Em contextos de manutenção,

modelos de classificação como Máquinas de Vetores de Suporte (SVM, sigla em inglês) ou Árvores de Decisão podem ser usados para categorizar o estado de saúde de um equipamento em categorias como "saudável", "em risco" ou "crítico". Estes modelos são frequentemente treinados usando dados etiquetados, onde as condições de saúde anteriores de máquinas são conhecidas, e são então usados para prever a condição de saúde de novas máquinas ou componentes (Ibid.).

As *Redes Neurais*, e mais especificamente as Redes Neurais Profundas (*Deep Learning*), representam um avanço considerável na análise de dados complexos. As redes neurais são compostas por camadas de neurônios que podem aprender representações hierárquicas dos dados. Em manutenção preditiva, redes neurais podem ser treinadas para reconhecer padrões em dados de sensores que são indicativos de falhas. Por exemplo, uma rede neural convolucional (CNN, sigla em inglês) pode ser treinada para analisar espectrogramas de vibração de um motor e detectar padrões indicativos de desalinhamento ou desgaste (Ibid.).

Finalmente, os *Algoritmos de Séries Temporais* são fundamentais quando se lida com dados sequenciais, como leituras de sensores ao longo do tempo. Métodos como ARIMA ou modelos de espaço de estado, como o filtro de Kalman, podem ser usados para prever o comportamento futuro de uma série temporal. Em um contexto de manutenção, isso poderia ser usado para prever, por exemplo, a degradação futura de um componente com base em leituras históricas (Ibid.).

Ao aplicar estas técnicas em manutenção preditiva, é crucial considerar as particularidades do domínio em questão. A escolha da técnica apropriada dependerá da natureza dos dados disponíveis, do tipo de falha ou problema que se está tentando prever, e dos recursos computacionais à disposição (Samatas; Moumgiakmas; Papakostas, 2019).

4.3 Abordagens híbridas: combinando métodos tradicionais com IA

Dentro do domínio da manutenção preditiva, a integração de métodos tradicionais de engenharia e diagnóstico com as técnicas avançadas de Inteligência Artificial tem se mostrado promissora. Esta abordagem híbrida busca tirar proveito das fortalezas de ambas as abordagens, aumentando a precisão e confiabilidade das previsões e diagnósticos.

Métodos tradicionais de engenharia em manutenção preditiva são frequentemente fundamentados em princípios físicos e modelos matemáticos que descrevem o comportamento dos sistemas. Estes modelos são desenvolvidos com base no conhecimento aprofundado da máquina ou sistema, suas características de desgaste, processos de falha e padrões operacionais. Por exemplo, o modelo de desgaste de um rolamento pode ser baseado em equações que descrevem a propagação de uma fissura ou a degradação do material sob condições de operação específicas.

Por outro lado, as técnicas de IA em manutenção preditiva são orientadas por dados e se baseiam na capacidade de algoritmos aprenderem a partir de grandes conjuntos de dados. Estes algoritmos podem detectar padrões complexos que podem não ser facilmente apreensíveis ou modelados por métodos tradicionais.

A combinação dessas abordagens pode ocorrer de várias maneiras. Uma estratégia comum é usar o modelo baseado em princípios físicos para gerar simulações ou dados sintéticos, que são então utilizados para treinar ou complementar modelos baseados em IA. Por exemplo, se um sistema de propulsão específico tem um número limitado de falhas registradas ao longo de sua operação, o modelo físico pode ser usado para simular diferentes cenários de falha, gerando dados adicionais para treinamento (Hrnjica; Softic, 2020).

Outra abordagem envolve a integração direta dos *insights* derivados dos modelos baseados em princípios físicos com as previsões dos modelos de IA. Por exemplo, um algoritmo de aprendizado de máquina pode identificar um padrão de deterioração incipiente em um equipamento, enquanto um modelo tradicional pode quantificar o impacto desse padrão de deterioração nas operações futuras do equipamento (Ibid.).

Estas abordagens híbridas proporcionam uma compreensão mais holística e robusta do estado de saúde dos sistemas, alavancando tanto o conhecimento tácito e explícito do domínio de engenharia quanto a capacidade de análise de padrões complexos que os algoritmos de IA oferecem. Este método combinado não apenas melhora a precisão das previsões, mas também a interpretação delas, uma vez que os métodos baseados em princípios físicos são muitas vezes mais intuitivos e justificáveis para os engenheiros de manutenção do que os algoritmos de aprendizado de máquina por si só (Ibid.).

