

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

**CURSO DE APERFEIÇOAMENTO AVANÇADO EM
EM GUERRA ELETRÔNICA**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

**DETECÇÃO AUTOMATIZADA DE EMBARCAÇÕES NO OCEANO COM
IMAGENS DE SATÉLITE E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: Um Estudo Preliminar
com Potencial Aplicação em Busca e Salvamento.**



PRIMEIRO-TENENTE ANAUHÃ LUIZ SBANO DOS SANTOS

Rio de Janeiro
2025

PRIMEIRO-TENENTE ANAUHÃ LUIZ SBANO DOS SANTOS

DETECÇÃO AUTOMATIZADA DE EMBARCAÇÕES NO OCEANO COM
IMAGENS DE SATÉLITE E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: Um Estudo Preliminar
com Potencial Aplicação em Busca e Salvamento.

Monografia apresentada ao Centro de Instrução
Almirante Alexandrino como requisito parcial à
conclusão do Curso de Aperfeiçoamento Avançado
em Guerra Eletrônica

Orientadores:

CC M.Sc. Luis Gustavo Ronsani Vito

Prof. D.Sc. Guilherme Ribeiro Colen

Rio de Janeiro
2025

PRIMEIRO-TENENTE ANAUHÃ LUIZ SBANO DOS SANTOS

DETECÇÃO AUTOMATIZADA DE EMBARCAÇÕES NO OCEANO COM
IMAGENS DE SATÉLITE E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: Um Estudo Preliminar
com Potencial Aplicação em Busca e Salvamento.

Primeiro-Tenente Anauhã Luiz Sbanos dos Santos

MONOGRAFIA APRESENTADA AO CENTRO DE INSTRUÇÃO ALMIRANTE
ALEXANDRINO COMO REQUISITO PARCIAL À CONCLUSÃO DO CURSO DE
APERFEIÇOAMENTO AVANÇADO EM GUERRA ELETRÔNICA.

Aprovada por:

CC Luis Gustavo Ronsani Vito, M.Sc, CGAEM

Prof. Guilherme Ribeiro Colen, D.Sc, CIAA

Prof. Marco Antonio Grivet Mattoso Maia, D.Sc, PUC-RJ

1T (T) Gabriel de Sapienza Luna, M.Sc, CIAA

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL
NOVEMBRO DE 2025

dos Santos, Anauhã Luiz Sbano

DETECÇÃO AUTOMATIZADA DE EMBARCAÇÕES
NO OCEANO COM IMAGENS DE SATÉLITE E
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: Um Estudo Preliminar com
Potencial Aplicação em Busca e Salvamento. – Rio de
Janeiro: MB/CIAA, 2025.

xvi, 53 p.: il; 29,7 cm.

Orientadores: CC Luis Gustavo Ronsani Vito, Prof.
Guilherme Ribeiro Colen.

Trabalho de Conclusão de Curso – MB/CIAA/Curso de
Aperfeiçoamento Avançado em Guerra Eletrônica, 2025.

Referências Bibliográficas: p. 46-50.

1. Inteligência Artificial. 2. Detecção de Embarcações. 3.
Amazônia Azul. I. Vito, L et al. II. Marinha do Brasil, CIAA,
Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Guerra Eletrônica.
III. Título.

Dedico esse trabalho ao meu Deus que tem me guiado e protegido em todos os momentos da minha vida, à minha amada esposa companheira de todos os momentos, e aos meus filhos que sempre me motivam a buscar sempre voos altos e a manter-me sempre seguindo em frente.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus, por ter me concedido força, sabedoria e enorme perseverança para ser capaz de me dedicar corajosamente no Curso de Aperfeiçoamento para Oficiais e assim alcançar meus objetivos profissionais e pessoais mesmo com o nascimento de minha filha Ester durante o curso.

Ao meu orientador técnico, Capitão de Corveta Luis Gustavo Ronsani Vito pela compreensão, fidalguia e conhecimentos passados, fruto do seu caráter e sua ampla gama de experiência à frente do Centro de Guerra Acústica e Eletrônica da Marinha.

Ao meu orientador acadêmico, Prof. Dr. Guilherme Ribeiro Colen, por aceitar ser meu orientador, pelo tratamento sempre respeitoso e pelas orientações e atenção dedicadas ao desenvolvimento deste trabalho.

Não poderia me furtar de agradecer o Capitão Tenente Ogioni, coordenador do curso de Guerra Eletrônica, pela disponibilidade de estar sempre pronto a ouvir os pleitos da minha turma e os meus próprios com atenção e espírito de corpo, tentando assim transformar sempre o tempo de dedicação aos estudos o mais leve e mais saudável possível para todos os oficiais de Marinha da minha turma.

Ao Capitão de Mar e Guerra (RM1) Coutinho e toda Seção de Socorro e Salvamento do COMPAAZ, pela cortesia e educação visto que fui recebido com muita boa vontade em visita em horário de expediente, na ocasião repleto de demandas do setor, entretanto a visita a Organização Militar foi crucial para confecção deste trabalho.

Aos professores da PUC-RIO, que contribuíram sobremaneira para o aprendizado de todos os alunos do Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Guerra Eletrônica.

Aos militares e funcionários civis do Centro de Instrução Almirante Alexandrino pelo trabalho diário hercúleo em apoiar os Oficiais alunos durante o curso.

Aos prezados amigos da turma, pelo convívio agradável e os momentos de descontração em que passamos durante quase um ano a bordo desse centro de instrução.

E por fim, a minha amada e preciosa família, minha esposa Milena e filhos Heitor e a pequena Ester, por serem os responsáveis da minha recarga de bateria diuturnamente, sem o incentivo de vocês minha vida seria pacata e sem cor. O apoio que tive de vocês foi essencial para que eu concluísse essa monografia com êxito.

“Tudo o que fizerem, façam de todo o coração, como para o Senhor, e não para os homens, sabendo que receberão do Senhor a recompensa da herança. É a Cristo, o Senhor, que vocês estão servindo.”

Colossenses 3:23-24 NVI

Resumo do Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao CIAA/MB como requisito parcial para a conclusão do Curso de Aperfeiçoamento Avançado para Oficiais da Armada

DETECÇÃO AUTOMATIZADA DE EMBARCAÇÕES NO OCEANO COM
IMAGENS DE SATÉLITE E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: Um Estudo Preliminar
com Potencial Aplicação em Busca e Salvamento

Anauhã Luiz Sbrano dos Santos

Novembro/2025

Orientador(es): CC Luis Gustavo Ronsani Vito, Prof. Guilherme Ribeiro Colen

Curso de Aperfeiçoamento Avançado em Guerra Eletrônica

Este trabalho investiga a aplicação de Inteligência Artificial em imagens de satélite para detectar automaticamente embarcações na Amazônia Azul, visando aprimorar o monitoramento marítimo e as missões de Busca e Salvamento da Marinha do Brasil. A pesquisa apresenta um panorama técnico das principais redes neurais convolucionais utilizadas para detecção de objetos. Cada técnica apresenta *trade-offs* entre precisão e velocidade. A análise constatou que os métodos tradicionais de detecção manual são inviáveis para o volume massivo de dados gerados pelos sensores orbitais. As técnicas de *Deep Learning* superam essas limitações, automatizando a detecção e permitindo monitoramento em tempo real com elevada precisão. Porém, a implementação enfrenta obstáculos: custos elevados de aquisição de imagens, restrições orçamentárias da Marinha e dependência de sistemas colaborativos que podem ser omitidos por embarcações ilícitas. O trabalho propõe uma arquitetura híbrida que integra satélites com drones equipados com Inteligência Artificial para otimizar detecção preliminar e investigação detalhada, reduzindo custos operacionais e ampliando a capacidade de proteção da soberania nacional.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Detecção de Embarcações; Amazônia Azul

Abstract of the Undergraduate Final Work presented to CIAA/MB as a partial fulfillment of the requirements for the conclusion of the Advanced Improvement Course for Navy Officers.

AUTOMATED DETECTION OF VESSELS IN THE OCEAN WITH SATELLITE
IMAGERY AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A Preliminary Study with Potential
Application in Search and Rescue

Anauhã Luiz Sbano dos Santos

November/2025

Advisor(s): CC Luis Gustavo Ronsani Vito, Prof. Guilherme Ribeiro Colen

Advanced Improvement Course in Electronic Warfare

This study investigates the application of Artificial Intelligence to satellite imagery for the automatic detection of vessels in the Blue Amazon, aiming to enhance maritime monitoring and the Search and Rescue missions of the Brazilian Navy. The research provides a technical overview of the main convolutional neural networks used for object detection. Each technique presents trade-offs between accuracy and speed. The analysis found that traditional manual detection methods are impractical given the massive volume of data generated by orbital sensors. Deep Learning techniques overcome these limitations by automating detection and enabling real-time monitoring with high precision. However, implementation faces obstacles such as the high cost of image acquisition, budget constraints within the Navy, and dependence on collaborative systems that may be deliberately disabled by illicit vessels. The study proposes a hybrid architecture integrating satellites with AI-powered drones to optimize preliminary detection and detailed investigation, reducing operational costs and expanding the Navy's capacity to protect national sovereignty.

Keywords: Artificial Intelligence; Vessel Detection; Blue Amazon

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIS -	<i>Automatic Identification System</i> (Sistema de Identificação Automática)
AJB -	Águas Jurisdicionais Brasileiras
ARP -	Aeronaves Remotamente Pilotadas
CENSIPAM -	Centro Gestor e Operacional do Sistema de Proteção da Amazônia
CFAR -	<i>Constant False Alarm Rate</i> (Taxa Constante de Alarmes Falsos)
CIAA -	Centro de Instrução Almirante Alexandrino
CIRM -	Comissão Interministerial para os Recursos do Mar
CNN -	<i>Convolutional Neural Networks</i> (Redes Neurais Convolucionais)
CNUDM -	Convenção das Nações Unidas sobre o Direito do Mar
COMPAAz -	Comando de Operações Marítimas e Proteção da Amazônia Azul
DL -	<i>Deep Learning</i> (Aprendizado Profundo)
DSC -	<i>Digital Selective Calling</i> (Chamada Seletiva Digital)
EsqdQE-1 -	1º Esquadrão de Aeronaves Remotamente Pilotadas
ELT -	<i>Emergency Locator Transmitter</i> (Transmissor de Localização de Emergência)
EPIRB -	Radiobalizas de Emergência
Faster RCNN-	<i>Faster Region-based Convolutional Neural Network</i> (Rede Neural Convolucional Baseada em Região Mais Rápida)
FPN -	<i>Feature Pyramid Network</i> (Rede de Pirâmide de Recursos)
FPS -	Frames Por Segundo
GEE -	<i>Google Earth Engine</i>
GMDSS -	<i>Global Maritime Distress and Safety System</i> (Sistema Global de Socorro e Segurança Marítimo)
GNSS -	<i>Global Navigation Satellite System</i> (Sistema Global de Navegação por Satélite)
GPS -	<i>Global Position System</i> (Sistema Global de Posicionamento)
IA -	Inteligência Artificial

IAMSAR -	<i>International Aeronautical and Maritime Search and Rescue</i> (Manual Internacional de Busca e Salvamento Aeronáutico e Marítimo)
IBAMA -	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IMO -	International Maritime Organization (Organização Marítima Internacional)
LBDN -	Livro Branco de Defesa Nacional
LEPLAC -	Plano de Levantamento da Plataforma Continental
LRIT -	<i>Long Range Identification and Tracking</i> (Sistema de Identificação e Acompanhamento de Navios a Longa Distância)
MB -	Marinha do Brasil
ML -	<i>Machine Learning</i> (Aprendizado de Máquina)
MRCC -	<i>Maritime Rescue Coordination Centre</i> (Centros de Coordenação de Resgate Marítimo)
MT -	Mar Territorial
OACI -	Organização de Aviação Civil Internacional
OM -	Organização Militar
OSC -	On-Scene Coordinator (Coordenador na Cena de Ação)
OTH -	<i>Over The Horizon</i> (Além do Horizonte)
PC -	Plataforma Continental
PLB -	<i>Personal Location Beacon</i> (Balizas de Localização Pessoal)
PLN -	Processamento de Linguagem Natural
PNGC -	Plano Nacional de Gerenciamento Costeiro
PNRM -	Política Nacional para os Recursos do Mar
POLANTAR-	Política Nacional para Assuntos Antárticos
PREPS -	Programa Nacional de Rastreamento de Embarcações Pesqueiras por Satélite
PROANTAR-	Programa Antártico Brasileiro
PSRM -	Plano Setorial para os Recursos do Mar
RCC -	<i>Rescue Coordination Centre</i> (Centros de Coordenação de Resgate)

RENEC -	Rede Nacional de Estações Costeiras
RGB -	<i>Red, Green, Blue</i> (Vermelho, Verde, Azul)
RLE -	<i>Run-Length Encoding</i> (Codificação de Comprimento de Execução)
RNA -	Redes Neurais Artificiais
SALVAERO-	Serviço de Busca e Salvamento Aeronáutico
SAR -	<i>Search And Rescue</i> (Busca e Salvamento)
SARP -	Sistemas de Aeronaves Remotamente Pilotadas
SC -	<i>SAR Coordinator</i> (Coordenador SAR)
SIMMAP -	Sistema de Monitoramento Marítimo de Apoio às Atividades de Petróleo
SisGAAz -	Sistema de Gerenciamento da Amazônia Azul
SISTRAM -	Sistema de Informações sobre o Tráfego Marítimo
SIMRDWN -	Satellite Imagery Multiscale Rapid Detection with Windowed Networks (Detecção rápida multiescala de imagens de satélite com redes em janelas)
SMC -	<i>SAR Mission Coordinator</i> (Coordenador de Missão SAR)
SRR -	<i>Search and Rescue Region</i> (Região de Busca e Salvamento)
SRS -	<i>Search and Rescue Sub-Region</i> (Sub-regiões de Busca e Salvamento)
SSD -	<i>Single-Shot Detector</i> (Detector de disparo único)
VC -	Visão Computacional
YOLO -	<i>You Only Look Once</i> (Você olha somente uma vez)
YOLT -	<i>You Only Look Twice</i> (Você olha somente duas vezes)
ZEE -	Zona Econômica Exclusiva

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Amazônia Azul	2
Figura 2 – Divisão do Território Marítimo Brasileiro	8
Figura 3 – Distribuição dos cabos submarinos do Brasil	10
Figura 4 – Representação gráfica do SisGAAz	12
Figura 5 – Representação com a previsão de cobertura dos equipamentos e sensores do SisGAAz	13
Figura 6 – Vetor representativo de um pixel de imagem no sistema de cores RGB	16
Figura 7 – Visão Computacional sobre uma rua	18
Figura 8 – Linha do tempo da evolução dos algoritmos de detecção	21
Figura 9 – Manuais que servem de base para as atividades de busca e salvamento.....	22
Figura 10 – Área de responsabilidade SAR do Brasil	23
Figura 11 – Formas de acionamento do GMDSS	26

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação entre modelos de algoritmos	38
Tabela 2 – Vantagens do Deep Learning sobre métodos tradicionais	40
Tabela 3 – Desvantagens do Deep Learning sobre métodos tradicionais	41

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Apresentação do problema	4
1.2 Justificativa e relevância	4
1.3 Objetivos	5
1.3.1 Objetivo Geral	5
1.3.2 Objetivos Específicos	5
1.4 Organização do Trabalho	6
 2 REFERENCIAL TEÓRICO	 7
2.1 Amazônia Azul	7
2.2 Sistema de Gerenciamento da Amazônia Azul (SisGAAz)	9
2.3 Política Nacional para Recursos do Mar	14
2.4 Imagens	15
2.5 Imagens de Satélite	17
2.6 Visão Computacional e Processamento de Imagens	18
2.7 Algoritmos de Detecção de Objetos	19
2.8 Busca e Salvamento	21
 3 METODOLOGIA	 28
3.1 Classificação da Pesquisa	28
3.1.1 Classificação Quanto aos Fins	28
3.1.2 Classificação Quanto aos Meios	29
3.2 Limitações do Método	29
3.3 Coleta e Tratamento dos Dados	30
 4 DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	 31
4.1 Situação atual na MB	31
4.2 Possibilidades de melhoria	32

4.3 Uso de IA para monitoramento marítimo	33
4.3.1 Principais técnicas existentes na literatura	33
4.3.2 Comparativo entre as técnicas de DL	37
4.3.3 Comparativo entre as técnicas tradicionais de detecção e DL	39
 5 CONCLUSÃO	 43
5.1 Considerações Finais	44
5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros	45
 REFERÊNCIAS	 46
ANEXO	51

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é um país de proporções continentais e marítimo por natureza. É o maior país do Atlântico Sul, primeiro em extensão de costa com aproximadamente 7.500 quilômetros, possui um relevo favorável para o estabelecimento de portos adequados. Cerca de 80% de sua população encontra-se nas faixas litorâneas, 95% do seu comércio de exportação é realizado pelo mar (Rodrigues, 2021).