4.4 Aplicações práticas da IA em Manutenção Preditiva

O advento da IA redefiniu a eficiência e a eficácia dos sistemas de manutenção preditiva em várias indústrias. A capacidade da IA de processar grandes volumes de dados em tempo real, identificar padrões e fazer previsões com base nesses padrões tornou-a uma ferramenta indispensável para otimizar a manutenção e melhorar a confiabilidade do equipamento.

Uma das aplicações práticas mais evidentes da IA em manutenção preditiva é na indústria de manufatura. Aqui, sensores são instalados em máquinas e equipamentos para coletar dados sobre seu desempenho e condição. A IA analisa esses dados em tempo real para identificar quaisquer desvios ou irregularidades. Com base nessas informações, as equipes de manutenção podem ser alertadas sobre possíveis falhas ou defeitos antes que eles ocorram, reduzindo o tempo de inatividade e os custos associados a reparos não planejados (Hrnijic; Softic, 2020).

As soluções de manutenção preditiva baseadas em IA também encontraram aplicação na indústria de energia. Por exemplo, em usinas de energia, onde a eficiência e a confiabilidade são cruciais, a IA pode prever falhas em turbinas ou outros equipamentos críticos. Através da análise contínua dos dados dos sensores, os sistemas de IA podem identificar sinais sutis que indicam desgaste ou defeitos iminentes, permitindo que os operadores tomem medidas proativas (Gil-González, 2022).

No setor de transportes, especificamente em sistemas ferroviários, a manutenção preditiva baseada em IA tem o potencial de monitorar a integridade da infraestrutura, como trilhos e sinais. Detectar falhas em estágios iniciais ou prever quando uma parte do sistema está prestes a falhar pode evitar acidentes e melhorar a segurança geral (Kolesnikova, 2023).

Outro exemplo pode ser encontrado na indústria de saúde, onde equipamentos médicos críticos, como máquinas de ressonância magnética ou equipamentos de terapia intensiva, são monitorados usando IA. Qualquer interrupção ou falha desses equipamentos pode ter sérias implicações, tornando a manutenção preditiva uma parte essencial de sua operação (Park, 2022).

5 EQUIPAMENTOS EMBARCADOS E IA

A crescente integração da Inteligência Artificial (IA) em sistemas industriais tem revolucionado a forma como a manutenção é realizada, principalmente em ambientes críticos como o de equipamentos embarcados. Estes dispositivos, frequentemente expostos a ambientes adversos e com acesso restrito, apresentam desafios únicos para a manutenção. A IA surge como uma ferramenta promissora para antecipar falhas, otimizar operações e melhorar a confiabilidade destes sistemas. Neste capítulo, exploraremos os desafios específicos da manutenção em equipamentos embarcados, a potencialidade da IA na análise de dados advindos desses equipamentos e as considerações técnicas para uma implementação eficaz. A convergência dessas áreas tem o potencial de transformar radicalmente a maneira como abordamos a manutenção em ambientes embarcados.

5.1 Desafios da manutenção de equipamentos embarcados

A manutenção de equipamentos embarcados confronta com uma constelação de desafios exclusivos, influenciados pela combinação de requisitos de operação e características intrínsecas dos ambientes em que estão inseridos. Vários estudos e literaturas destacam as complexidades relacionadas à manutenção nesses contextos.

Os equipamentos embarcados são frequentemente projetados para operar sob condições extremas. Por exemplo, conforme descrito por Kamel (2022), sistemas embarcados marítimos, como os utilizados em plataformas de petróleo *offshore*, enfrentam condições adversas, incluindo altos níveis de salinidade, pressões extremas e variações térmicas. Tal exposição contínua pode acelerar processos corrosivos, afetar a integridade estrutural e reduzir a vida útil do equipamento.

Adicionalmente, estes dispositivos são muitas vezes críticos para as operações em que estão envolvidos. Uma falha inesperada não apenas interrompe a operação, mas também pode representar riscos de segurança significativos. Em seu trabalho de 2019, Gerasimos Samatas, Seraphim Moumgiakmas e George Papakostas exploram as implicações de falhas em sistemas embarcados aeroespaciais, ilustrando como defeitos ou avarias podem levar a consequências catastróficas, incluindo falhas de sistema e potencial perda de vidas.