Com uma área continental de aproximadamente 8,5 milhões de km², sendo o quinto maior país do mundo em extensão territorial. Além disso, conta com uma vasta região oceânica denominada Amazônia Azul¹, que se estende por cerca de 5,7 milhões de km², e um extenso litoral com aproximadamente 7.500 quilômetros de comprimento, banhado por praias paradisíacas e ecossistemas marinhos de grande riqueza. O país também apresenta mais de 17.000 km de fronteira terrestre, fazendo divisa com quase todos os países da América do Sul: Uruguai, Argentina, Paraguai, Bolívia, Peru, Colômbia, Venezuela, Guiana, Suriname e a Guiana Francesa (Departamento Francês Ultramarino). Essa imensidão territorial abriga uma diversidade impressionante de paisagens, climas e biomas, desde a exuberante Floresta Amazônica até o cerrado, a caatinga, os pampas e o pantanal, revelando a beleza única e majestosa de um território privilegiado pela natureza e pela abundância de recursos (Brasil, 2024b).

A Amazônia Azul é uma vasta região, repleta de riquezas inestimáveis, e sua preservação ambiental exige melhorias e um controle eficaz. Além do intenso tráfego marítimo, várias atividades são realizadas na Amazônia Azul, incluindo pesca, turismo, exploração de petróleo e gás, bioenergia e preservação de áreas ambientais, entre outras (Silva, 2023).

Todo esse tamanho e proporção traz ao Brasil diversas vantagens e, inevitavelmente, grandes responsabilidades também. Com isso o governo Federal juntamente com as Forças Armadas brasileiras carrega grandes desafios na missão de proteger todo esse território, garantindo a segurança e proteção do território, por conseguinte a soberania do Estado Brasileiro. Em particular, à Marinha do Brasil (MB) tem uma hercúlea tarefa de se fazer presente em toda a área da Amazônia Azul.

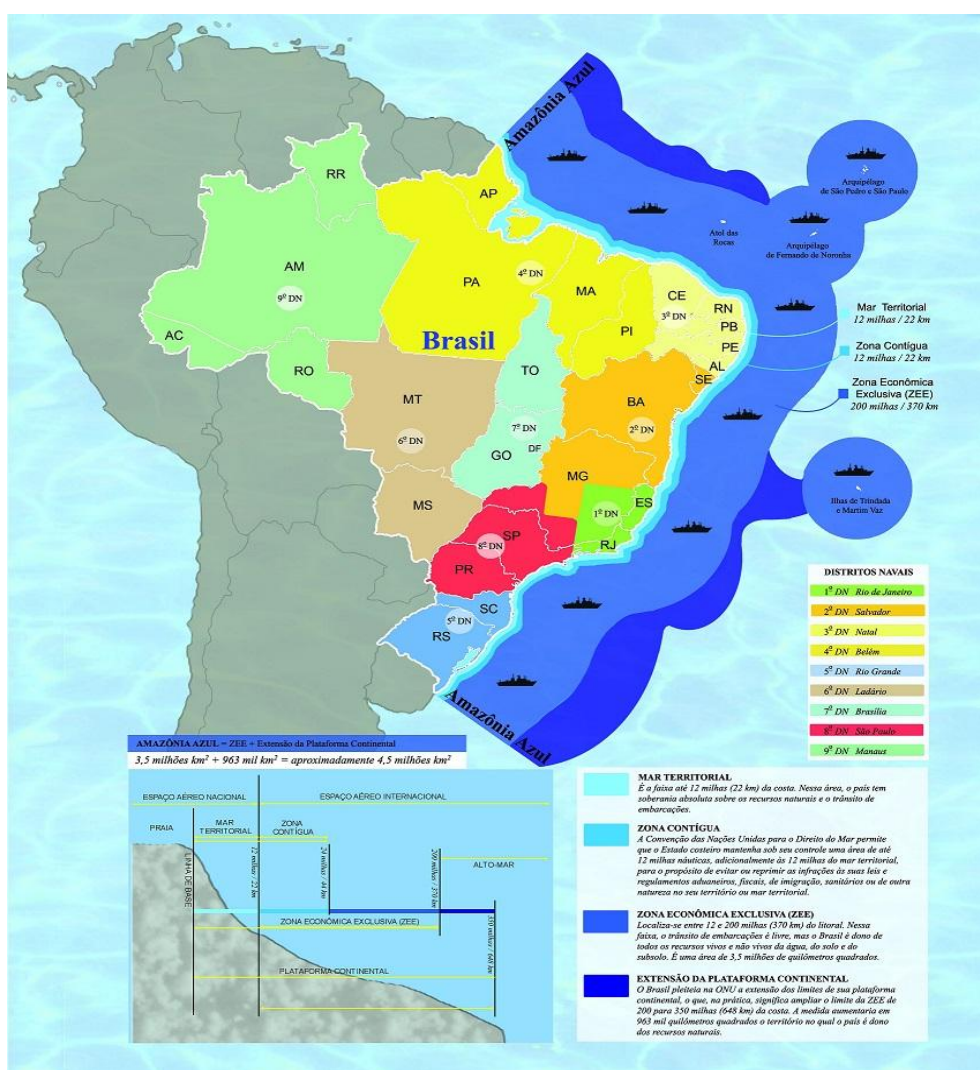
A importância econômica do território marítimo pode ser compreendida mediante observação de diversos fatores relevantes, tanto que segundo o SINDOP - Sindicato dos Operadores Portuários do Estado do Paraná, (2022), de acordo com o relatório da OCDE,

¹ Amazônia Azul ® - denominação dada à região que compreende a superfície do mar, águas sobrejacentes ao leito do mar, solo e subsolo marinhos presentes na extensão atlântica que se estende desde a costa até o limite externo da Plataforma Continental brasileira. Ela deve ser analisada sob quatro perspectivas: econômica, científica, ambiental e de soberania (Ministério da Defesa, 2024).

as exportações e importações totalizaram mais de 851 bilhões de quilogramas líquidos apenas em 2021, um aumento de 169% em comparação com os últimos 20 anos. O setor de transporte aquaviário brasileiro, tanto marítimo quanto fluvial, desempenha um papel fundamental no comércio exterior e no crescimento da economia nacional, apesar de representar apenas 0,16% do Produto Interno Bruto (PIB) do país. Isso se deve ao fato de que ele é responsável pelo fluxo de mais de 98% das exportações e mais de 92% das importações em termos de volume.

A Figura 1 demonstra toda a extensão da Amazônia Azul, e a composição da Plataforma Continental que será explicada no capítulo seguinte deste trabalho.

Figura 1 – Extensão da Amazônia Azul.



Fonte: Marinha do Brasil, 2018²

² Disponível em: <https://estrategiaglobal.blog.br/2018/11/dia-nacional-da-amazonia-azul.html>. Acesso em 25/07/2025.

Segundo Bueger; Edmunds, (2020), crimes como a pirataria marítima, o tráfico ilícito de pessoas, narcóticos, armas ou resíduos no mar, e crimes ambientais, como a pesca ilegal ou a poluição, são dimensões cada vez mais importantes da governança oceânica e da agenda de segurança marítima e aplicação da lei associada. Tais crimes têm diferentes expressões nas regiões marítimas do mundo e afetam vidas humanas, a estabilidade política e os interesses econômicos de diferentes maneiras, desde seu impacto nas comunidades costeiras, o transporte marítimo internacional e até mesmo a segurança nacional.

Diante de tamanha e árdua demanda para fiscalização dessa área tão extensa, somada à complexidade inerente à própria tarefa, é necessário buscar alternativas que otimizem esse trabalho. Um grande desafio do alto escalão das forças armadas é decidir qual recurso, utilizar e onde empregar. Geralmente essa decisão é bem assistida com informes de inteligência, históricos de missões passadas, denúncias aos Órgãos Federais e até mesmo imagens de satélite. Trata-se de um conglomerado de informações que orientará quais meios serão empregados e de que forma isso ocorrerá da maneira mais eficiente possível, considerando que os recursos financeiros públicos necessários para essa finalidade são altamente custosos, escassos e devem ser utilizados com responsabilidade.

Muito empregado no ambiente civil, a Inteligência Artificial (IA) veio para acelerar processos, otimizar procedimentos, ampliar escalas de produção e automatizar tarefas que em tempos de outrora eram feitos por mão de obra humana, e que hoje podem ser executadas por sistemas digitais.

A inteligência artificial é uma das inovações tecnológicas mais revolucionárias dos tempos modernos. A procura pela criação de máquinas inteligentes capazes de replicar a inteligência humana tem fascinado os cientistas da computação por mais de sessenta anos. Nos últimos anos, a área tem experimentado mudanças significativas de paradigma, impulsionadas por avanços no poder computacional, disponibilidade de dados e inovações em algoritmos. A IA, que começou com uma base modesta em lógica e regras, desenvolveu-se rapidamente para aprender de forma estatística a partir de vastos conjuntos de dados, empregando redes neurais com milhões de parâmetros. Carros autônomos e agentes conversacionais, por exemplo, eram vistos como ficção científica, mas hoje são parte do nosso dia a dia (Radanliev, 2024).

De acordo com Tahir et al., (2022), a IA abrange uma ampla gama de áreas que correspondem principalmente aos sentidos humanos, como visão computacional (VC), processamento de linguagem natural (PLN) e controles e robótica. A visão computacional

é uma área da ciência da computação que tende a imitar as capacidades de visão humana por meio da compreensão de imagens e vídeos digitais. A detecção de objetos tem sido uma das principais tarefas em visão computacional, e um campo de pesquisa ativa ao longo dos últimos anos. O principal objetivo da detecção de objetos é encontrar uma instância de imagens e vídeos. No contexto de VC, a detecção de objetos consiste em detectar objetos de interesse (como humanos, navios, cachorros, bicicletas, etc.) em locais específicos numa imagem, por meio de uma caixa delimitadora, também conhecida como *bounding boxes*. Em outras palavras, os algoritmos de detecção de objetos primeiro tentam descobrir se um objeto de interesse está presente na imagem. Caso exista, o próximo passo é encontrar a posição do objeto na imagem e desenhar uma caixa delimitadora ao seu redor.

Em consonância ao que foi exposto anteriormente, este trabalho vem analisar o uso da IA em imagens de satélite, com objetivo de facilitar e aprimorar o processo de detecção de navios e/ou outros objetos de interesse durante o monitoramento marítimo realizado no âmbito da Marinha do Brasil feito pelo Comando de Operações Marítimas e Proteção da Amazônia Azul (COMPAAz), vislumbrando, ainda, seu potencial uso em missões de busca e salvamento.

1.1 Apresentação do Problema

A detecção automática de navios em imagens de satélite é uma tarefa essencial para aplicações de vigilância marítima, segurança e monitoramento ambiental. No entanto, o desenvolvimento de algoritmos robustos e precisos enfrenta desafios relevantes. Um dos principais obstáculos é a ocorrência de oclusões, em que os navios estão parcialmente ocultos por nuvens, fenômenos meteorológicos ou interferências marítimas, como ondas e embarcações próximas, dificultando a extração de características visuais confiáveis. Além disso, a grande variabilidade nos tamanhos das embarcações — que podem variar de pequenas lanchas a navios de carga — impõe a necessidade de modelos robustos com capacidade de generalização multiescala. Esses fatores comprometem o desempenho dos modelos existentes, dificultando sua aplicação em ambientes reais. Deste modo, este estudo visa contribuir academicamente com a discussão desse tema e escolheu a problemática do uso das imagens de satélite para detecção de navios com o auxílio de IA, no âmbito da MB.

1.2 Justificativa e Relevância

A mudança de métodos tradicionais de detecção para modelos de inteligência artificial baseada em aprendizado profundo, representa desafios, oferecendo oportunidades para automatizar processos e obter monitoramento em tempo real. Essa mudança é motivada pelo objetivo de superar limitações operacionais, aprimorar a precisão e acelerar a detecção de navios, gerando impactos positivos em diversas aplicações relacionadas às operações navais e de segurança marítima.

O presente trabalho visa contribuir para o desenvolvimento de uma nova perspectiva de monitoramento marítimo, com potencial extensão para águas interiores, de modo a fortalecer as atividades subsidiárias da Marinha do Brasil. Tal abordagem propicia melhorias no controle e na segurança da navegação aquaviária, bem como incrementa a consciência situacional marítima.

1.3 Objetivos

Para resolver o problema proposto, foram estabelecidos alguns objetivos para este estudo. O principal deles é o objetivo geral, que representa o propósito final da pesquisa. Em seguida, são apresentados os objetivos específicos, que permitem entender as ferramentas de IA abordada neste trabalho, incluindo seu funcionamento, suas capacidades, suas limitações e análises subsequentes incluindo também a demonstração do espaço que esses advenços serão utilizados que corresponde a nossa Amazônia Azul. Com isso, o problema que se espera responder com a presente pesquisa é o seguinte:

Em que medida o emprego de IA em imagens de satélite, de forma otimizada, pode contribuir com o Comando de Operações Marítimas e Proteção da Amazônia Azul (COMPAAz) no monitoramento marítimo e paralelamente em missões de Busca e Salvamento?

1.3.1 Objetivo Geral

O objetivo deste artigo é analisar e apresentar as principais técnicas de inteligência artificial aplicadas à detecção de navios em imagens de satélite para monitoramento marítimo. E por fim, propor melhores tecnologias para a atividade de detecção de navios.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para atingir o propósito descrito acima, será utilizado da detecção de embarcações e objetos de interesse da MB em imagens de satélite utilizando Inteligência Artificial para auxiliar na precisão e eficiência em missões de Busca e Salvamento (SAR). Espera-se apresentar um panorama técnico das principais abordagens de inteligência artificial

aplicadas à detecção de navios em imagens de satélite, destacando suas vantagens, limitações e adequação a cenários de monitoramento marítimo, incluindo missões de busca e salvamento.

1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos: Introdução, Referencial Teórico, Metodologia, Descrição e Análise dos Resultados e Conclusão.

O capítulo Introdução apresenta o problema de pesquisa, a justificativa e a relevância do estudo para a MB, além da definição do objetivo geral e dos objetivos específicos que norteiam o desenvolvimento da pesquisa. Ao final, é apresentada a organização dos capítulos que compõem o trabalho.

O Referencial Teórico discute os principais conceitos, estudos e autores que fundamentam o tema, oferecendo a base teórica necessária para o desenvolvimento da monografia. Neste capítulo, são abordadas as tecnologias de Inteligência Artificial (IA) com potencial aplicação no monitoramento marítimo pela MB, bem como as características do território brasileiro, com ênfase na complexidade do ambiente da Amazônia Azul.

No capítulo destinado à Metodologia, é apresentada a classificação da pesquisa quanto aos fins e aos meios, além da descrição dos procedimentos metodológicos adotados, incluindo as limitações do estudo, os métodos de coleta e o tratamento dos dados utilizados na análise.

O capítulo de Descrição e Análise dos Resultados foca nos objetivos específicos e analisa a aplicabilidade das tecnologias de IA discutidas no referencial teórico em cenários reais de missões SAR, avaliando sua eficácia e adequação ao ambiente marítimo brasileiro.

Por fim, o capítulo de Conclusão apresenta as considerações finais do estudo, com base na análise dos resultados obtidos, verificando o alcance dos objetivos propostos. São também sugeridas direções para pesquisas futuras relacionadas à aplicação da Inteligência Artificial em outras áreas de atuação da Marinha do Brasil.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Devido a este estudo abranger uma variedade de tópicos interligados à questão que se busca responder, o presente capítulo foi dividido em subseções. Essa estrutura tem como objetivo apresentar, de forma clara e sistemática, as contribuições de diferentes autores e publicações, oferecendo a fundamentação teórica necessária para a compreensão e desenvolvimento do trabalho.

2.1 Amazônia Azul®

A Amazônia Azul® é a área que abrange a superfície do oceano, águas acima do leito marinho, solo e subsolo marinhos presentes na extensão atlântica que se estende desde a costa até o limite externo da Plataforma Continental do Brasil.

A delimitação jurídica dessa área está diretamente relacionada à 3ª Conferência das Nações Unidas sobre o Direito do Mar, realizada em Montego Bay, Jamaica, entre 1º de agosto e 10 de dezembro de 1982. O evento resultou na criação da Convenção das Nações Unidas sobre o Direito do Mar (CNUDM), instrumento jurídico internacional que estabelece os direitos e deveres dos Estados costeiros em relação aos oceanos e seus recursos.

O Brasil assinou a convenção na mesma data, juntamente com outros 118 países, embora sua ratificação só tenha ocorrido em 1993. A CNUDM entrou em vigor em 16 de novembro de 1994 (BRASIL, 1990), e passou a reger os limites das áreas marítimas de forma legal e reconhecida internacionalmente. Essas áreas são representadas na Figura 2, conforme estabelecido pela convenção.

O mar territorial possui uma extensão que se limita a doze milhas náuticas. Já a zona contígua, localizada logo após o mar territorial, pode alcançar até vinte e quatro milhas náuticas quando medida desde as linhas de base costeiras. A zona econômica exclusiva, por sua vez, estende-se desde essas mesmas linhas de base até um máximo de duzentas milhas náuticas. Quanto à plataforma continental, ela abrange o fundo marinho e as camadas subterrâneas que se prolongam para além das águas territoriais de um país costeiro, acompanhando a extensão natural de seu território emerso até alcançar a borda externa do talude continental, ou até atingir duzentas milhas marítimas a partir das linhas de base costeiras, quando essa borda não alcançar tal distância.