Outro desafio significativo é a acessibilidade. Muitos equipamentos embarcados estão localizados em áreas remotas ou de difícil acesso. Isso pode tornar as inspeções regulares e a manutenção preventiva não apenas desafiadoras, mas também caras. Keleko *et al.* (2021) discutem as complicações logísticas associadas à manutenção de turbinas eólicas offshore, onde os custos de manutenção podem ser ampliados devido à necessidade de navios especializados e equipamentos para acessar as instalações.

Finalmente, a própria natureza compacta e integrada de muitos sistemas embarcados pode complicar as tarefas de manutenção. Diferentemente de sistemas maiores, onde componentes individuais podem ser facilmente isolados ou substituídos, os equipamentos embarcados, muitas vezes, requerem técnicas especializadas e ferramentas específicas para diagnóstico e reparo, conforme ressaltado por Mobley, Higgins e Wikoff (2008).

5.2 IA para análise de dados em equipamentos embarcados

A análise de dados em equipamentos embarcados, particularmente em ambientes críticos e complexos, é vital para o monitoramento, diagnóstico e otimização do desempenho desses equipamentos. A adoção da IA para esse propósito tem desempenhado um papel crucial na transformação da manutenção desses equipamentos de um modelo reativo para um modelo proativo.

Historicamente, a análise de dados em sistemas embarcados tem sido fundamentada em técnicas determinísticas e modelos estatísticos. Contudo, com o advento da IA, a capacidade de processar e analisar grandes volumes de dados em tempo real foi potencializada. Segundo K. R. Chowdhary (2020), a análise de dados baseada em IA pode identificar padrões sutis e complexos, impossíveis de serem detectados através de abordagens tradicionais.

Um aspecto crucial na aplicação da IA é a coleta de dados. O uso de sensores avançados, como sensores piezoelétricos, acelerômetros e giroscópios, permitiu a captura de dados de alta fidelidade dos equipamentos. Os sensores não apenas coletam informações vitais, mas também são capazes de operar em condições extremas, garantindo assim uma monitorização contínua. Keleko *et al.* (2021) destacam que a fusão de dados de múltiplos sensores pode enriquecer significativamente o processo de diagnóstico, fornecendo uma imagem mais completa da saúde do equipamento.

Com os avanços em hardware e algoritmos, a análise em tempo real se tornou não apenas possível, mas também essencial para muitas aplicações críticas. A capacidade de processar e responder a dados em tempo real permite intervenções mais rápidas e informadas. Segundo Karlsson e Bengtsson (2022), sistemas embarcados com capacidades de IA podem efetuar diagnósticos em tempo real, reduzindo o tempo entre a detecção de uma anomalia e a intervenção.

Entretanto, embora a IA ofereça imensas possibilidades, sua implementação em sistemas embarcados não é trivial. A otimização de algoritmos para execução eficiente, a garantia da qualidade dos dados e a necessidade de infraestrutura adequada para treinamento e inferência são alguns dos desafios que os engenheiros enfrentam. Mas, apesar desses desafios, a promessa de maior confiabilidade, eficiência e segurança torna a IA uma ferramenta indispensável na análise de dados de equipamentos embarcados.

5.3 Implementação e considerações de desempenho

A implementação da IA em sistemas embarcados, especialmente em ambientes marítimos, requer atenção meticulosa aos detalhes para garantir eficácia e eficiência. As considerações de desempenho são cruciais, visto que equipamentos embarcados operam em condições desafiadoras e frequentemente têm restrições de recursos, como potência, capacidade de processamento e armazenamento.

Ao integrar IA, uma abordagem multidisciplinar é necessária, envolvendo profundos conhecimentos em ciência da computação, engenharia elétrica e mecânica. Segundo Kamel (2022), algoritmos eficientes são apenas uma peça do quebra-cabeça; é essencial considerar o hardware subjacente, a arquitetura do sistema e a infraestrutura de comunicação. O objetivo é garantir que a solução de IA seja não apenas precisa, mas também robusta e resiliente.