No final da década de 1990, o Brasil implementou medidas estratégicas relacionadas ao conjunto de formações rochosas de São Pedro e São Paulo, localizadas a aproximadamente 520 milhas náuticas da costa do Rio Grande do Norte. Entre tais

significativos, exigindo, portanto, uma postura vigilante e mecanismos eficazes de enfrentamento (Lampert; Costa, 2020). A compreensão da Amazônia Azul como espaço estratégico e de imenso potencial encontra-se fundamentada na percepção histórica do oceano enquanto última fronteira terrestre, conforme destacado por Carson (2010), o mar sempre estimulou o desafio intelectual e imaginativo da humanidade e permanece, ainda hoje, como a última grande fronteira terrestre.

A Marinha do Brasil contribui para a defesa dos 5,7 milhões de km² das Águas Jurisdicionais Brasileiras, investindo na atualização e aprimoramento do Poder Naval. Esse empenho se reflete no Programa de Desenvolvimento de Submarinos, no Programa Nuclear da Marinha e no Programa Fragatas Classe "Tamandaré"⁴, bem como na aquisição de novos recursos Navais, Aeronavais e de Fuzileiros Navais. A Marinha tem ampliado sua capacidade operacional com a aquisição de novos recursos navais, aeronavais e de fuzileiros navais. Essa modernização foi recentemente reforçada com a incorporação dos Navios de Apoio Oceânico da Classe Mearim e do Navio-Aeródromo Multipropósito "Atlântico", que atualmente serve como navio-capitânia da esquadra.

2.2 Sistema de Gerenciamento da Amazônia Azul (SisGAAz)

Hoje em dia, o Brasil possui dezesseis cabos submarinos conectando seu território ao exterior. Com base em Vichi; Pinto; Sá (2020), os avanços tecnológicos trazem novas situações de perigo. Importante destacar que a segurança das comunicações por cabos submarinos pode ser comprometida tanto por ameaças cibernéticas quanto por riscos presentes no ambiente marinho, já que a interceptação de dados ou a quebra intencional de cabos constitui um grande perigo para esse tipo de comunicação.

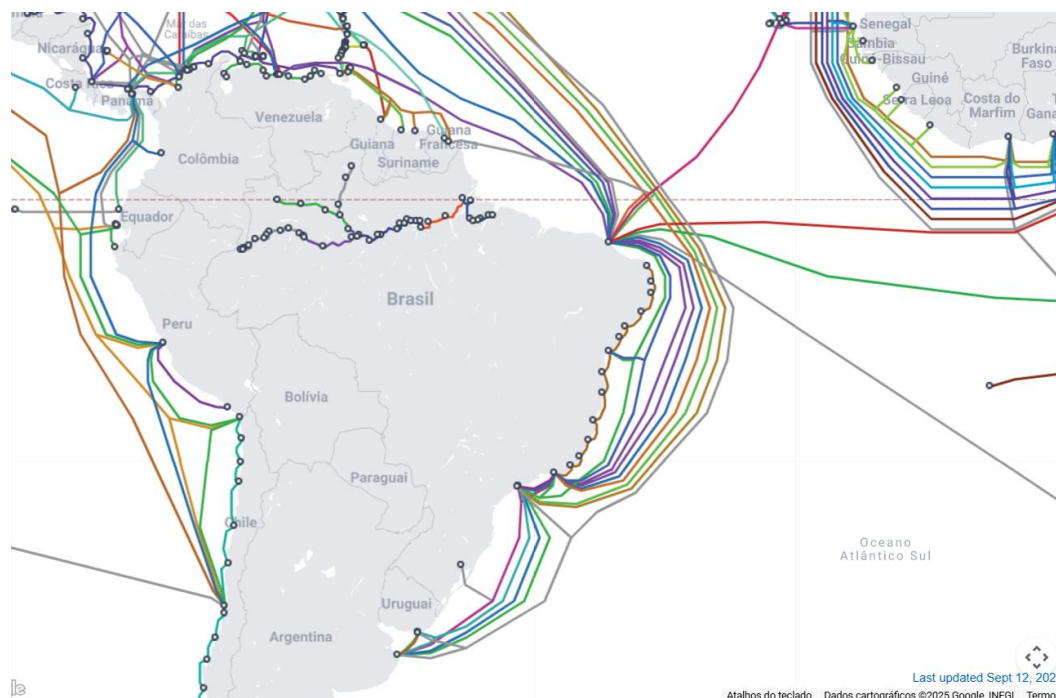
De acordo com Augusto (2019), no setor marítimo brasileiro, existem cabos submarinos que realizam aproximadamente 99% das comunicações transoceânicas (entre locais separados por um oceano), como mostrado na Figura 3.

Esses cabos apresentam diversas vantagens em comparação com os satélites, especialmente porque o tráfego de dados é até 1.000 vezes maior do que o via satelital. No entanto, os cabos submarinos estão expostos a incidentes, sendo o mais frequente o corte causado por âncoras de navios e redes de pesca. Além disso, existem outras formas de ameaça, como atos de sabotagem. No ano de 2007, aproximadamente 100 toneladas

⁴ A Marinha do Brasil vem conduzindo o Programa Fragatas Classe "Tamandaré" desde 2017, com o objetivo de promover a renovação da Esquadra com quatro navios modernos, de alta complexidade tecnológica, construídos no País, com previsão de entrega para o período entre 2025-2029. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/programa-classe-tamandare>. Acesso em: 13/10/2025.

de cabos submarinos que ligavam Tailândia, Vietnã e Hong Kong foram furtadas para serem comercializadas como sucata.

Figura 3 – Distribuição dos cabos submarinos do Brasil.



Fonte: Submarine Cable Map⁵

A vigilância da Amazônia Azul possui importância incontestável para a prevenção e repressão de atos ilícitos, bem como para a responsabilização dos infratores, como a pesca ilegal, pesquisas não autorizadas, tráfico de drogas e de armas e crimes ambientais, como o ocorrido em 2019 e que afetou o litoral do nordeste brasileiro (Silva, 2023).

Desde 2009, a Marinha do Brasil vem trabalhando no projeto estratégico denominado SisGAAZ, que prevê o monitoramento e a proteção da Amazônia Azul. No Livro Branco de Defesa Nacional é previsto o Sistema de Monitoramento e Controle da Marinha do Brasil, como pode ser visto no trecho destacado abaixo:

O SisGAAZ foi projetado para ser o principal sistema de comando e controle da Marinha. Prevê a gestão das atividades ligadas ao mar que envolvem vigilância, monitoramento, prevenção da poluição, recursos naturais, entre outras, relacionados ao conceito. Tudo relacionado ao conceito internacional de segurança marítima e para a proteção do litoral brasileiro. O Sistema visa a efetiva compreensão de tudo que está associado com o meio marinho que pode causar impacto na defesa, na economia e no meio ambiente nas Águas Jurisdicionais Brasileiras (AJB). A ampliação dessa consciência confere profundidade a essa defesa ao possibilitar o monitoramento e o controle das ameaças o mais breve e distante possível. Essa antecipação, conjugada com a mobilidade e presença do Poder Naval brasileiro, possibilitará a defesa das

⁵ Disponível em: <https://www.submarinecablemap.com/>. Acesso em 20/09/2025.

AJB.(Brasil, 2020, p. 49).⁶

Para Lampert; Costa, (2020) a Marinha do Brasil, em colaboração com agências e órgãos governamentais, lidera a implementação e o aprimoramento do SisGAAz. Sua missão é:

Monitorar e controlar, de maneira integrada, não apenas a área relacionada à Amazônia Azul, mas também a região SAR (Search and Rescue – busca e salvamento) sob responsabilidade do Brasil, além das demais áreas de interesse estratégico no Atlântico Sul, que abrangem aproximadamente 22 milhões de km² (Lampert; Costa, 2020, p. 78).

Isso contribui para a mobilidade estratégica, que é a capacidade de responder de forma rápida a qualquer ameaça, agressão ou atividade ilegal.

O SisGAAz combina equipamentos e sistemas, incluindo radares terrestres e embarcações, além de câmeras de alta resolução. Possui funcionalidades como a associação de dados recebidos de sistemas colaborativos, com destaque para o Sistema de Monitoramento Marítimo de Apoio às Atividades de Petróleo (SIMMAP), o Sistema de Identificação e Acompanhamento de Navios a Longa Distância (LRIT), o Sistema de Informações sobre o Tráfego Marítimo (SISTRAM) e o Programa Nacional de Rastreamento de Embarcações Pesqueiras por Satélite (PREPS), todos fundamentados no rastreamento de posição via satélite. As informações obtidas pelo Global Position System (GPS) são enviadas, por meio de comunicação via satélite, para as centrais de rastreamento. No futuro, sensores acústicos serão adicionados aos sites de monitoramento (Lampert; Costa, 2020).

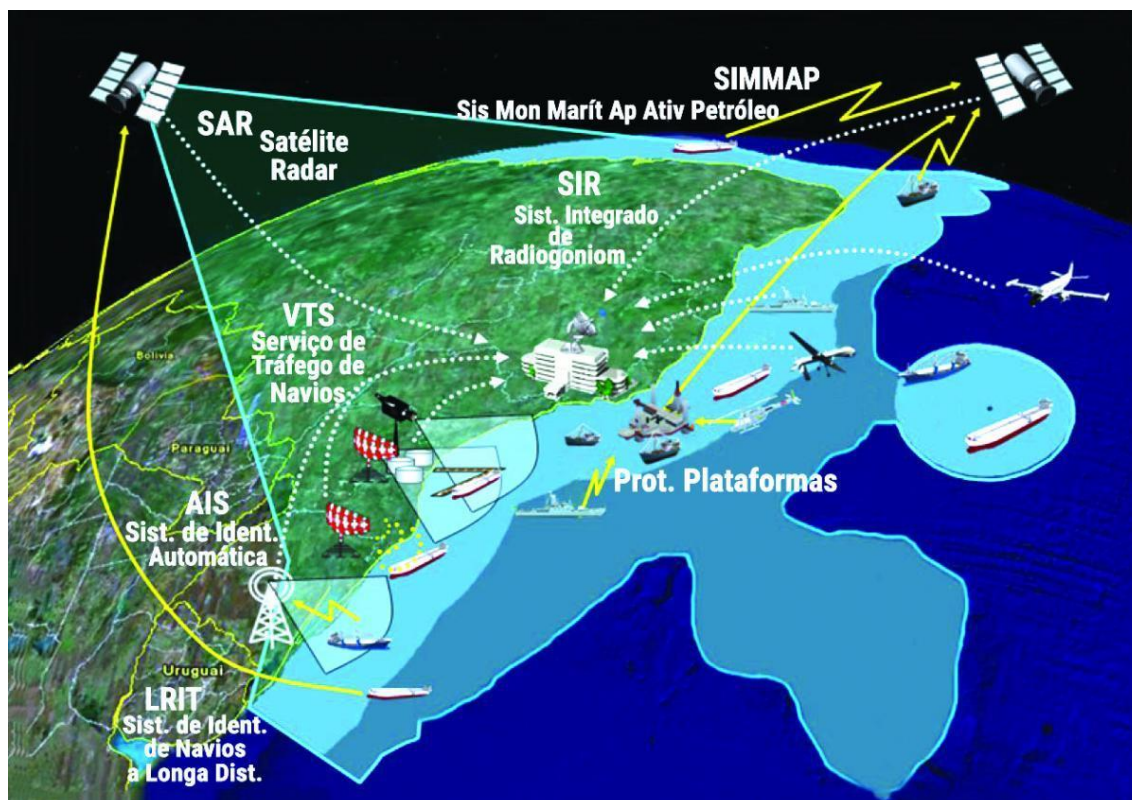
Na Figura 4, são apresentados todos os sistemas e equipamentos que, em conjunto, compõem o aparato de vigilância e controle do SisGAAz. Como os dados são transmitidos por meio de comunicação satelital, é necessário utilizar um sistema Global Navigation Satellite System (GNSS); no caso do Brasil, emprega-se o GPS, que opera para viabilizar toda a comunicação entre os componentes do sistema.

Lampert e Costa (2020) explicam que a melhoria do SisGAAz ocorrerá de forma gradual. A Baía de Guanabara será o foco inicial; em um segundo momento, a expansão abrangerá a região entre Cabo Frio e Ilha Grande, ampliando o emprego de radares de curto e médio alcance, com variações de até 50 milhas. Em uma etapa posterior, o programa incluirá o monitoramento de longo alcance, estendendo-se até aproximadamente 200 milhas (mais de 320 km) da costa brasileira, utilizando radares Over the Horizon (OTH) para ondas de superfície.

⁶ Nesta data o Livro Branco de Defesa Nacional não está atualizado desde 2024, logo a versão mais atualizada para análise é o LBDN de 2020, disponível em: https://www.gov.br/defesa/pt-br/arquivos/ajuste-01/estado_e_defesa/livro_branco/Versaodolivroemportugues2020.pdf. Acesso em: 20/09/2025.

De acordo com Lampert e Costa (2020), o desenvolvimento do sistema estará condicionado às competências adquiridas, às prioridades estabelecidas e aos recursos disponíveis. Os autores destacam ainda o interesse na obtenção de dados provenientes de sensores ópticos (abrangendo as faixas visível, infravermelho térmico e infravermelho próximo) e de radares de abertura sintética em alta resolução, além do suporte às comunicações navais fornecido por satélites.

Figura 4 – Representação gráfica do SisGAAz.



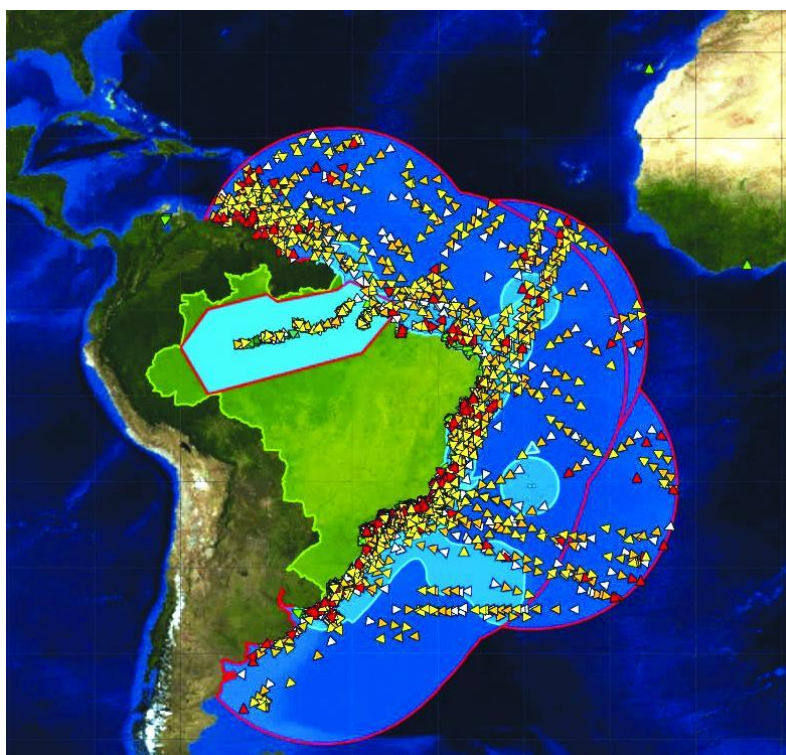
Fonte: (Lampert; Costa, 2020).

Conforme apresentado na Figura 5, a amplitude projetada para a cobertura do SisGAAz revela dimensões expressivas, evidenciando a complexidade e a abrangência operacional almejadas pelo programa. De acordo com Lampert; Costa (2020), o conceito operacional originalmente proposto para o SisGAAz foi reformulado a fim de refletir com maior precisão a visão e o escopo do projeto piloto, o qual se concentra prioritariamente nas atividades de patrulha naval, inspeção naval e operações de busca e salvamento. Essa adaptação permitiu alinhar os objetivos estratégicos do sistema às capacidades tecnológicas disponíveis, bem como aos requisitos imediatos de vigilância marítima.

O sistema se consolida como um relevante instrumento de governança, contribuindo para o fortalecimento das capacidades tecnológicas nacionais, tanto no que

diz respeito à aquisição quanto ao desenvolvimento de soluções próprias. Além disso, possibilita a ampliação do conhecimento situacional sobre a extensa área marítima na qual o Brasil exerce soberania, promovendo benefícios diretos à sociedade e à indústria de defesa brasileira (Lampert; Costa 2020). A implementação progressiva do SisGAAz também favorece a integração entre diferentes órgãos governamentais, aprimora a tomada de decisão estratégica e reforça a presença estatal em regiões de interesse econômico e ambiental.

Figura 5 – Representação com a previsão de cobertura dos equipamentos e sensores do SisGAAz.⁷



Fonte: (Lampert; Costa, 2020)⁸

De maneira mais abrangente, conforme Silva (2023), o monitoramento e a proteção das Águas Jurisdicionais Brasileiras (AJB) estão diretamente relacionados à defesa da Pátria, conforme estabelecido no artigo 142 da Constituição Federal (Brasil, 1988), em combinação com o artigo 15 da Lei Complementar n.º 97 (Brasil, 1999), destacado abaixo:

⁷ Os triângulos presentes na Figura 5 representam as embarcações detectadas e acompanhadas pelo sistema.

⁸ Disponível em:
<https://www.marinha.mil.br/rmb/sites/www.marinha.mil.br.rmb/files/RMB%204T-2020%20web.pdf>.
Acesso em: 20/09/2025.

As Forças Armadas, constituídas pela Marinha, pelo Exército e pela Aeronáutica, são instituições nacionais permanentes e regulares, organizadas com base na hierarquia e na disciplina, sob a autoridade suprema do Presidente da República, e destinam-se à defesa da Pátria, à garantia dos poderes constitucionais e, por iniciativa de qualquer destes, da lei e da ordem (Brasil, 1988, 1999).

2.3 Política Nacional para os Recursos do Mar

Para Cardoso (2023) a Política Nacional para os Recursos do Mar (PNRM), que foi promulgada em 1980 e oficialmente instituída pelo Decreto nº 5.377 em 23 de fevereiro de 2005 (Brasil, 2005), determina a implementação de medidas fundamentais para a integração do Mar Territorial e da Plataforma Continental ao território brasileiro, bem como para a exploração sustentável dos oceanos. Os recursos marinhos são fundamentais para o progresso ambiental, econômico e social do país.

Com as transformações nos contextos nacional e internacional, especialmente com a implementação da Convenção das Nações Unidas sobre o Direito do Mar (CNUDM) em novembro de 1994⁹, tornou-se necessária uma atualização em 2005, resultando na definição abaixo:

A PNRM tem por finalidade orientar o desenvolvimento das atividades que visem a efetiva utilização, exploração e aproveitamento dos recursos vivos, minerais e energéticos do Mar Territorial, da Zona Econômica Exclusiva e da Plataforma Continental, de acordo com os interesses nacionais, de forma racional e sustentável para o desenvolvimento socioeconômico do País, gerando emprego e renda e contribuindo para a inserção social (Brasil, 2005, p. 1)

A PNRM é fortalecida por meio de Planos e Programas anuais e plurianuais resultantes, desenvolvidos pela Comissão Interministerial para os Recursos do Mar (CIRM). Esses planos se desdobram em projetos específicos e formam os documentos fundamentais de trabalho. A CIRM aprova esses projetos e, por meio de convênios, repassa os recursos necessários às instituições responsáveis pela execução (universidades, institutos de pesquisa e entidades governamentais relacionadas aos recursos marinhos) (Cardoso, 2023). A PNRM visa essencialmente:

- à definição de diretrizes e metas para a criação de planos, programas e iniciativas governamentais voltadas à formação de recursos humanos; ao avanço da pesquisa, ciência e tecnologia marinha; e à exploração e utilização sustentável dos recursos marinhos (Cardoso, 2023); e

⁹ A data de novembro de 1994 é considerada a verdadeira data de implementação da CNUDM virtude a ratificação do sexagésimo Estado signatário, descrito em Brasil, (1990). Nesse sentido, depois de se atentar para o fato de não ter a Convenção entrado em vigor, no plano internacional, o Executivo, em 24 de maio de 1990, revogou o decreto de promulgação da Convenção. Posteriormente, foi promulgada pelo Decreto nº 1530, de 22 de junho de 1995, declarando-se a sua entrada em vigor.

- à definição de ações para alcançar os objetivos estabelecidos nesta Política (Brasil, 2005).

O Plano Setorial para os Recursos do Mar (PSRM), o Plano Nacional de Gerenciamento Costeiro (PNGC) e o Plano de Levantamento da Plataforma Continental (LEPLAC) são componentes da PNRM. Além dos Planos originados da PNRM, a CIRM também executa o Programa Antártico Brasileiro (PROANTAR), fundamentado na Política Nacional para Assuntos Antárticos (POLANTAR).

O PSRM, um instrumento executivo de quatro anos, é uma extensão da PNRM. Seu objetivo é integrar o Mar Territorial (MT), a Zona Econômica Exclusiva (ZEE) e a Plataforma Continental (PC) ao território brasileiro por meio de pesquisas, monitoramento oceanográfico, estudos climáticos, além da exploração e preservação dos recursos naturais (Cardoso, 2023).

Com base no XI PSRM (Brasil, 2024a), é imprescindível fortalecer o reconhecimento da Amazônia Azul como um elemento estratégico para o desenvolvimento de uma economia azul no país, com foco na utilização sustentável de seus recursos e na criação de um modelo de governança para a região. Para fortalecer essa política, é imprescindível que os setores envolvidos se comprometam com as questões marítimas.

Um aspecto relevante a ser considerado no contexto da economia azul refere-se ao desempenho dos indicadores da maioria dos programas e sistemas presentes no XI PSRM (Brasil, 2024a). A análise desses indicadores evidencia que os resultados se encontram significativamente aquém das metas estabelecidas, o que constitui informação de alta relevância para subsidiar a implementação de políticas públicas e ações direcionadas ao ambiente marinho, região que apresenta notável potencial para o desenvolvimento nacional. Para tanto, torna-se essencial a formação de bases sólidas para a criação de uma cultura oceânica capaz de conscientizar as pessoas a respeito da relevância dos oceanos de um grande potencial para a economia, qualidade de vida e a sustentabilidade.

2.4 Imagens

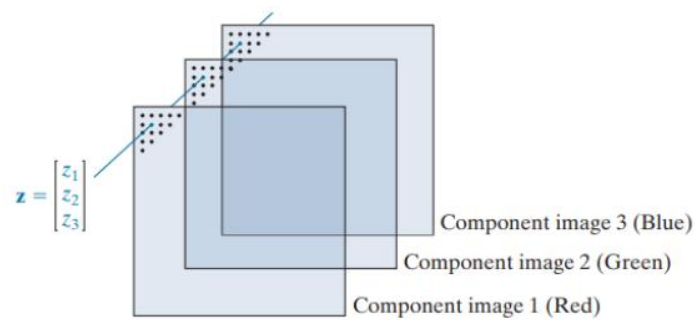
Desde a pré-história, os seres humanos têm documentado seu cotidiano por meio de imagens, com as primeiras sendo registradas nas superfícies de cavernas e abrigos por meio das pinturas rupestres. Posteriormente, a arte egípcia também retratava diversos aspectos de sua sociedade por meio de pinturas, de maneira semelhante às obras renascentistas. A primeira fotografia, capturada em 1826 na França pelo inventor Joseph

Nicéphore Niepce, marcou uma mudança significativa na natureza desses registros: em vez de apenas representar a realidade, passou a registrar de forma precisa o que realmente era observado. Desde então, houve um grande avanço tecnológico que se estendeu até os dias atuais, quando temos imagens de alta definição que capturam em detalhes o mundo ao nosso redor, tanto em fotos quanto em vídeos, sendo capaz de registrar até galáxias a cerca de 4,6 bilhões de anos-luz de distância da Terra (Ribeiro, 2024).

Uma imagem digital pode ser caracterizada como uma função bidimensional, $f(x, y)$, em que x e y representam coordenadas espaciais (planas). A amplitude de f em um determinado par de coordenadas (x, y) é denominada intensidade ou nível de cinza da imagem nesse ponto (Gonzalez; Woods, 2018). Os níveis de intensidade definem os valores mínimo e máximo que um pixel pode ter, e a quantidade de níveis possíveis é determinada por $L = 2^k$ (Ribeiro, 2024), em que L = níveis de intensidade e k = número inteiro. A única condição para k é que ele deve ser um número inteiro positivo. Entretanto, deve-se considerar o espaço necessário para o armazenamento das imagens, pois o tamanho do arquivo gerado aumenta conforme os níveis de intensidade dos pixels se elevam. Assim, imagens de 8 bits oferecem 256 (2^8) níveis distintos de intensidade, ao passo que imagens de 2 bits oferecem apenas 4 (2^2) níveis (Ribeiro, 2024). Como exemplo, o avanço tecnológico resultou em satélites capazes de gerar imagens de altíssima resolução, cuja qualidade é determinada pelo *Ground Sample Distance* (GSD), como os 2.048 (2^{11}) níveis de intensidade para um único pixel do satélite GeoEye (European Space Agency, 2025).

As fotografias cotidianas capturadas por dispositivos como smartphones representam registros do espectro visível da luz, obtidos sem a necessidade de equipamentos especializados. Na área da informática, essas imagens são armazenadas utilizando o padrão de cores RGB (*red, green, blue*), sistema no qual cada cor constitui um canal, conforme ilustrado na Figura 6. Cada canal possui pixels com intensidade que podem variar entre 0 e 255 para imagens de 8 bits - sendo 0 equivalente ao preto absoluto e 255 ao branco absoluto (Ribeiro, 2024).

Figura 6 – Vetor representativo de um pixel de imagem no sistema de cores RGB.



Fonte: (Gonzalez; Woods, 2018).

A intensidade luminosa de cada pixel em uma imagem RGB resulta da combinação das intensidades dos três canais de cor. Já as imagens monocromáticas (em tons de cinza) podem ser formadas por uma única camada, criada através do cálculo da média aritmética dos valores dos três canais (z_1, z_2, z_3) RGB (Ribeiro, 2024).

2.5 Imagens de Satélite

As imagens de satélite se consolidaram como uma ferramenta indispensável em diversas áreas do conhecimento, abrangendo desde a aplicação médica e astronômica até a detecção de objetos no âmbito da Visão Computacional. Historicamente, a obtenção de imagens da Terra a partir do espaço começou em 1946, mas o uso regular e a disseminação em larga escala tiveram início com o satélite Landsat-1, lançado em 1972 (Ribeiro, 2024). No contexto brasileiro, imagens de sensoriamento remoto¹⁰ são extremamente necessários para o monitoramento da Amazônia Azul (Araújo, 2024), auxiliando na coibição de ilícitos, como a pesca ilegal, embarcações não regulamentadas e o tráfico de ilícitos (Rodrigues, 2021). Essas imagens são utilizadas para tarefas complexas como a detecção de veículos em rodovias (Ribeiro, 2024) ou o rastreamento da dinâmica de manchas de óleo no oceano (Silva Sousa, 2023).

Apesar da sua relevância, a utilização de imagens de satélite enfrenta limitações e desafios consideráveis, especialmente no que tange ao monitoramento de grandes áreas. Um desafio significativo é o alto custo e a baixa frequência de aquisição em oportunidades predefinidas, tornando a busca por alvos em movimento extremamente cara (podendo chegar a 150.000 a 200.000 dólares por navio, segundo uma estimativa) (Fridman et al. 2019).

¹⁰ O sensoriamento remoto é uma tecnologia que possibilita a obtenção de dados sobre o ambiente por meio de sensores posicionados em satélites, aeronaves e drones. Essa tecnologia vem sendo bastante empregada no monitoramento de regiões, possibilitando uma melhor representação espacial e maior frequência na coleta de dados (Araújo, 2024).

No ambiente marítimo, as imagens obtidas via satélite, embora permitam visualizar objetos grandes como embarcações ou manchas de óleo, geralmente não possibilitam a identificação precisa (nome, bandeira ou número de registro) ou a verificação das atividades realizadas (Silva, 2023).

Além disso, a cobertura de nuvens é um obstáculo físico que pode obscurecer completamente o alvo de interesse. No caso de imagens de Radar de Abertura Sintética, que têm a vantagem de operar em qualquer clima e horário, o ruído *speckle* causa uma textura granulada que dificulta a interpretação das imagens (Silva Sousa, 2023).

No que se refere ao acesso a imagens obtidas por satélite, houve uma mudança política e tecnológica que facilitou a sua disseminação. Um marco importante foi o lançamento do satélite sino-brasileiro CBERS-2 em 2003, que foi pioneiro ao distribuir suas imagens gratuitamente, incentivando o uso global. Atualmente, plataformas robustas como o *Google Earth Engine* (GEE) fornecem acesso para análises e visualizações científicas (Ribeiro, 2024).

No Brasil, o Centro Gestor e Operacional do Sistema de Proteção da Amazônia (Censipam) é um órgão chave, fornecendo imagens de radar de abertura sintética de constelações como Sentinel-1, Cosmo-SkyMed, Iceye e Lessonia-1. A Marinha do Brasil e o Censipam firmaram um Plano de Trabalho para cooperação técnica, visando a integração desses dados de sensoriamento remoto ao SisGAAz. Contudo, mesmo com esta cooperação, a resolução espacial e temporal das imagens obtidas pelo Censipam ainda são consideradas restrições para o monitoramento contínuo em tempo real (Araújo, 2024; Ribeiro, 2024).

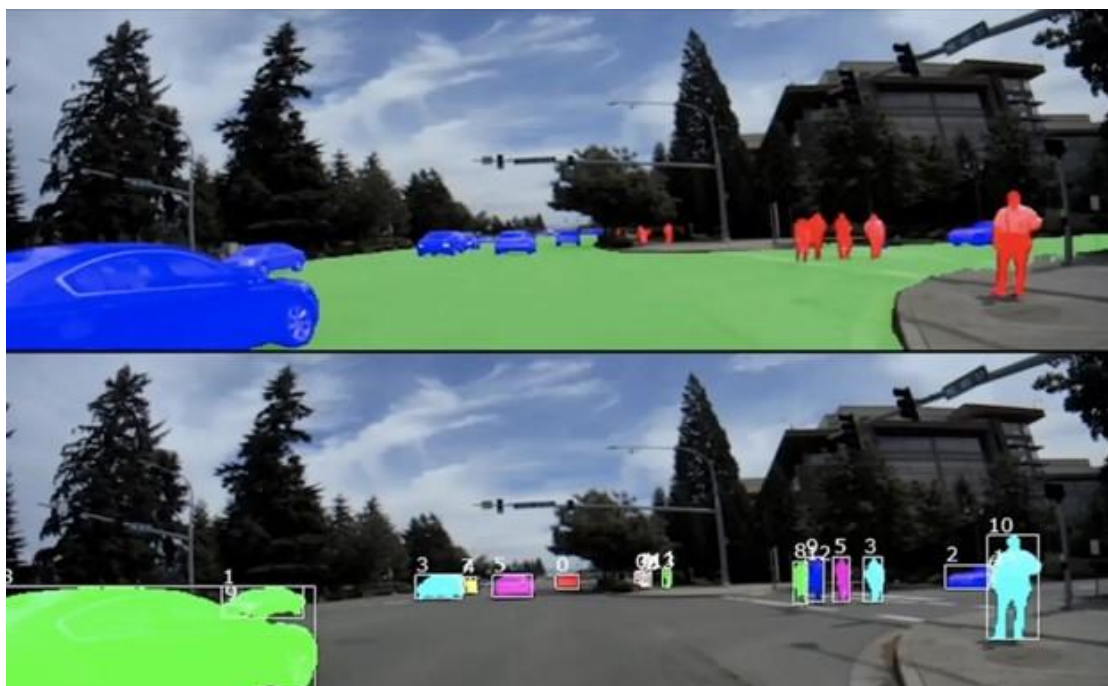
2.6 Visão Computacional e Processamento de Imagens

Segundo Marengoni; Stringhini (2009), é importante ressaltar a diferença entre VC e processamento de imagens. O processamento de imagens pode ser entendido como um processo em que a entrada do sistema é uma imagem e a saída é um conjunto de valores numéricos, os quais podem gerar uma nova representação visual ou não. Por outro lado, a visão computacional procura replicar a habilidade perceptiva humana. Embora também receba uma imagem como entrada, sua saída está relacionada à interpretação total ou parcial do conteúdo da imagem. A Figura 7 ilustra como a interpretação computacional se demonstra em resposta a uma imagem.

A VC é um campo avançado da Inteligência Artificial (IA) cujo objetivo é simular a visão humana, capacitando um sistema de computador a ver, identificar e interpretar o mundo visual de forma automática. A VC busca, em última análise, a interpretação total

ou parcial de uma imagem, emulando a percepção humana. Ela é fundamental para fornecer informações valiosas para a compreensão semântica de imagens e vídeos, sendo uma tecnologia crucial para diversas aplicações, como visão robótica, segurança, direção autônoma, e análise de comportamento humano (Sharifani; Amini, 2023; Zhao et al. 2019). O avanço da VC está intimamente ligado ao desenvolvimento do Aprendizado Profundo (Deep Learning - DL), especialmente as Redes Neurais Convolucionais (CNNs), que demonstraram notável sucesso em tarefas de visão computacional, como detecção, classificação e segmentação de objetos (Niranjan et al. 2024).

Figura 7 – Visão Computacional sobre uma rua.



Fonte: NVIDIA¹¹

No contexto do processamento de imagens de satélite, essas técnicas são essenciais para a extração de informações relevantes sobre a superfície terrestre, padrões climáticos, propriedades da terra e mudanças ambientais. Imagens de satélite são imagens digitais da superfície terrestre capturadas por satélites em órbita. No contexto de aplicações marítimas, como a detecção de navios ou o monitoramento de derramamento de óleo, o processamento de imagens envolve etapas críticas para torná-las adequadas à análise. Isso inclui técnicas como a codificação de comprimento de execução (Run-Length Encoding - RLE), que é uma forma de compressão sem perdas utilizada para manipular dados de rótulos de segmentação e reduzir a complexidade de grandes volumes

¹¹ Disponível em: <https://blog.nvidia.com.br/blog/o-que-e-visao-computacional/> . Acesso em: 29/09/2025.

de dados. O processamento de imagens também pode envolver pré-processamento para melhorar a qualidade da informação pictórica para interpretação, o que é vital para preparar os dados para algoritmos de VC, como o treinamento de modelos de Deep Learning para segmentação precisa (Niranjan et al., 2024; Silva Sousa 2023).