A seleção do *hardware* adequado é fundamental. Processadores de propósito específico, como FPGAs (*Field-Programmable Gate Arrays*) e ASICs (*Application-Specific Integrated Circuits*), têm demonstrado serem particularmente úteis para tarefas intensivas de IA oferecendo a flexibilidade e eficiência necessárias para tais aplicações (Samatas; Moumgiakmas; Papakostas, 2019). Estes dispositivos são otimizados para paralelismo, reduzindo significativamente os tempos de execução de algoritmos de IA.

A infraestrutura de comunicação é outro componente essencial. Em um ambiente marítimo, onde a conectividade pode ser intermitente, os protocolos de comunicação devem ser robustos. Além disso, uma estratégia de balanceamento entre computação local (na borda) e computação em nuvem pode ser adotada, aproveitando os benefícios de ambos os mundos. A análise de borda permite reações rápidas, enquanto a computação em nuvem permite a realização de análises mais profundas e complexas (Ibid.).

Ao discutir a implementação, não podemos negligenciar as questões de segurança. Os sistemas embarcados, quando equipados com capacidades de IA, tornam-se potencialmente mais vulneráveis a ataques cibernéticos. Portanto, mecanismos de segurança, desde a autenticação até a proteção contra manipulação de dados, devem ser rigorosamente implementados (Keleko *et al.*, 2022). Finalmente, a validação e a verificação da solução implementada são vitais. Testes extensivos em ambientes simulados e reais são necessários para garantir que o sistema funciona como esperado e pode lidar com cenários adversos.

6 DESAFIOS E PERSPECTIVAS

Com o advento e rápido crescimento da Inteligência Artificial (IA) em diversos setores, também surge uma série de desafios associados à sua implementação e integração. Em particular, os sistemas marítimos apresentam um conjunto único de desafios e oportunidades. Neste capítulo, analisamos os obstáculos inerentes à integração de IA em ambientes marítimos, os desafios técnicos subjacentes, as tendências futuras e o potencial de implementação em navios da Marinha do Brasil.

6.1 Integração e interoperabilidade de sistemas

A integração e interoperabilidade de sistemas são desafios cruciais quando se trata da implementação de tecnologias emergentes, como a IA, em ambientes operacionais. Esses desafios são ainda mais pronunciados no domínio marítimo, onde a dependência de sistemas antigos é acentuada, muitas vezes devido a razões como o custo proibitivo de *upgrades* e a complexidade envolvida na substituição de tais sistemas.

A integração refere-se ao processo de unir diferentes sistemas informáticos e componentes de *software* em uma única unidade operacional coesa. No contexto da IA marítima, isso pode significar integrar módulos de IA em sistemas de navegação, sistemas de gerenciamento de máquinas ou sistemas de comunicação. O processo não é trivial, pois cada sistema tem sua própria lógica operacional, linguagem de programação e dependências. Como afirmam Bahrudin Hrnjica e Selver Softic (2020), uma integração bem-sucedida requer uma profunda compreensão dos sistemas envolvidos e pode necessitar da reformulação ou adaptação de algoritmos de IA para garantir que funcionem eficazmente em um ambiente integrado.

A interoperabilidade, por outro lado, diz respeito à capacidade de diferentes sistemas informáticos ou componentes de software de se comunicar, trocar e usar informações entre si sem impedimentos. No cenário marítimo, isso pode se manifestar em desafios como garantir que os sensores de um fabricante possam comunicar eficazmente os dados coletados a um sistema de IA de outro fabricante. Hrnjica e Softic (2020), salientam que a falta de padrões universais é uma barreira significativa para a interoperabilidade, o que leva a soluções *ad hoc* que nem sempre são ideais do ponto de vista operacional.

Uma solução proposta para esses desafios é a adoção de padrões abertos e protocolos de comunicação universais. Padronizar a maneira como os sistemas se comunicam e trocam informações pode facilitar tanto a integração quanto a interoperabilidade. Além disso, como observado por Kamel (2022), a virtualização e o uso de contêineres de software podem oferecer uma camada de abstração, permitindo que diferentes componentes de software funcionem juntos, independentemente de suas particularidades.

No entanto, a integração e interoperabilidade não são meramente desafios técnicos. Conforme sugerido por Daniyan *et al.* (2020), existem também desafios organizacionais, regulatórios e de política a serem considerados. Por exemplo, os fabricantes podem ser relutantes em abrir seus sistemas proprietários devido a preocupações com a propriedade intelectual ou vantagem competitiva.

6.2 Desafios técnicos e tecnológicos

A implementação e a operação de soluções baseadas em IA no setor marítimo trazem uma gama única de desafios técnicos e tecnológicos. Estes desafios são amplificados pela natureza crítica de muitas operações marítimas, onde falhas ou mal-entendidos podem ter consequências catastróficas.

Um desafio técnico primordial na implementação de IA no ambiente marítimo é a necessidade de robustez e confiabilidade. Diferentemente de muitos cenários terrestres, os sistemas marítimos enfrentam condições extremamente variáveis, desde mudanças nas condições climáticas até variações salinas que podem afetar sensores e sistemas (Samatas; Moumgiakmas; Papakostas, 2019). Portanto, os modelos de IA precisam ser projetados para serem resistentes a essas variações, garantindo que as decisões sejam tomadas com precisão e confiabilidade consistentes.

Outro desafio técnico é a limitação na quantidade e qualidade dos dados disponíveis para treinamento e validação de modelos de IA. Embora haja uma rica história de coleta de dados no setor marítimo, muitos desses dados não estão em formatos que podem ser facilmente consumidos por modernos sistemas de IA ou podem não ser suficientemente detalhados para determinadas aplicações (Tabassum, 2020). Além disso, o risco de ruídos ou *outliers* em dados marítimos é significativo.

Do ponto de vista tecnológico, a largura de banda limitada e a conectividade intermitente são questões críticas. Enviar grandes volumes de dados do navio para um centro de dados em terra para processamento pode não ser viável devido a restrições de largura de banda. Isso coloca uma ênfase maior na computação de borda, onde a análise de dados ocorre localmente no navio. Esta abordagem, no entanto, exige *hardware* robusto e soluções de *software* otimizadas para tal ambiente (Haarman; Mulders; Vassiliadis, 2017).

A integração de novas tecnologias em sistemas antigos também é um desafio significativo. Muitos navios em operação hoje dependem de sistemas que foram instalados há muitos anos, e garantir que as novas soluções baseadas em IA se integrem perfeitamente a esses sistemas é essencial para garantir operações contínuas (Keleko *et al.*, 2022).

Além disso, a questão da segurança cibernética surge como um desafio tecnológico crucial. Com a crescente digitalização e conectividade dos navios, garantir que os sistemas de IA sejam resistentes a ataques cibernéticos é de suma importância (Samatas; Moumgiakmas; Papakostas, 2019). Os desafios técnicos e tecnológicos da implementação de IA no domínio marítimo são vastos e interconectados. Abordá-los exigirá uma abordagem holística, combinando expertise em engenharia marítima, ciência da computação e segurança cibernética.

6.3 Tendências e perspectivas futuras

À medida que a revolução digital continua a permear o setor marítimo, é inevitável que novas tendências e perspectivas surjam, redefinindo a forma como os navios operam e são mantidos. A implementação da IA em contextos marítimos não apenas tem o potencial de tornar as operações mais eficientes, mas também de desbloquear novos paradigmas de operação.

Uma das tendências emergentes é a de meios navais autônomos. A crescente capacidade de algoritmos de IA de tomar decisões complexas em tempo real está pavimentando o caminho para navios autônomos (Johansen *et al.*, 2023). Estes navios, equipados com uma infinidade de sensores e sistemas de IA, serão capazes de navegar e operar sem intervenção humana direta, reduzindo a necessidade de tripulação e minimizando erros humanos.

No contexto de manutenção, a IA está evoluindo para sistemas proativos que não apenas preveem falhas, mas também recomendam ações corretivas otimizadas (Chowdhary, 2020). Utilizando modelos avançados, como redes neurais recorrentes e sistemas baseados em reforço, a IA pode prever falhas com semanas ou mesmo meses de antecedência e sugerir uma programação de manutenção otimizada para maximizar a eficiência operacional e a disponibilidade do navio.