A plena compreensão de uma imagem exige não apenas a classificação dos distintos objetos nela contidos, mas também a determinação de seus conceitos e respectivas localizações. Ademais, um dos desafios recorrentes no campo da detecção de imagens consiste na necessidade de identificar previamente a região de interesse antes que seja realizada a etapa de classificação (Ribeiro, 2024; Zhao et al. 2019).

2.7 Algoritmos de Detecção de Objetos

A detecção de navios em imagens de satélite é uma tarefa fundamental para diversas aplicações marítimas, como vigilância, gestão de tráfego de embarcações e monitoramento ambiental. Os métodos tradicionais de detecção que dependiam da análise manual são impraticáveis devido ao vasto volume de dados de sensoriamento remoto, o que resulta em um consumo excessivo de tempo e exige um esforço humano intensivo, limitando o uso dessas aplicações em tempo real. Para superar essa limitação, as técnicas de DL foram implementadas na detecção de navios em imagens de satélite. O principal objetivo desta abordagem é fornecer uma metodologia algorítmica robusta que aumente a precisão, a eficiência e a capacidade de monitoramento em tempo real (Niranjan et al., 2024; Patel; Bhatt; Mazzeo 2022).

De acordo com Patel; Bhatt; Mazzeo (2022), diversos algoritmos de Deep Learning, majoritariamente baseados em CNNs, são utilizados para a detecção automática de navios. Entre os mais proeminentes estão os algoritmos da família YOLO (*You Only Look Once*), que são classificadores de "estágio único" (one-stage classifiers). Estudos experimentais demonstraram que o algoritmo YOLOv5 supera outras versões, como YOLOv4 e YOLOv3, em termos de acurácia na detecção de navios. Especificamente, o YOLOv5 alcançou uma acurácia de 99%, em comparação com 98% para o YOLOv4 e 97% para o YOLOv3, utilizando o dataset Airbus Ship Challenge. As diferenças entre essas versões da arquitetura YOLO se encontram principalmente no *backbone* (extrator de características) e no *neck* (rede intermediária): o YOLOv3 usa o *Darknet-53* e FPN (*Feature Pyramid Network*), enquanto o YOLOv4 e o YOLOv5 utilizam o *CSPDarknet53*.

Outras arquiteturas são aplicadas dependendo da tarefa: modelos de segmentação como o U-Net são utilizados para delinear precisamente os limites dos objetos, tornando-

o adequado para tarefas que requerem segmentação detalhada de navios, ou para detectar distúrbios como manchas de óleo na superfície do oceano. Além disso, detectores de dois estágios (*two-stage classifiers*), como o Faster R-CNN, que primeiro geram propostas de região para então classificá-las, também são utilizados na detecção de navios (Niranjan et al. 2024).

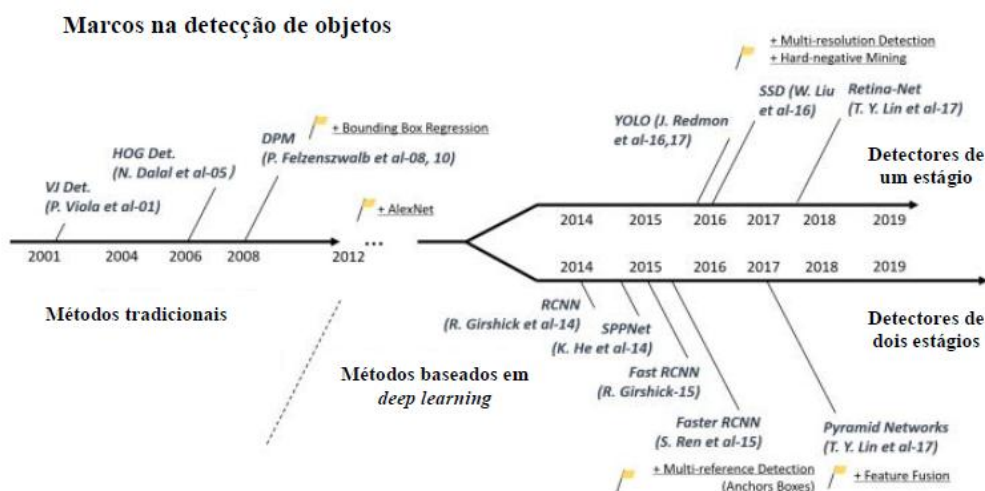
Embora frequentemente utilizados de forma intercambiável, Machine Learning (ML) e DL são ramos distintos da IA. O ML é um método de análise de dados que automatiza a construção de modelos analíticos, permitindo que as máquinas aprendam a partir de dados sem serem explicitamente programadas. Tradicionalmente, o ML utiliza métodos estatísticos para aprender com os dados. O DL, por outro lado, é um subcampo especializado de ML que utiliza redes neurais artificiais (RNA) compostas por múltiplas camadas interconectadas ("arquiteturas profundas") (Niranjan et al., 2024; Sharifani; Amini 2023).

Enquanto o ML tradicional frequentemente dependia da engenharia manual de características, o DL se destaca por sua capacidade de gerar e derivar padrões e características significativas automaticamente a partir de grandes datasets (Zhao *et al.* 2019), simulando a estrutura e função do cérebro humano. O sucesso do DL em tarefas complexas, como classificação de imagens e detecção de objetos, deve-se ao seu poder de representação e à sua capacidade de lidar com grandes volumes de dados não estruturados (Patel; Bhatt; Mazzeo, 2022; Sharifani; Amini, 2023).

Segundo Zou et al. (2023) a partir de 2010, o desempenho dessas características artesanais se tornou saturado, levando a pesquisa a um patamar limitado. A revolução na área foi impulsionada pelo DL, com o "renascimento" das redes neurais convolucionais em 2012, onde vemos a ilustração da evolução desses algoritmos na Figura 8.

A principal inovação das CNNs é sua capacidade de aprender representações de características robustas e de alto nível de uma imagem automaticamente, contrastando com a necessidade de engenharia manual de características dos métodos tradicionais. Essa evolução tecnológica promoveu enormemente o progresso da detecção de objetos, levando a avanços notáveis e consolidando-a como uma área de grande interesse na Visão Computacional.

Figura 8 – Linha do tempo da evolução dos algoritmos de detecção.



Fonte: Zou et al. (2023).

2.8 Busca e Salvamento

As missões de Busca e Salvamento no Brasil constituem um serviço essencial de assistência a aeronaves e embarcações em situação de perigo ou desaparecimento, com o objetivo de resgatar e prestar socorro a seus ocupantes. O Brasil adota as normas e recomendações estabelecidas pela Organização Marítima Internacional (IMO) e pela Organização de Aviação Civil Internacional (OACI), em conformidade com os padrões internacionais vigentes (COMPAAz, 2025).

O instrumento normativo internacional que rege essa atividade é a Convenção Internacional de Busca e Salvamento Marítimo, conhecida como Convenção de Hamburgo de 1979, que estabelece normas internacionais para operações de busca e salvamento em acidentes marítimos. Esta convenção foi internalizada ao ordenamento jurídico brasileiro pelo Decreto nº 11.031, de 4 de abril de 2022. Adicionalmente, o Brasil ratificou a CNUDM, conhecida como Convenção da Jamaica de 1982, mediante o Decreto nº 1.530 de 1995 (COMPAAz, 2025).

A legislação brasileira define a expressão "busca e salvamento" como todo ato ou atividade realizado para prestar auxílio à vida humana em perigo no mar, nos portos e nas vias navegáveis interiores. Conforme estabelecido pela Lei nº 7.273, de 10 de dezembro de 1984, a prestação de socorro é obrigatória e gratuita (COMPAAz, 2025).

A Marinha do Brasil adota o Manual IAMSAR (Manual Internacional de Busca e Salvamento Aeronáutico e Marítimo) como referencial técnico para suas operações. Este manual, estruturado em três volumes — Organização e Gerenciamento (Volume I), Coordenação de Missão SAR (Volume II) e Unidades SAR (Volume III) — proporciona padronização das operações e acelera o planejamento das missões, ilustrado na Figura 9 (COMPAAz, 2025).

Figura 9 – Manuais que servem de base para as atividades de busca e salvamento.



Fonte: (COMPAAz, 2025).

O SALVAMAR BRASIL (MRCC Brazil) é o órgão responsável pela supervisão e coordenação central das operações de busca e salvamento no país. A estrutura organizacional é hierárquica, iniciando-se no Comandante da Marinha, na qualidade de Autoridade Marítima, passando pelo ComOpNav como órgão central de planejamento, e estendendo-se aos Distritos Navais e suas respectivas Capitânicas, Delegacias e Agências.

A Área de Responsabilidade SAR Marítima brasileira abrange aproximadamente 14.162.546 quilômetros quadrados, além de 60.000 quilômetros de hidrovias interiores. Considerando a magnitude desta região, a Região de Busca e Salvamento (SRR) foi subdividida em nove Sub-regiões de Busca e Salvamento (SRS): seis Sub-regiões Oceânicas, coordenadas por Centros de Coordenação de Resgate Marítimo (MRCCs), e três Sub-regiões de Águas Interiores, gerenciadas por Centros de Coordenação de Resgate (RCCs), ilustrados na Figura 10.

Figura 10 – Área de responsabilidade SAR do Brasil.

- i) Coordenador SAR (SC - SAR Coordinator) é responsável por garantir o planejamento coordenado das atividades de busca e salvamento. Suas atribuições incluem estabelecer e gerenciar o sistema SAR, criar e manter os centros de coordenação de resgate, coordenar atividades de adestramento e desenvolver políticas operacionais.
- ii) Coordenador de Missão SAR (SMC - SAR Mission Coordinator) lidera a execução de operações de busca e salvamento, sendo geralmente desempenhado pelo Chefe do MRCC ou RCC. É responsável pela coleta e análise de informações sobre a situação de emergência, desenvolvimento de planos de ação executáveis e precisos, coordenação de recursos disponíveis, avaliação de dados pertinentes ao incidente e elaboração de relatórios técnicos.
- iii) Coordenador na Cena de Ação (OSC - On-Scene Coordinator) é um oficial temporariamente designado pelo Coordenador de Missão para gerenciar as operações na zona de busca. Assume o controle operativo de todos os recursos SAR disponíveis, coordenando e monitorando o desempenho das Unidades de Busca e Salvamento, modificando planos operacionais conforme necessário e assegurando a segurança das operações.

Os elementos de execução das operações SAR são denominados Unidades de Busca e Salvamento. Constituem-se de embarcações, aeronaves e viaturas da Marinha do Brasil e/ou de terceiros, bem como de Equipes SAR pertencentes às Capitânicas, Delegacias e Agências. Os principais tipos de meios utilizados incluem Navios de Serviço Distrital, Aeronaves de Serviço Distrital e Navios de Salvamento.

O Sistema Global de Socorro e Segurança Marítimo (GMDSS) é um conjunto integrado de tecnologias de comunicação destinado a alertar rapidamente as autoridades de busca e salvamento em terra e navios próximos sobre situações de emergência. Seu propósito fundamental é coordenar operações de resgate com o mínimo atraso possível.

A utilização do GMDSS é obrigatória para navios de carga com tonelagem igual ou superior a 300 toneladas e navios de passageiros com mais de doze passageiros, conforme estabelecido pela Convenção SOLAS, em viagens internacionais ou em mar aberto. A Figura 11 ilustra as diversas formas de acionamento do GMDSS e componentes.

Os componentes principais do GMDSS incluem:

- i) **COSPAS-SARSAT** constitui um sistema de satélites e radiobalizas operando na frequência de 406 MHz. Este sistema recebe alertas de três tipos de dispositivos: Transmissores de Localização de Emergência (ELT),

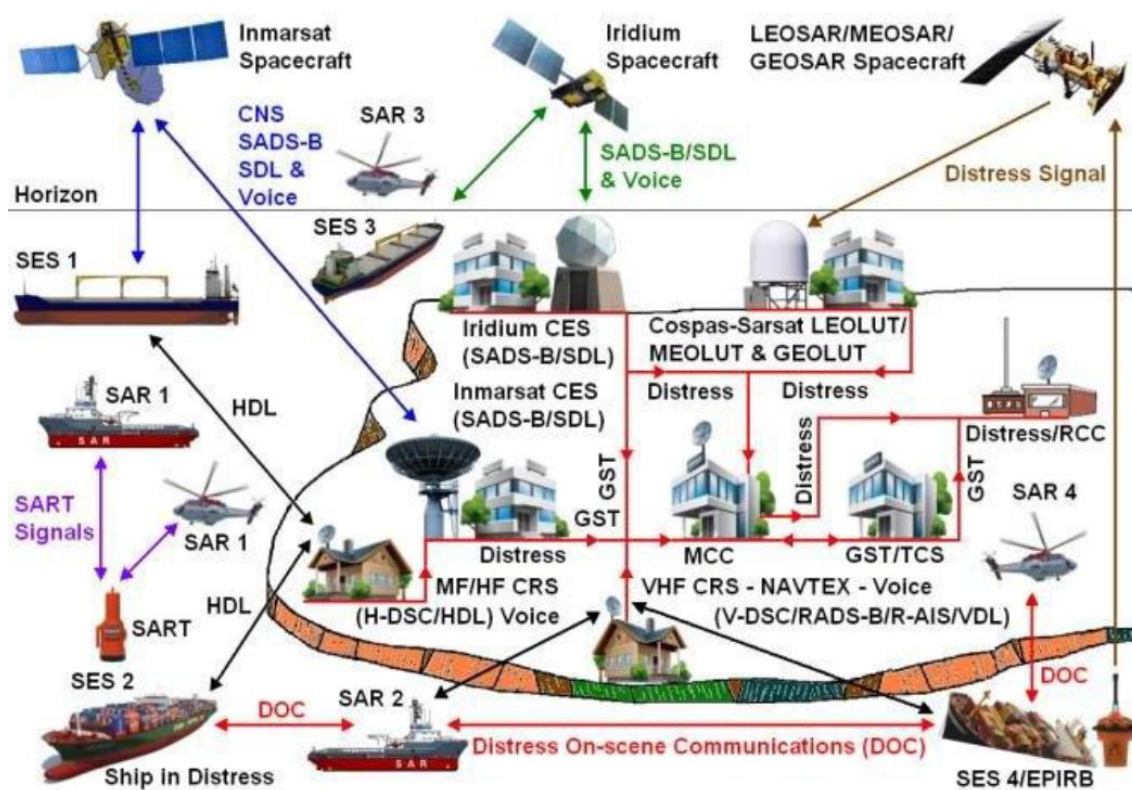
Radiobalizas de Emergência (EPIRB) e Balizas de Localização Pessoal (PLB). Os alertas recebidos pelo Brasil são retransmitidos pelo BRMCC (Força Aérea Brasileira) ao Console SAR através de comunicação eletrônica.

- ii) Digital Selective Calling (DSC) utiliza canais específicos em Frequência Muito Alta (VHF, Canal 70), Média Frequência (MF, 2187,5 kHz) e Alta Frequência (HF, frequências variadas: 4207,5; 6312,0; 8414,5; 12577,0 e 16804,5 kHz). As estações de DSC localizadas no Rio de Janeiro, Recife e Manaus são telecomandadas pelo Console SAR.
- iii) **INMARSAT-C** emprega satélites geoestacionários para transmissão de sinais de socorro e comunicações ponto a ponto. Sinais de emergência recebidos por estações terrenas costeiras são retransmitidos ao MRCC Brasil.
- iv) **IRIDIUM** constitui uma constelação de 66 satélites que fornece cobertura global. Dispositivos de comunicação via satélite Iridium, quando acionados, transmitem sinais de emergência à Guarda Costeira Americana, que os retransmite ao Salvamar Brasil.

Rede Nacional de Estações Costeiras (RENEC) consiste em estações costeiras que transmitem em Frequência Muito Alta (Canal 16 e Canal 70) e Alta Frequência (4.125,0 kHz), operadas remotamente para fins de socorro e emergência.

Programa de Rastreamento de Embarcações Pesqueiras por Satélite (PREPS) foi instituído em 2006 através de convênio entre o Ministério da Pesca e Aquicultura, Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) e Marinha do Brasil. Este programa é obrigatório para embarcações pesqueiras com arqueação bruta superior a 50 toneladas ou comprimento total igual ou superior a 15 metros, constituindo instrumento de monitoramento e gestão da frota pesqueira nacional.

Figura 11 – Formas de acionamento do GMDSS



Fonte: (COMPAAz, 2025)

A legislação brasileira estabelece distinção fundamental entre dois conceitos operacionais:

- i) Socorro refere-se a todo ato ou atividade realizado para prestar auxílio à vida humana em perigo no mar, nos portos e nas vias navegáveis interiores. A prestação de socorro é obrigatória e gratuita, independentemente de qualquer contratação prévia.
- ii) Salvamento, por sua vez, compreende a assistência e salvamento de embarcação, bem ou propriedade em perigo no mar, nos portos e nas vias navegáveis interiores. Diferentemente do socorro, o salvamento é contratual e indenizável, sendo regido por disposições específicas da legislação marítima.

Uma Operação de Socorro abrange a totalidade de ações relacionadas a um incidente SAR, desde a notificação inicial até o encerramento ou suspensão do evento, direcionadas para prover serviços adequados de busca e salvamento de vida humana em situação de perigo.

Um Incidente SAR constitui qualquer situação anormal que envolva uma embarcação, aeronave ou seus ocupantes e que requeira o acionamento de recursos SAR, podendo desencadear operações de busca e salvamento. Os incidentes podem apresentar

os seguintes status: ABERTO (em andamento), ENCERRADO (concluído com sucesso) ou SUSPENSO (temporariamente interrompido).

Registro SAR refere-se aos incidentes SAR em ambiente marítimo e fluvial que foram resolvidos sem o conhecimento prévio da estrutura SAR da Marinha do Brasil. Estes incidentes são registrados pelos Comandos de Distrito Naval para fins de controle estatístico e análise operacional.

3. METODOLOGIA

Neste capítulo, será exposto o processo metodológico utilizado nesta pesquisa. Foi estabelecido a classificação do estudo em relação aos fins e aos meios, como ocorreu a coleta de dados e informações para a elaboração do trabalho, assim como as eventuais limitações dos métodos e tarefas que foram utilizadas.

3.1 Classificação da Pesquisa

Neste estudo, a classificação da pesquisa em relação aos fins é estabelecida como exploratória, aplicada e descritiva. No que diz respeito à classificação da metodologia em relação aos meios, ela foi categorizada como uma pesquisa bibliográfica e documental. Ademais, foi realizada uma pesquisa de campo no Comando de Operações Marítimas e Proteção da Amazônia Azul (COMPAAz), Organização Militar (OM)¹³ da Marinha do Brasil responsável tanto pela área de monitoramento marítimo quanto pela área de Busca e Salvamento. Uma entrevista também foi conduzida com profissional envolvido diretamente com os temas citados. Os subitens a seguir explicarão o motivo pelo qual esta monografia é classificada dessa maneira.

3.1.1 Classificação Quanto aos Fins

A pesquisa foi classificada como exploratória porque buscou esclarecer como se desenvolvem as atividades ligadas ao monitoramento marítimo e a relação da Amazônia Azul com o SisGAAz. Foi conduzida uma pesquisa aprofundada sobre o tema selecionado, para que se possa obter embasamento teórico necessário para resolver o problema central deste estudo.

É considerada aplicada porque o assunto principal deste estudo foi previamente determinado pela MB pela figura do Centro de Instrução Almirante Alexandrino (CIAA). Assim, com o objetivo de resolver problemas recorrentes dessa instituição, esta monografia teve como objetivo principal descrever as etapas e atividades envolvidas no processo de monitoramento marítimo e algoritmos de detecção. A partir dessa descrição, buscou-se identificar o processo de integração mais adequado para a proteção da Amazônia Azul.

Além disso, foi classificada como descritiva, pois incluiu uma descrição do que é monitoramento marítimo, baseada em uma análise do SisGAAz já em operação na MB, juntamente com uma descrição dos modelos de algoritmos de detecção de objetos de interesse. Isso foi feito para alcançar o objetivo principal deste trabalho, apresentando opiniões e inferências sobre a detecção automatizada de embarcações com imagens de satélite e inteligência artificial.

¹³ Definição de Organização Militar pelo glossário das Forças Armadas: ORGANIZAÇÃO MILITAR - Denominação genérica atribuída à unidade de tropa, repartição, estabelecimento, navio, base, arsenal ou qualquer outra unidade administrativa, tática ou operativa, das Forças Armadas. Disponível em: <https://www.gov.br/defesa/pt-br/arquivos/ajuste-01/legislacao/emcfa/publicacoes/doutrina/md35-G-01-glossario-das-forcas-armadas-5-ed-2015-com-alteracoes.pdf>. Acesso em: 13/10/2025.

3.1.2 Classificação Quanto aos Meios

Em relação aos meios, para alcançar o objetivo geral deste estudo, foi utilizada uma abordagem bibliográfica, com base em artigos de websites e revistas, trabalhos acadêmicos sobre o tema e livros sobre processamento digital de imagens. Realizou-se uma pesquisa documental considerando leis, decretos, convenções e regulamentos voltados a concepção do nosso território nacional marinho, Amazônia Azul, e todos os deveres que a Marinha do Brasil e as Forças Armadas, no geral, têm de proteger e defender esse território.

A coleta de dados dessas leis e decretos, combinada com o conhecimento obtido de outros artigos sobre imagens de satélite e inteligência artificial, forneceu material suficiente para definir o escopo deste trabalho: descrever como a IA pode auxiliar a detecção automática de embarcações enquanto há o monitoramento da costa brasileira através de imagens de satélite.

Foi conduzida uma entrevista, que na verdade foi respondida pelo militar responsável da Seção de Comando e Controle do COMPAAz. As respostas estão no Anexo deste TCC, compartilhando importantes informações reais de como tem sido feito o trabalho do COMPAAz no monitoramento marítimo e missões de busca e salvamento incluindo as limitações e dificuldades até o presente momento.

3.2 Limitações do Método

Para a elaboração deste trabalho, é necessário ter um entendimento muito especializado em várias áreas de processamento digital de imagens, incluindo visão computacional, inteligência artificial, inteligência de imagens, programação, entre outros tópicos específicos, para ter um entendimento técnico sobre as fases de integração e utilização de inteligência artificial em imagens de satélite.

Esta monografia concentrou-se exclusivamente em apresentar possibilidades de tipos de algoritmos existentes em uso, que tratam das atividades de monitoramento e sensoriamento remoto feito por satélites, vislumbrando uma possível consideração de uso para missões de Busca e Salvamento.

A presente pesquisa apresentou limitações decorrentes do fato dos estudos utilizados como referência terem sido conduzidos com bancos de dados distintos, o que dificulta a comparação direta entre os resultados e pode impactar a generalização das conclusões. E desta forma foram utilizados devido a dificuldade de encontrar trabalhos distintos que trabalhem exatamente com o mesmo banco de dados.

3.3 Coleta e Tratamento dos Dados

A coleta das informações necessárias para a elaboração deste trabalho foi estruturada em duas etapas diferentes. Na primeira etapa, a coleta de dados foi realizada por meio de uma pesquisa aprofundada sobre o referencial teórico relacionado ao tema proposto. Essa busca foi realizada com base em pesquisas em sites, pesquisa de campo em OM da MB e material didático disponibilizado pelos orientadores desse trabalho que aborda o tema mencionado nesta monografia.

Na segunda fase, depois de estabelecer a fundamentação teórica, foi explorado e será exposto no capítulo seguinte um estudo de Tahir *et al.* (2022), no qual diversos tipos de algoritmos de detecção já existentes e viáveis para utilização pela MB com suas características técnicas. Assim, quando aplicada em um monitoramento utilizando imagens de satélite seja o algoritmo mais eficaz possível.

A apreciação e análise dos dados coletados foram realizadas fundamentadas nos princípios legais que definem a extensão da área marítima da Amazônia Azul, na exploração de recursos naturais, vivos ou não, das águas, do leito marinho e seu subsolo, bem como a utilização de imagens de satélite com aplicação de Inteligência Artificial em operações de vigilância ou busca marítima. Todas as fontes consultadas são abertas, acessíveis e de conhecimento público.

4. DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Conforme delineado na metodologia, este capítulo apresenta a descrição e análise dos dados obtidos por meio de pesquisa bibliográfica, documental e de campo. Os resultados aqui discutidos buscam responder ao problema central desta monografia: “Em que medida o emprego de IA em imagens de satélite, de forma otimizada, pode contribuir com o COMPAAz no monitoramento marítimo e, paralelamente, em missões de Busca e Salvamento?”

4.1 Situação atual na MB

O Ministério da Defesa, de forma geral, e a Marinha do Brasil, em particular, vêm enfrentando restrições orçamentárias recorrentes, o que tem impactado o pleno funcionamento de determinados serviços e dificultado o avanço de algumas áreas de conhecimento devido à limitação de recursos financeiros. Conforme observado durante a visita ao COMPAAz e com o CC Luis Vito, orientador deste trabalho e integrante do CGAEM, a atual utilização de imagens de satélite por meio da MB — tanto para o controle marítimo quanto para missões de busca e salvamento no âmbito do SALVAMAR BRASIL — é bastante limitada.

A aquisição dessas imagens ainda representa um custo elevado, e o acesso a esse tipo de dado encontra entraves adicionais, relacionados à sensibilidade e ao tratamento das imagens de satélite envolvendo o território nacional. Em razão disso, o processo de disponibilização e uso dessas imagens acaba sendo mais demorado e burocrático do que o desejável para a atuação operacional eficiente.

Todo o acompanhamento do tráfego marítimo e fluvial é feito por sistemas baseados em mapas georreferenciados, com isso os sistemas estão sempre reféns da entrada de dados de sensores ou de dados manuais. Portanto, a captação de dados provenientes de sistemas colaborativos, tais como *Automatic Identification System* (AIS), SIMMAP, SISTRAM, LRIT e PREPS, não garante uma vigilância eficaz, uma vez que depende da transmissão voluntária realizada pelas próprias embarcações.

Presume-se que embarcações envolvidas em atividades criminosas deliberadamente omitam ou adulterem informações transmitidas por meio desses sistemas colaborativos. A inexistência de um sistema robusto de vigilância marítima possibilita que diversas atividades ilícitas ocorram nas águas sob jurisdição brasileira sem detecção pelas autoridades competentes, tais como pesca predatória, investigações não autorizadas do leito oceânico, tráfico de pessoas, drogas e armas, além de crimes ambientais.

Embora o convênio estabelecido entre o Censipam e a Marinha do Brasil configure avanço relevante para o monitoramento da Amazônia Azul, as imagens satelitais disponibilizadas apresentam limitações quanto à resolução espacial e à frequência temporal de cobertura, fatores que restringem a capacidade de detecção de determinadas atividades. E este acordo se finda em novembro deste ano.

4.2 Possibilidades de melhoria

Mesmo com todas as dificuldades e limitações existentes será apresentado duas possibilidades de melhoria. A primeira possibilidade seria a utilização de drones ou Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP), no caso de um monitoramento marítimo a partir de meios navais. No ano de 2022, a MB deu início ao 1º Esquadrão de Aeronaves Remotamente Pilotadas (EsqdQE-1). Esse evento foi um marco na incorporação de Sistemas de Aeronaves Remotamente Pilotadas (SARPs) à Força. O EsqdQE-1 possui em seu inventário o modelo *ScanEagle*, que pode ser operado a bordo. Já existem trabalhos que mostram uma boa eficácia utilizando esse modelo, como por exemplo: (Silva, 2023). A vantagem desse modelo seria o custo mais barato e o desenvolvimento do EsqdQE-1 e as limitações envolvidas seriam ligadas a autonomia do drone, ou seja, qual é o tamanho da área de varredura que poderia ser monitorada e após chegado a esse limite quanto tempo depois poderia ser retomado o monitoramento. Além da comunicação do drone ser por Linha de Visada. E o maior desafio dessa possibilidade seria operacionalizar a utilização de alguma IA com o drone de forma eficiente, visto que hoje ainda é uma área em pesquisa na MB. Entretanto, a integração com sistemas de aprendizado de máquina possibilitaria o reconhecimento automático de tipos específicos de embarcações, bem como a análise de dados históricos para prever rotas e identificar comportamentos anômalos.

A segunda possibilidade de melhoria constitui o objeto central desta pesquisa e fundamenta-se na utilização de imagens de satélites integradas a técnicas de inteligência artificial para a detecção automática de embarcações. Reconhecendo que a resolução temporal dos satélites permanece como fator limitante para o monitoramento em tempo real, propõe-se uma arquitetura híbrida e estratificada como solução otimizada. Nesta abordagem, os satélites forneceriam cobertura espacial ampla e detecção preliminar de alvos de interesse, acionando subsequentemente o desdobramento tático de aeronaves não tripuladas equipadas com sistemas de inteligência artificial para investigação detalhada, confirmação visual e coordenação de interceptação por meios navais. Esta integração sistêmica maximizaria a eficiência operacional, possibilitando à Marinha do Brasil a otimização na alocação de recursos, a redução do intervalo entre detecção e resposta, e o estabelecimento de um sistema robusto de dissuasão contra atividades ilícitas em águas jurisdicionais, elementos fundamentais para a proteção da soberania nacional e da preservação dos recursos marinhos estratégicos.

4.3 Uso de IA para monitoramento marítimo

A implementação de Inteligência Artificial no monitoramento marítimo constitui elemento estratégico fundamental, considerando-se a vasta extensão territorial a ser fiscalizada e as limitações inerentes à capacidade humana de processar o volume expressivo de dados contínuos gerados pelos sistemas de vigilância. A Amazônia Azul exemplifica essa dimensão desafiadora: em aplicações de detecção em tempo real, o fluxo massivo de informações provenientes de sensores orbitais e embarcados torna a análise manual de imagens praticamente inviável, demandando recursos humanos e temporais incompatíveis com a necessidade operacional de resposta imediata.

Para mitigar essas limitações, técnicas de DL, subcampo da IA, especialmente as CNNs, apresentam-se como soluções tecnológicas capazes de automatizar a detecção e classificação de embarcações em imagens de satélite com elevados índices de precisão e eficiência computacional. A aplicação desses algoritmos permite o processamento em larga escala de dados multiespectrais e de radar, identificando padrões visuais complexos e reduzindo significativamente o tempo entre a aquisição da imagem e a geração de alertas operacionais. Dessa forma, sistemas como o SisGAAz, que integra múltiplas fontes de dados para monitoramento e proteção das AJB, aponta para o futuro de como a IA não apenas otimiza a vigilância marítima, mas também viabiliza o controle efetivo de atividades ilícitas, incluindo pesca predatória, descarte irregular de poluentes e tráfego não autorizado, ao fornecer inteligência acionável e tempestiva para a tomada de decisão operacional.

4.3.1 Principais técnicas existentes na literatura

Atuais estudos de detecção em tempo real e a análise de imagens de satélite no monitoramento marítimo utilizam amplamente algoritmos de DL. Estes algoritmos dependem fundamentalmente das CNNs, que se destacaram em tarefas de visão computacional, como detecção, classificação e segmentação de objetos. As CNNs são capazes de explorar correlações espaciais e temporais nos dados, superando métodos tradicionais (Niranjan et al. 2024).

Os métodos tradicionais eram baseados em técnicas CFAR (*Constant False Alarm Rate*), análise polarimétrica e outros métodos que dependem de entradas manuais, que mesmo que tenham evoluído, ainda apresentavam limitações, tais como: análise manual impraticável para grandes volumes de imagens de satélite, consumo excessivo de tempo e demanda de esforço humano extensivo e ineficiência para aplicações em tempo real. Essas limitações motivaram a transição para abordagens de DL, especialmente CNNs,

que podem aprender automaticamente características relevantes dos dados brutos, superando as restrições dos métodos tradicionais (Niranjan et al. 2024).

Os métodos de detecção baseados em DL são geralmente classificados em dois gêneros: detectores de dois estágios e detectores de um estágio. Os modelos de dois estágios tendem a ter um nível de acurácia superior, enquanto os de um estágio são notavelmente mais rápidos (Ribeiro, 2024).

Deve-se considerar que todos os valores numéricos representam os resultados da aplicação do trabalho de Tahir *et al.* (2022) e não necessariamente características das técnicas utilizadas durante o trabalho.

Segundo Tahir et al. (2022), as principais estruturas utilizadas e comparadas para essa finalidade incluem:

A) Faster RCNN (*Faster Region-based Convolutional Neural Network*)

O Faster RCNN é uma estrutura de detecção de dois estágios que se baseia em redes neurais convolucionais e evoluiu a partir de antecessores como R-CNN e Fast R-CNN (Tahir et al. 2022).

- **Mecanismo e Fases:** O processo de detecção em duas fases envolve inicialmente a geração de regiões de interesse. O Faster RCNN introduziu a Region Proposal Network (RPN), que é uma CNN que propõe simultaneamente as bordas e os scores dos objetos em cada posição. A RPN gera propostas de região de alta qualidade, que servem de entrada para a segunda fase, a Fast R-CNN, responsável pela classificação e localização dos objetos.

- **Características:** Utiliza camadas convolucionais compartilhadas entre a RPN e a Fast RCNN. A RPN é implementada como uma Rede Totalmente Convolucional (FCN). O Faster RCNN aceita imagens de 1000 x 600 pixels de resolução.

- **Uso Específico:** É utilizado por pesquisadores para a detecção de navios.

- **Desempenho:** Demonstra alta precisão, alcançando, por exemplo, 95.8% de acurácia em um conjunto de dados customizado. No entanto, seu tempo de detecção é lento, o que impede sua aplicação em tempo real. Seu tempo de interface varia entre 2.95 s e 4.95 s.

B) YOLO (*You Only Look Once*)

O YOLO é um detector de objetos de um estágio que utiliza um *framework* de DL e é conhecido por sua alta velocidade (Tahir et al. 2022).

- **Mecanismo e Fases:** É o primeiro detector de um estágio na era do DL. Ele enquadra a detecção como um problema de regressão espacial, aplicando uma única rede

neural à imagem completa. Ele não possui a fase intermediária de proposta de região (*region proposal stage*).