Outra perspectiva é a integração entre a Internet das Coisas (IoT, sigla em inglês) marítima e a IA. À medida que mais dispositivos a bordo se tornam conectados e inteligentes, haverá um fluxo contínuo de dados que, quando analisados por algoritmos de IA, podem fornecer *insights* significativos para melhorar a eficiência do navio, otimizar rotas e reduzir o consumo de combustível (Samatas; Moumgiakmas; Papakostas, 2019).

Além disso, a realidade aumentada (RA) e a realidade virtual (RV) (Chowdhary, 2020) estão emergindo como ferramentas valiosas para treinamento e assistência em operações. Por meio da integração de sistemas de IA, a RA pode fornecer informações em tempo real para operadores, ajudando-os em tarefas de manutenção ou em situações de emergência, enquanto a RV pode ser usada para treinar tripulações em ambientes simulados, preparando-as melhor para desafios reais no mar.

No entanto, é importante salientar que, com estas novas tendências e perspectivas, vêm desafios associados em termos de regulamentação, aceitação e adoção. A evolução rápida da tecnologia frequentemente supera a capacidade dos órgãos reguladores de estabelecer padrões e práticas recomendadas. Além disso, a resistência à mudança por parte dos *stakeholders* e a falta de profissionais treinados em IA podem retardar a adoção dessas inovações (Keleko *et al.*, 2022).

6.4 Potencial de utilização da IA a bordo dos navios da Marinha do Brasil

Os avanços tecnológicos em IA e suas aplicações no setor marítimo têm o potencial de transformar substancialmente as operações a bordo dos navios da Marinha do Brasil. Dada a vasta extensão da costa brasileira e a importância estratégica do país na geopolítica marítima, a adoção e a integração da IA nas operações navais podem ter impactos profundos em termos de eficiência operacional, segurança e capacidade de defesa.

Um dos principais domínios onde a IA pode ser aplicada, conforme amplamente explorado no presente trabalho, é a *manutenção preditiva*. A Marinha do Brasil, com sua frota diversificada, pode se beneficiar significativamente de sistemas de IA que monitoram constantemente o estado dos equipamentos, preveem falhas e otimizam a logística de manutenção. Isso não apenas prolonga a vida útil do equipamento, mas também assegura a prontidão operacional em missões críticas.

Além disso, a *navegação assistida* por IA representa uma enorme oportunidade. Através de algoritmos avançados e dados de sensores, os navios da Marinha podem realizar rotas otimizadas, evitando obstáculos e potenciais ameaças, enquanto economizam combustível. Isto é especialmente relevante nas operações de patrulha na vasta Zona Econômica Exclusiva do Brasil.

A *deteção e neutralização de ameaças* é outro domínio crucial. Sistemas de IA podem ser treinados para detectar atividades suspeitas ou anomalias através de dados de sensores, como sonares e radares, permitindo uma resposta mais rápida a ameaças potenciais, sejam elas embarcações não autorizadas, minas marítimas ou submarinos.

Adicionalmente, a *automatização de tarefas de rotina* usando IA pode liberar a tripulação para se concentrar em tarefas mais estratégicas. Por exemplo, processos administrativos, gestão de inventário e algumas funções de comunicação podem ser automatizadas, permitindo que os operadores se concentrem em decisões táticas e estratégicas.

Por fim, para garantir a efetiva implementação da IA a bordo dos navios da Marinha, é essencial uma *formação e capacitação contínua da tripulação*. Programas de treinamento especializado em IA e tecnologias associadas, juntamente com simulações e cenários de treinamento baseados em realidade virtual, podem preparar o pessoal naval para as operações do futuro.

Entretanto, é fundamental considerar os desafios associados, desde questões éticas até vulnerabilidades cibernéticas, garantindo que a IA seja implementada de maneira segura e alinhada com os objetivos estratégicos da Marinha do Brasil.

7 CONCLUSÃO

A incursão no universo da Inteligência Artificial (IA) aplicada à manutenção preditiva e aos equipamentos embarcados traz consigo uma multiplicidade de perspectivas e possibilidades, assim como desafios que necessitam de endereçamento cuidadoso. Este estudo, ao longo de seus capítulos, buscou apresentar, discutir e analisar as intersecções da IA com a realidade naval, especificamente no contexto da Marinha do Brasil.

Os resultados da pesquisa elucidam que a IA, embora ainda em fase de desenvolvimento em diversos aspectos, já demonstra potencialidades significativas para otimizar operações navais, aumentar a eficácia da manutenção e assegurar um uso mais sustentável e estratégico dos recursos marítimos. No contexto da manutenção preditiva, a capacidade de antecipar problemas e otimizar ações de manutenção pode não apenas prolongar a vida útil dos equipamentos, mas também garantir a segurança da tripulação e a prontidão operacional.

O pesquisador de pós-doutorado pelo Instituto de Estudos Avançados da USP na área de Diplomacia Científica e Inovação, professor de Relações Internacionais no Ibmecc (SP) e coordenador do projeto de Cooperação Digital para Inteligência Artificial, Gustavo Macedo, explicou um pouco sobre isso trazendo a atual conjuntura da guerra entre Rússia e Ucrânia utilizando a IA. Seria preciso, em um primeiro momento, “entender o que é, de fato, uma Inteligência Artificial (IA)”, vez que pode ser “usada em uma ampla gama de aplicações, desde assistentes virtuais em smartphones até sistemas de diagnóstico médico, reconhecimento facial e robótica avançada” (Rússia, 2023). Dessa forma, pensar na IA numa conjuntura de uma “guerra” por exemplo, não teria nada a ver com “robôs” atirando em pelotões. A pergunta que fica é qual o lugar da IA neste contexto entre Rússia e Ucrânia?

Segundo a reportagem, “[n]ão há informações confiáveis ou evidências claras de que a inteligência artificial esteja sendo usada diretamente na guerra entre Rússia e Ucrânia” (Ibid.). Por outro lado, ela tenderia a um local secundário no conflito, mas que faria uma enorme diferença, em especial quando falamos sobre a coleta e análise de uma imensidão de dados. Explica Gustavo Macedo (apud Ibid.):

[f]azer uso de banco de dados para cruzar dados públicos e encontrar pontos sensíveis em que você possa atacar, manipular ou induzir o seu adversário ao erro sempre foi fundamental. Esse tipo de coleta de informação ajuda a entender como é que está distribuída a infraestrutura urbana, logística e transporte de um país. Logo, mapear toda a estrutura urbana de maneira

computadorizada torna possível a tomada de decisões em tempo real. Bem como, de forma estratégica e objetiva

Os desafios, especialmente em termos de integração e interoperabilidade de sistemas, bem como as barreiras técnicas e tecnológicas, são substanciais, mas não insuperáveis. O progresso nessa esfera exigirá uma abordagem multidisciplinar que combine expertise em engenharia naval, ciência da computação e gestão de projetos.

A análise específica do potencial aplicação a bordo dos navios da Marinha do Brasil revela uma oportunidade inexplorada, mas também salienta a necessidade de um investimento robusto em formação e capacitação, infraestrutura e pesquisa para que tais avanços sejam plenamente realizados.

Neste contexto, o presente estudo espera ter lançado luz sobre as multifacetadas implicações da IA no setor naval e, em particular, sobre seus potenciais contribuições e desafios para a Marinha do Brasil. Ao mesmo tempo, reconhecemos que a paisagem tecnológica é dinâmica, e o que hoje é considerado avançado, amanhã pode ser obsoleto.

7.1 Sugestão para futuros trabalhos

Recomenda-se a implantação do **Departamento de Controle de Inteligência Artificial (IA) e Manutenção dos Navios da Marinha do Brasil**: um projeto-piloto a ser implantado como Organização Militar responsável por realizar manutenção de máquinas e motores dos navios. O referido departamento terá como metodologia de planejamento um sistema de controle informatizado para garantir padrões de qualidade, confiabilidade e segurança, em conformidade com as exigências legais, com a finalidade:

- I. Estudos de caso específicos sobre a implementação de sistemas de IA em navios da Marinha do Brasil;
- II. Pesquisas voltadas para a criação de um *framework* ou modelo padrão de integração da IA nos sistemas navais brasileiros;
- III. Desenvolvimento de programas de capacitação e formação específicos para a tripulação naval em relação às novas tecnologias de IA.

Por fim, a intersecção da IA e da realidade naval é rica em possibilidades e, ao mesmo tempo, repleta de complexidades. No entanto, com pesquisa contínua, investimento e uma abordagem colaborativa, a Marinha do Brasil tem o potencial de se posicionar na vanguarda da inovação naval, redefinindo o futuro das operações marítimas no século XXI.