- **Treinamento:** Utiliza treinamento ponta a ponta (*end-to-end training*).
- **Características:** A rede divide a imagem em uma grade $S \times S$ e prevê caixas delimitadoras (*bounding boxes*) e pontuações de confiança diretamente. O YOLO v3 utiliza uma imagem de entrada com 416 x 416 pixels de resolução. Versões mais recentes como o YOLOv8 são consideradas estado da arte em detecção de objetos.
- **Desempenho:** É o líder óbvio em velocidade e eficiência. Versões iniciais (YOLOv1) processavam 45 fps (frames por segundo) e sua versão mais compacta podia atingir 155 fps. Sua velocidade permite a execução em tempo real, com latência de apenas 170 ms a 190 ms.

Embora o YOLO seja eficiente em termos de velocidade, ele pode apresentar limitações na acurácia de localização, especialmente para objetos pequenos, e enfrentar desafios na delineação precisa de limites complexos, o que pode afetar a acurácia de segmentação. O YOLO padrão não consegue detectar objetos menores que 32 pixels.

C) SSD (*Single-Shot Detector*)

O SSD é um detector de objetos de um estágio (*one-stage detector*), baseado em uma CNN *feed-forward*, que produz caixas delimitadoras (*bounding boxes*) de tamanho fixo e pontuações de classe (*class scores*). O SSD enquadra a detecção de objetos como um problema de regressão ou classificação (Tahir et al., 2022).

- **Arquitetura e Mecanismo:** Utiliza uma rede base (como VGG-16) à qual são adicionadas várias camadas de características convolucionais (*feature layers*) no final, que diminuem de tamanho progressivamente. Estas camadas adicionais ajudam na predição de detecção de objetos em múltiplas escalas. O SSD utiliza mapas de características (*feature maps*) de diferentes camadas, compartilhando parâmetros ao longo de todas as escalas de objetos. O uso de mapas de características inferiores ajuda a capturar informações detalhadas dos objetos de entrada e melhora a qualidade da segmentação semântica.

Para a predição, o SSD se vale de um conjunto de caixas âncora (*default anchor boxes*) com diferentes proporções e escalas para discretizar o espaço de saída das *bounding boxes*. O SSD roda em resoluções padrão, como 300 X 300 pixels ou 512 x 512 pixels.

- **Desempenho e Limitações:** Em velocidade, o SSD é considerado rápido. Por exemplo, a versão SSD300 (com entrada de 300 X 300 pixels) pode rodar a 59 fps. Seu

tempo de interface pode variar de 2.13 s a 3.12 s em imagens de satélite. Sua precisão é considerada baixa em objetos pequenos. A SSD não é "hábil" em lidar com objetos pequenos, o que é causado pela utilização de camadas de características extras que podem fazer com que alguns objetos pequenos desapareçam e não sejam detectados corretamente.

Métricas de Exemplo: Em testes de detecção, o SSD apresentou uma precisão de 85.4% e um F1-Score de 91%. Outros testes indicaram uma acurácia de 84.61% em resoluções padrão (Tahir et al., 2022).

D) SIMRDWN (*Satellite Imagery Multiscale Rapid Detection with Windowed Networks*)

O SIMRDWN foi proposto especificamente para lidar com imagens de satélite de altíssima resolução, onde arquiteturas padrão como YOLO, Faster RCNN e SSD geralmente falham. É um modelo otimizado para imagens de satélite (Tahir et al., 2022).

- Otimização para Satélite e Arquitetura: É uma versão atualizada do YOLT (You Only Look Twice) e integra elementos de YOLO, Faster RCNN e SSD. A arquitetura do SIMRDWN foi inspirada pelo YOLO, mas atualiza muitos parâmetros para a detecção correta de objetos pequenos e densos.

- Detecção de Objetos Pequenos: O SIMRDWN é notável por sua capacidade de detectar objetos de apenas 20 pixels. Isto é uma melhoria significativa em relação ao YOLO padrão, que não consegue detectar objetos com menos de 32 pixels.

- Mecanismo de Busca (*Slicing*): Para processar imagens grandes e de altíssima resolução, o SIMRDWN utiliza duas janelas deslizantes (*sliding windows*) com 15% de sobreposição. Ele faz recortes dessas janelas para classificação testando o classificador nos recortes e, em seguida, junta os recortes de forma inteligente de acordo com linhas e colunas. A rede *back-end* utilizada pelo SIMRDWN para a predição é o YOLO.

- Desempenho (Precisão x Velocidade): Em precisão, o SIMRDWN demonstrou os melhores resultados em precisão geral para detecção em imagens de satélite, alcançando 97% de acurácia. Já em velocidade o SIMRDWN é muito lento, o que o faz falhar na vigilância em tempo real. O tempo de processamento, entre 5 s e 103 s, representa limitação para aplicações em tempo real.

E) U-Net

O U-Net é uma arquitetura de CNN desenvolvida especificamente para segmentação de imagens, realizando classificação binária pixel a pixel. No processo de classificação, a rede atribui o valor 1 a pixels pertencentes à máscara do objeto de interesse, como embarcações, e 0 aos pixels correspondentes ao fundo da imagem. Sua

arquitetura caracteriza-se por estrutura simétrica em formato de "U", composta por módulos codificadores e decodificadores interconectados por conexões de salto (*skip connections*), que preservam informações espaciais, capturam dados locais e globais da imagem, e otimizam o fluxo do gradiente durante o treinamento.

Classificada como rede totalmente convolucional, apresenta processamento mais rápido ao evitar camadas densas e uso excessivo de parâmetros, permitindo sua aplicação em imagens de dimensões variadas. Demonstra desempenho excepcional, com acurácia de treinamento de 99,45%, acurácia de validação de 99,50% e perda de validação de 0,0182. Mostra-se particularmente adequado para tarefas que exigem delineação detalhada e precisa dos limites dos objetos, característica essencial para aplicações marítimas, como detecção de embarcações em imagens de satélite, consolidando-se como escolha robusta para este tipo de aplicação (Niranjan et al., 2024; Tahir et al., 2022).

4.3.2 Comparativo entre as técnicas de DL

A análise comparativa das técnicas de DL para detecção de embarcações em imagens de satélite revela *trade-offs*¹⁴ significativos entre precisão, velocidade de processamento e aplicabilidade operacional, todos os valores foram retirados de trabalhos científicos (Niranjan et al., 2024; Tahir et al., 2022). Deve-se destacar que os trabalhos encontram-se com banco de dados diferentes, todos os valores são demonstrados no intuito de trazer realidades em eficiência no mundo da detecção automática utilizando IA mesmo que em ambientes diferentes.

Em termos de precisão, o U-Net demonstra o melhor desempenho absoluto, alcançando 99,50% de acurácia de validação, seguido pelo SIMRDWN com 97% de precisão. O Faster RCNN apresenta 95,8% de precisão, o YOLO 94,87%, e o SSD 85,4%. Os valores de F1-Score confirmam essa hierarquia, com o Faster RCNN liderando em 97%, seguido pelo YOLO (96%), SIMRDWN (93%) e SSD (91%)

Quanto à velocidade de processamento, o YOLO posiciona-se como líder inquestionável, com tempo de interface variando entre 170 ms e 190 ms, tornando-o ideal para vigilância em tempo real. O SSD apresenta desempenho intermediário (2,13 s a 3,12 s), seguido pelo Faster RCNN (2,95 s a 4,95 s). O SIMRDWN, apesar da alta precisão, demonstra o pior desempenho temporal (5 s a 103 s), inviabilizando sua aplicação em cenários que demandam processamento em tempo real. Na Tabela 1, pode se notar as principais características e suas prioridades de uso.

¹⁴ O termo *trade-off* significa um compromisso ou equilíbrio necessário entre fatores conflitantes, ou seja, quando melhorar um aspecto implica sacrificar parcialmente outro.

A adequação para diferentes aplicações varia conforme os requisitos operacionais. Para vigilância marítima em tempo real, o YOLO emerge como solução mais apropriada, equilibrando velocidade excepcional com precisão satisfatória. Para aplicações que priorizam precisão absoluta sobre velocidade, como análises forenses ou mapeamento detalhado, o U-Net e o SIMRDWN constituem alternativas superiores. O Faster RCNN representa opção equilibrada para cenários que requerem alta precisão, mas podem tolerar processamento não instantâneo.

Considerando objetos de tamanho reduzido, o SIMRDWN demonstra vantagem significativa ao detectar objetos de apenas 20 pixels, enquanto o YOLO padrão apresenta limitação para objetos menores que 32 pixels. O SSD apresenta desempenho particularmente deficiente nesse aspecto. Para segmentação detalhada, o U-Net sobressai devido à sua arquitetura específica para segmentação pixel a pixel, superando as demais técnicas na delinação precisa de limites complexos.

Tabela 1 – Comparação entre modelos de algoritmos.

Modelo	Precisão	F1-Score	Velocidade de Processamento	Prioridade de Uso
SIMRDWN	97%	93%	5 s a 103 s	Maior Precisão.
Faster RCNN	95.8%	97%	2.95 s a 4.95 s	Alta Precisão, Mais Lento.
YOLO	94.87%	96%	170 ms a 190 ms	Maior Velocidade.
SSD	85.4%	91%	2.13 s a 3.12 s	Baixa Precisão em objetos pequenos.

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

A adequação para diferentes aplicações varia conforme os requisitos operacionais. Para vigilância marítima em tempo real, o YOLO emerge como solução mais apropriada, equilibrando velocidade excepcional com precisão satisfatória. Para aplicações que priorizam precisão absoluta sobre velocidade, como análises forenses ou mapeamento detalhado, o U-Net e o SIMRDWN constituem alternativas superiores. O Faster RCNN representa opção equilibrada para cenários que requerem alta precisão, mas podem tolerar processamento não instantâneo.

Considerando objetos de tamanho reduzido, o SIMRDWN demonstra vantagem significativa ao detectar objetos de apenas 20 pixels, enquanto o YOLO padrão apresenta limitação para objetos menores que 32 pixels. O SSD apresenta desempenho particularmente deficiente nesse aspecto. Para segmentação detalhada, o U-Net sobressai devido à sua arquitetura específica para segmentação pixel a pixel, superando as demais técnicas na delimitação precisa de limites complexos.

Em síntese, embora o SIMRDWN e o U-Net demonstrem precisão superior, o YOLO mantém-se como líder para aplicações de vigilância em tempo real devido à sua velocidade de processamento drasticamente superior. A diferença temporal entre o YOLO (170-190 ms) e o SIMRDWN (5-103 s) representa fator decisivo para operações que demandam resposta imediata. A seleção da técnica mais adequada deve fundamentar-se na análise criteriosa dos requisitos operacionais específicos, ponderando precisão, velocidade, capacidade de detecção de objetos pequenos e recursos computacionais disponíveis.

4.3.3 Comparativo entre as técnicas tradicionais de detecção e DL

A insuficiência dos métodos convencionais de detecção frente ao processamento de grandes volumes de dados impulsionou a incorporação de técnicas de aprendizagem profunda, que possibilitam a automatização e otimização desse processo. Nesse contexto, o campo da visão computacional tem experimentado progressos significativos, particularmente mediante a aplicação das CNNs. Tais arquiteturas demonstram notável capacidade na execução de tarefas fundamentais, incluindo a detecção, classificação e segmentação de objetos em imagens, consolidando-se como ferramentas robustas para a análise automática de dados visuais.

A detecção de embarcações por meio de imagens de satélite confronta diversos desafios que comprometem o desenvolvimento de algoritmos precisos e robustos. Entre os principais obstáculos, destacam-se as oclusões causadas por condições climáticas adversas e outros objetos marítimos, que prejudicam a identificação precisa das embarcações. Adicionalmente, a ampla variabilidade nas dimensões das estruturas marítimas, que abrangem desde pequenas embarcações até grandes navios, exige modelos capazes de realizar reconhecimento consistente independentemente da escala observada. A complexidade dos fundos presentes nas imagens, caracterizada por linhas costeiras e estruturas edificadas, introduz ruído significativo ao processo de detecção, gerando potenciais falsos positivos e falsos negativos. Nas Tabela 2 e 3 estão elencados diversas vantagens e desvantagens da utilização de DL em detrimento de métodos tradicionais.

Tabela 2 – Vantagens do Deep Learning sobre métodos tradicionais.

Vantagem	Descrição
Automação e Eficiência	O uso de <i>deep learning</i> automatiza a detecção, superando as limitações da análise manual de grandes quantidades de imagens de satélite e tornando as aplicações em tempo real viáveis.
Alta Precisão e Robustez	O modelo U-Net demonstrou alta precisão (99,50% na validação) e robustez, generalizando bem para dados não vistos e evitando o <i>overfitting</i> .
Segmentação Pixel a Pixel	O U-Net é ideal para a tarefa, pois a segmentação pixel a pixel permite uma delimitação detalhada e precisa dos limites das embarcações, capturando características locais e globais através das <i>skip connections</i> .
Aplicações Críticas	A metodologia avança significativamente a segurança marítima, a vigilância e a tomada de decisões, auxiliando na gestão portuária, controlo de fronteiras e avaliações de risco para a indústria de seguros.
Processamento de Grandes Dados	A abordagem de <i>deep learning</i> pode processar vastas quantidades de dados Sentinel-2 em tempo real.

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

As condições atmosféricas constituem obstáculo adicional relevante, uma vez que a cobertura de nuvens, neblina e névoa obstruem a visibilidade e comprometem a qualidade das imagens capturadas, afetando diretamente a confiabilidade dos algoritmos desenvolvidos. Dados provenientes de satélites como o Sentinel-2, por exemplo, frequentemente apresentam elevada densidade de nuvens e nevoeiro.

Paralelamente, o ruído intrínseco aos sensores de satélite durante a aquisição de dados demanda a implementação de estratégias específicas de redução para assegurar a clareza e precisão das imagens processadas. A rotulagem precisa de embarcações em áreas marítimas densamente povoadas adiciona complexidade ao processo de preparação dos dados de treinamento, podendo introduzir imprecisões que afetam significativamente o desempenho dos modelos.

Por fim, a generalização de modelos para diferentes regiões geográficas representa desafio considerável, pois algoritmos treinados em conjuntos de dados específicos frequentemente apresentam dificuldades de adaptação a características ambientais

distintas e tipologias variadas de embarcações. Simultaneamente, a exigência de detecção em tempo real em ambientes marítimos dinâmicos impõe restrições significativas quanto à eficiência computacional e velocidade de processamento, demandando o desenvolvimento de soluções que conciliem precisão com viabilidade operacional.

Tabela 3 – Desvantagens do Deep Learning sobre métodos tradicionais.

Desvantagem	Descrição
Requisito de Dados Rotulados	A implementação de sistemas de <i>deep learning</i> exige o uso de grandes conjuntos de dados rotulados para treinar o modelo de forma eficaz.
Complexidade de Pré-processamento	O conjunto de dados bruto (obtido do Copernicus Open Hub e Google Earth Engine) requer manipulação complexa, incluindo Codificação de Comprimento de Execução (RLE), mascaramento e balanceamento de dados (por subamostragem).
Desafios Residuais do Clima	Apesar do sucesso geral, a detecção ainda enfrenta dificuldades significativas em condições climáticas desafiadoras (como à noite, nevoeiro, ou sob condições nubladas e chuvosas), necessitando de fusão de dados multi-modal no futuro, que pode ser sanado com a utilização de imagens de Radar de Abertura Sintética.
Custo Computacional (Comparativo)	Embora o U-Net seja robusto, a segmentação pixel a pixel, em comparação com modelos mais rápidos como o YOLO, pode ter implicações na eficiência, especialmente em cenários com restrições de recursos ou requisitos estritos de tempo real (YOLO é mais rápido, mas menos preciso na delineação).

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Embora as técnicas de aprendizagem profunda tenham viabilizado a superação de limitações inerentes aos métodos manuais, particularmente no que concerne à escalabilidade e à automatização dos processos, a área de detecção de embarcações ainda enfrenta obstáculos substantivos.

Entre estes, destacam-se as oclusões, o ruído de fundo e, fundamentalmente, a detecção em condições climáticas adversas. Nesse contexto, investigações futuras apontam para a necessidade de incorporação de técnicas avançadas de fusão de dados multi-modal, complementadas pela exploração de arquiteturas de modelos mais sofisticadas. Tais abordagens mostram-se essenciais para garantir a eficácia e a robustez

dos algoritmos de detecção, mesmo quando submetidos a cenários de visibilidade reduzida, como operações noturnas ou em presença de nevoeiro.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho de conclusão de curso investigou em que medida a aplicação otimizada de técnicas de Inteligência Artificial em imagens de satélite pode aprimorar as operações de monitoramento marítimo e as missões de Busca e Salvamento realizadas pelo COMPAAz. A Amazônia Azul, que compreende aproximadamente 5,7 milhões de quilômetros quadrados, constitui ativo estratégico nacional cuja defesa e fiscalização mostram-se cruciais para a preservação da soberania e do desenvolvimento econômico

do país. O estudo confirmou a relevância fundamental das imagens de satélite para alcançar a consciência situacional completa, caracterizando-se como ferramenta indispensável no combate a atividades ilícitas generalizadas, incluindo a pesca predatória, o tráfico e a exploração não autorizados do leito oceânico.