8 REFERÊNCIAS

- BAUM, H. **An introduction to artificial intelligence**. [S.l.], 2018. Disponível em: <<https://www.uc.edu/content/dam/uc/ce/docs/OLLI/Page%20Content/ARTIFICIAL%20INTELLIGENCEr.pdf>>. Acesso em: 08 set. 2023.
- CHOWDHARY, K. R. **Fundamentals of artificial intelligence**. New Delhi: Springer, 2020.
- DANIYAN, I.; MPOFU, K.; OYESOLA, M.; RAMATSETSE, B.; ADEODU, A. Artificial intelligence for predictive maintenance in the railcar learning factories. **Procedia Manufacturing**, [S.l.], v. 45, p. 13-18, 2020.
- GIL-GONZÁLEZ, A.B. (ed.). **Artificial intelligence in the energy industry**. Basel: MDPI, 2022.
- HAARMAN, M.; MULDER, M.; VASSILIADIS, C. **Predictive maintenance 4.0: predict the unpredictable**. [S.l.]: PricewaterhouseCoopers B.V / Mainnovation: 2017.
- HRNJICA, B.; SOFTIC, S. Explainable AI in manufacturing: a predictive maintenance case study. **IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (APMS)**, Novi Sad (Serbia), p.66-73, ago. 2020.
- JOHANSEN, T.; BLINDHEIL, S.; TORBEN, T. R.; UTNE, I. B.; JOHANSEN, T. A.; SORENSEN, A. J. Development and testing of a risk-based control system for autonomous ships. **Reliability Engineering and System Safety**, [S.l.], v. 234, p. 1-17, 2023.
- KAMEL, H. Artificial intelligence for predictive maintenance. **Journal of Physics**, [S.l.], n. 2299, p. 1-8, 2022.
- KARLSSON, N.; BENGTTSSON, M. **Explainable AI for predictive maintenance**. 2022. Dissertação (Mestrado em Ciência e Engenharia da Computação) – Halmstad University, Halmstad, 2022.
- KELEKO, A. T.; KAMSU-FOGUEM, B.; NGOUNA, R. H.; TONGNE, A. Artificial intelligence and real-time predictive maintenance in industry 4.0: a bibliometric analysis. **AI and Ethics**, [S.l.], v. 2, p. 553-577, 2022.
- KOLESNIKOVA, I. How AI in transportation can improve our everyday lives. **Mindtitan**, [S.l.], 15 jan. 2023. Disponível em: <https://mindtitan.com/resources/blog/ai-in-transportation/>. Acesso em: 11 set. 2023.
- MOBLEY, K. R. **An introduction to predictive maintenance**. 2a ed. Woburn, MA: Elsevier Science, 2002.

- MOBLEY, K. R. **Maintenance fundamentals**. 2a ed. Burlington, MA: Elsevier Butterworth–Heinemann, 2004.
- MOBLEY, K. R.; HIGGINS, L. R.; WIKOFF, D. J. **Maintenance engineering handbook**. 7a ed. Nova Iorque: McGraw-Hill Professional, 2008.
- PARK, A. How AI is changing medical imaging to improve patient care. **Time**, [S.l.], 04 nov. 2022. Disponível em: <https://time.com/6227623/ai-medical-imaging-radiology/>. Acesso em: 11 set. 2023.
- RÚSSIA x Ucrânia e o uso da inteligência artificial na guerra. **Ibmec insights**, [S.l.], 29 mar. 2023. Disponível em: <<https://blog.ibmec.br/sem-categoria/russia-x-ucrania-e-o-uso-da-inteligencia-artificial-na-guerra>>. Acesso em: 29 mar. 23.
- SAMATAS, G. G.; MOUMGIAKMAS, S. S.; PAPAKOSTAS, G. A. **Predictive maintenance: bridging artificial intelligence and IoT**. [S.l.], 2019. Disponível em: <<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2103/2103.11148.pdf>>. Acesso em: 11 set. 2023.
- TABASSUM, L. Fundamentals of artificial intelligence and deep learning techniques. **International Journal of Advance Research and Innovative Ideas in Education**, Gujarat, v. 6, n. 4, p. 700-703, 2020.