Tais práticas persistem particularmente em razão das limitações dos sistemas colaborativos convencionais, como o AIS e o LRIT, que dependem da transmissão voluntária de dados pelas embarcações. Não obstante, a análise revelou que a utilização extensiva e contínua de imagens de satélite apresenta viabilidade comprometida no curto prazo, primariamente devido aos elevados custos de aquisição, com estimativas oscilando entre 200.000 dólares por alvo em movimento. Esta barreira financeira é exacerbada pelos sucessivos cortes orçamentários enfrentados pela Marinha do Brasil.

A técnica YOLO representa a escolha mais adequada em termos de custo-benefício para aplicação no monitoramento marítimo da Marinha do Brasil, considerando-se as limitações orçamentárias e as necessidades operacionais de vigilância em tempo real. Embora o SIMRDWN apresente acurácia superior de 97%, seu tempo de processamento de 5 a 103 segundos inviabiliza operações de vigilância contínua e resposta rápida a ameaças, aspectos cruciais para a defesa marítima nacional. O YOLO, por sua vez, oferece acurácia de 94,20% com tempo de processamento entre 170 e 190 milissegundos, possibilitando o monitoramento simultâneo de múltiplas embarcações e a detecção imediata de incursões não autorizadas em águas jurisdicionais brasileiras. Esta capacidade de processamento em tempo real, aliada à acurácia satisfatória e ao menor custo computacional, torna o YOLO particularmente adequado para cenários operacionais onde a velocidade de resposta é tão crítica quanto a precisão na detecção. Adicionalmente, a arquitetura *end-to-end* do YOLO permite treinamento e implementação mais simplificados, reduzindo custos de desenvolvimento e manutenção, fatores determinantes quando se considera a sustentabilidade de longo prazo de um sistema de vigilância marítima nacional.

A pesquisa constatou, porém, que a Inteligência Artificial emerge como elemento estratégico capaz de mitigar as limitações operacionais e financeiras identificadas. A aplicação de técnicas de aprendizagem profunda, mediante arquiteturas como as Redes Neurais Convolucionais, viabiliza a automatização da detecção e classificação de embarcações, superando a inviabilidade técnica decorrente da análise manual do volumoso conjunto de dados gerados pelos sensores orbitais. Esta otimização mostra-se vital para a geração de inteligência acionável e oportuna, elemento essencial para a fundamentação das decisões operacionais.

Paralelamente, a Inteligência Artificial admite aplicações adicionais além do processamento direto de imagens satelitais de custo elevado. Uma possibilidade estratégica de melhoria imediata reside na integração de sistemas de aprendizado de máquina com Aeronaves Remotamente Pilotadas, que apresentam custo operacional substancialmente inferior ao das plataformas satelitais. A integração de técnicas de IA com drones, a exemplo dos já incorporados pelo 1º Esquadrão de Aeronaves Remotamente Pilotadas, possibilitaria o reconhecimento automático de embarcações e a análise de dados históricos para a identificação de comportamentos anômalos.

5.1 Considerações Finais

Desta forma, o estudo conclui que a solução ótima para o monitoramento marítimo da Marinha do Brasil reside em uma arquitetura híbrida e em camadas, que sinergiza a capacidade de cobertura ampla e detecção inicial de alvos proporcionada pelos satélites com o desdobramento tático de drones equipados com sistemas de Inteligência Artificial para investigação detalhada, confirmação visual e coordenação de interceptação por meios navais.

Essa abordagem integrada não apenas maximiza a eficiência operacional e reduz significativamente o intervalo temporal entre detecção e resposta, mas também estabelece um sistema robusto de dissuasão contra atividades ilícitas em Águas Jurisdicionais Brasileiras, elemento fundamental para a proteção da soberania nacional.

Em síntese, a Inteligência Artificial, seja na análise de imagens de satélite mediante arquiteturas otimizadas para vigilância em tempo real ou em plataformas de menor custo operacional como os drones, constitui o vetor tecnológico que capacitará a Marinha do Brasil a transcender as restrições orçamentárias e de recursos humanos, garantindo controle efetivo e contínuo sobre a Amazônia Azul.

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Pesquisas futuras podem incluir a avaliação da eficácia dos satélites brasileiros atualmente em uso para monitoramento marítimo, determinando suas habilidades técnicas e restrições em relação às constelações estrangeiras. Ademais, sugere-se o aprofundamento em pesquisas voltadas à criação de uma constelação nacional para vigilância oceânica, que possa integrar sensores ópticos e radares de abertura sintética, com o objetivo de reforçar a autonomia tecnológica do país nesse campo.

De maneira semelhante, sugere-se investigar a aplicação da inteligência artificial diretamente nas operações de busca e salvamento marítimo, utilizando algoritmos de aprendizado de máquina para detecção, priorização e resposta ágil em situações de emergência.

Por fim, sugere-se expandir os estudos focados na combinação de dados de satélites com sistemas de identificação automática de embarcações (AIS), além de investigar modelos preditivos que integrem essas informações para melhorar a vigilância, o rastreamento e a segurança das águas sob jurisdição brasileira.

REFERÊNCIAS

Araújo, Carlos Alexandre de. **SISTEMA DE GERENCIAMENTO DA AMAZÔNIA AZUL: de sua Gênese a uma Proposta de Processo Decisório em Defesa e Governança Tecnológica para a Marinha do Brasil**. Rio de Janeiro: Escola de Guerra Naval, 2024. Disponível em: https://www.marinha.mil.br/ppgem/sites/www.marinha.mil.br/ppgem/files/TRABALHOS%20CONCLU%C3%8DDOS%202024-1_0.pdf. Acesso em: 2 ago. 2025.

Augusto, Thaís. **Cabos submarinos - Como funciona a tecnologia que conecta pessoas e continentes**. Canaltech, 26 fev. 2019. Disponível em: <https://canaltech.com.br/telecom/cabos-submarinos-como-funciona-a-tecnologia-que-conecta-pessoas-e-continentes-133033/>. Acesso em: 30 jul. 2025.

BRASIL. **Constituição da República Federativa do Brasil**. Brasília, DF: Presidência da República, 1988. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm. Acesso em: 15 jul. 2025.

BRASIL. **Decreto nº 99.165, de 12 de março de 1990**. Promulga a Convenção das Nações Unidas sobre o Direito do Mar. Disponível em: <https://www2.camara.leg.br/legin/fed/decret/1990/decreto-99165-12-marco-1990-328535-publicacaooriginal-1-pe.html>. Acesso em: 15 jul. 2025.

BRASIL. **Lei Complementar nº 97, de 9 de junho de 1999**. Dispõe sobre as normas gerais para a organização, o preparo e o emprego das Forças Armadas. Brasília, DF: Presidência da República. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp97.htm. Acesso em: 15 jul. 2025.

BRASIL. Ministério da Defesa. **Livro Branco de Defesa Nacional**. Brasília, DF: Ministério da Defesa, 2020. Disponível em: https://www.gov.br/defesa/pt-br/assuntos/copy_of_estado-e-defesa/livro-branco-de-defesa-nacional-lbdn-1. Acesso em: 15 jul. 2025.

BRASIL. Comissão Interministerial para os Recursos do Mar. **XI PSRM – Plano Setorial para os Recursos do Mar**. Brasília, DF: CIRM, 2024a. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/secirm/sites/www.marinha.mil.br/secirm/files/2025-03/XI-PSRM.pdf>. Acesso em: 17 jul. 2025.

BRASIL. Ministério da Defesa. **Política Nacional de Defesa e Estratégia Nacional de Defesa**. Brasília, DF: Ministério da Defesa, 2024b. Disponível em: https://www.gov.br/defesa/pt-br/assuntos/copy_of_estado-e-defesa/pnd_end_congresso_.pdf. Acesso em: 9 ago. 2025.

Bueger, Christian; Edmunds, Timothy. Blue crime: Conceptualizing transnational organized crime at sea. **Marine Policy**, v. 119, 1 set. 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0308597X20300270> . Acesso em: 28 mai. 2025.

Cardoso, Nayara Tavares. Economia Azul: Um Oceano de Responsabilidades E Oportunidades Na Amazônia Azul. **Revista Brasileira de Estudos Estratégicos**, v. 15, n. 29, 2023. Disponível em: <http://www.rest.uff.br/index.php/rest/article/view/295> . Acesso em: 16 jun. 2025.

COMPAAZ. SALVAMAR BRASIL (MRCC BRAZIL) SERVIÇO DE BUSCA E SALVAMENTO MARÍTIMO. **Comando de Operações Marítimas e Proteção da Amazônia Azul**, 2025.

EUROPEAN SPACE AGENCY. **GeoEye-1**. Disponível em: <https://earth.esa.int/eogateway/missions/geoeeye-1> . Acesso em: 11 jul. 2025.

Fridman, Natalie *et al.* **Satellite Detection of Moving Vessels in Marine Environments**. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019. Disponível em: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/4998> . Acesso em: 8 jul. 2025.

Gonzalez, Rafael C.; Woods, Richard E. **Digital image processing**. 4. ed. Global Edition, 2018. Disponível em: <https://www.cl72.org/090imagePLib/books/Gonzales,Woods-Digital.Image.Processing.4th.Edition.pdf> . Acesso em: 23 jun. 2025.

Lampert, João Alberto de Araujo; Costa, Edwaldo. Sistema de Gerenciamento da Amazônia Azul: a importância estratégica e o aprimoramento. **Revista Marítima Brasileira**, Rio de Janeiro, v. 140, n. 10/12, 2020. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/rmb/sites/www.marinha.mil.br.rmb/files/RMB%204T-2020%20web.pdf>. Acesso em: 17 set. 2025.

Marengoni, Maurício; Stringhini, Denise. **Tutorial: Introdução à Visão Computacional usando OpenCV**. Revista De Informática Teórica E Aplicada, Vol. 16 n°. 1, 2009. Disponível em: https://seer.ufrgs.br/index.php/rita/article/view/rita_v16_n1_p125/7289 . Acesso em: 28 set. 2025.

Niranjan, Alakh *et al.* A Deep Learning Approach for Ship Detection Using Satellite Imagery. **EAI Endorsed Transactions on Internet of Things**, v. 10, 2024. Disponível em: <https://publications.eai.eu/index.php/IoT/article/view/5435> . Acesso em: 3 ago. 2025.

Patel, Krishna; Bhatt, Chintan; Mazzeo, Pier Luigi. Deep Learning-Based Automatic Detection of Ships: An Experimental Study Using Satellite Images. **Journal of Imaging**, v. 8, n. 7, 1 jul. 2022. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2313-433X/8/7/182> . Acesso em: 30 mai. 2025.

Rachel Carson. **O mar que nos cerca**. 1 ed. São Paulo: Editora Gaia, 2010.

Radanliev, Petar. Artificial intelligence: reflecting on the past and looking towards the next paradigm shift. **Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence**, 2024. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/epdf/10.1080/0952813X.2024.2323042?needAccess=true> . Acesso em: 3 ago. 2025.

Ribeiro, Crhistian Emilio. **Avaliação de redes neurais profundas para detecção veicular em imagens de satélite**. 2024. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2024. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18144/tde-31102024-114415/pt-br.php>. Acesso em: 23 set. 2025.

Rodrigues, Bernardo Salgado. A Amazônia azul sob a perspectiva da economia política do mar. **Revista da Escola de Guerra Naval**, v. 27, n. 3, p. 783–806, 2021. Disponível em: <https://portaldeperiodicos.marinha.mil.br/index.php/revistadaegn/article/view/4165/4023> . Acesso em: 17 mai. 2025.

Sharifani, Koosha; Amini, Mahyar. Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications. **World Information Technology and Engineering Journal**, Volume 10, Issue 07, pp. 3897-3904, 2023. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=4458723> . Acesso em: 30 mai. 2025.

Silva, José Fabio Carneiro da. **O EMPREGO OTIMIZADO DE SISTEMAS DE AERONAVES REMOTAMENTE PILOTADAS NA AMAZÔNIA AZUL COM O USO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**. [S.l.: S.n.], 2023. Disponível em: <https://repositorio.esg.br/handle/123456789/1830> . Acesso em: 17 mai. 2025.

Silva Sousa, Monik. **Deteccção e Classificação de Perturbações no Meio Aquático via Aprendizado Profundo e Rede Neural Artificial Integrada à Métodos Estatísticos**. Universidade Federal do Maranhão, fev. 2023. Disponível em: <https://tedebc.ufma.br/jspui/handle/tede/4645> . Acesso em: 15 mai. 2025.

SINDOP - Sindicato dos Operadores Portuários do Estado do Paraná. **Comércio exterior brasileiro por transporte marítimo passa de US\$ 400 bilhões**. 2022. Disponível em: <https://sindop.org.br/noticia/5168> . Acesso em: 3 ago. 2025.

TAHIR, Arsalan *et al.* Automatic Target Detection from Satellite Imagery Using Machine Learning. **Sensors**, v. 22, n. 3, 1 fev. 2022. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/3/1147> . Acesso em: 22 abr. 2025.

Vichi, Leonardo Perin; Pinto, Danielle Jacon Ayres; Sá, André Luiz Nery de. A Defesa da Infraestrutura de Cabos Submarinos: por uma interface entre a Defesa Cibernética e a Segurança Marítima no Brasil. **Revista da Escola de Guerra Naval**, v. 26, n. 2, p. 326 – 346, 2020. Disponível em: <https://portaldeperiodicos.marinha.mil.br/index.php/revistadaegn/issue/view/582> . Acesso em: 3 ago. 2025.

Zhao, Zhong Qiu *et al.* **Object Detection with Deep Learning: A Review.** **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems.** Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 1 nov. 2019. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8627998> . Acesso em: 28 set. 2025

Zou, Zhengxia *et al.* **Object Detection in 20 Years: A Survey.** **Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.** Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 27 jan. 2023. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10028728> . Acesso em: 28 set. 2025

ANEXO

ENTREVISTA

Entrevistado: Capitão Tenente (AA) NILTON RODRIGUES HOMEM.

Função: Encarregado do Centro de Comando do Teatro de Operações Marítimo (CCTOM) do COMPAAz.

Data: 27 de junho de 2025.

Local: Rio de Janeiro - RJ.

Endereço de email: homem@marinha.mil.br

1 - Quais tipos de satélites e quais constelações são empregados para a coleta de imagens na área da Amazônia Azul?

R: Sentinel-1 (SAR) e Sentinel-2 (óptico) – programa Copernicus da Agência Espacial Europeia.

2 - Os satélites dispõem de quais equipamentos para a coleta de imagens ou de outras informações?

R: Radar de Abertura Sintética (SAR), Sensores ópticos multiespectrais e AIS por satélite.

3 - Qual a frequência de coleta de imagens ou de outras informações?

R:

- Sentinel-1:
 - Taxa de revisita: 12 dias
 - Latência: 3 a 6 horas
- Sentinel-2:
 - Taxa de revisita: 5 dias
 - Latência: 3 a 6 horas
- AIS por satélite:
 - Atualização média: 7 minutos, dependendo da latência do provedor.

4 - Qual a qualidade das imagens?

- Sentinel-1: Resolução de 10 metros.
- Sentinel-2: Resolução de 10 metros.

Cada pixel na imagem tem 10m x 10m

5 - É possível identificar uma embarcação (bandeira, nome da embarcação e número de registro) e as atividades realizadas, como por exemplo pesca ou pesquisa?

R: A identificação precisa de nome, bandeira e registro exige correlação com dados AIS. Pesquisas conduzidas pelo IPqM investigam a inferência da atividade da embarcação com base em padrões de navegação (ex.: pesca ilegal).

O COMPAAz utiliza sistemas que realizam correlação automática entre embarcações detectadas via satélite e dados AIS.

6 - É possível detecção de manchas de óleo no mar?

R: A detecção é possível e já consta como meta operacional nos planos de trabalho do CENSIPAM e do SisMOM, em parceria com a Marinha do Brasil.

7 – Seria de boa utilidade ter uma ferramenta de IA que auxiliasse no reconhecimento de alvos/navio em imagens de satélite principalmente em missões SAR?

R: Essa solução está consolidada na área de visão computacional e vem sendo utilizada pelo COMPAAz, a partir do SEAVISION e SKYLIGHT. Além disso existem pesquisas em curso.

8 - Existe algum documento que estabelece a acordo da Marinha com o outro órgão do Governo ou entidade civil para auxiliar no monitoramento marítimo?

R: Sim, alguns exemplos:

- Acordo com o INPE, para desenvolvimento do SisMOM;
- Plano de Trabalho estabelecido entre o CENSIPAM e MB;
- Acordos de cooperação operacional com Marinhas amigas, como as de Portugal, Chile, Índia e Reino Unido.

9 - Como são passadas as informações para o COMPAAZ?

R: O compartilhamento de dados ocorre via integração de APIs ou acessados por meio de sistemas digitais.

10 - Existe perspectiva para o aprimoramento da captura de imagens na área da Amazônia Azul, o aumento da frequência na coleta de imagens e utilização de IA para otimização e aceleração da coleta de dados?

R: Existem iniciativas em curso, sobretudo com os satélites Carcará do projeto Lessonia.

11 - Outras informações julgadas úteis.

R: Diante das pesquisas em curso, os dados já tratados das imagens de satélite podem ser integrados com sistemas de segurança marítima (SISTRAM) e de Comando e Controle (SCUA).