Automated Detection of Illegal Mining Vessels Using SAR Imagery and Deep Neural Networks

Rita de Cássia Carvalho[1], **Fellipe Castro**[2], **Nelson Neto**[1]

[1]Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPGCC-UFPA)
Rua Augusto Corrêa, 01 – Bairro Guamá – CEP 66075-110 – Belém – PA – Brasil

[2]Faculdade de Computação (FACOMP-UFPA)
Rua Augusto Corrêa, 01 – Bairro Guamá – CEP 66075-110 – Belém – PA – Brasil

rita16t@gmail.com, fellipe.castro@icen.ufpa.br, nelsonneto@ufpa.br

Abstract. *This work presents an automated system to detect small-scale illegal mining vessels in Sentinel-1 synthetic aperture radar (SAR) imagery using deep neural networks. The study area is the Madeira River, between Rondônia and Amazonas, with 2025 dry-season data from Google Earth Engine. The watercourse was segmented into five areas of interest, including a control zone in Humaitá (AM) for negative sampling against false positives. For semantic segmentation, the U-Net architecture was evaluated with the ResNet34 and ResNet50 encoders, trained on* 256×256 *patches with a hybrid BCE and Dice loss. Prioritizing object-based validation, ResNet34 achieved the best result, with an F1-Score of 0.841 and high robustness to false positives such as sandbars.*

Resumo. *Este trabalho apresenta um sistema automatizado para detectar embarcações de pequeno porte do garimpo ilegal em imagens de radar de abertura sintética (SAR) do Sentinel-1, usando redes neurais profundas. A área de estudo é a calha do Rio Madeira, entre Rondônia e Amazonas, com dados da seca de 2025 do Google Earth Engine. O curso hídrico foi segmentado em cinco áreas de interesse, incluindo uma zona de controle em Humaitá (AM) para amostragem negativa. Avaliou-se a U-Net com os codificadores ResNet34 e ResNet50, em recortes de* 256×256 *com perda híbrida BCE e Dice. Priorizando a validação por objeto, a ResNet34 obteve o melhor resultado, com F1-Score de 0,841 e alta robustez a falsos positivos.*

1. Introdução

A região amazônica, que cobre aproximadamente 6,7 milhões de km², dos quais cerca de 60% se situam no Brasil, é a maior floresta tropical do mundo [Guitarrara 2026]. Esse bioma tem um papel importante na regulação climática em escala global, funcionando como um dos principais reservatórios de carbono e impactando, de forma direta, o ciclo hidrológico em nível continental [Nobre 2014]. Sua conservação, no entanto, vem sendo comprometida pela mineração ilegal de ouro em rios, o garimpo, que contamina os recursos hídricos com mercúrio e compromete a pesca e a saúde das populações ribeirinhas e indígenas, historicamente as mais vulneráveis [Ministério Público Federal 2025]. Tipificada pela Lei nº 8.176/1991 [Brasil 1991] como crime de usurpação de patrimônio da União, trata-se de prática predatória conduzida à margem do licenciamento ambiental.

Segundo o MapBiomas, cerca de 92% da área garimpada do Brasil concentra-se na Amazônia [Projeto MapBiomas 2022]. Boa parte dessa extração avança sobre áreas protegidas, como os Parques Nacionais do Jamanxim e da Amazônia, no Pará, alvos de garimpo há mais de duas décadas. O cenário mais crítico ocorre na Terra Indígena Yanomami, onde a devastação atingiu 3.300 hectares na última década, desencadeando grave crise humanitária e ambiental [Projeto MapBiomas 2023].

A calha do Rio Madeira, especialmente em Rondônia, desponta como um dos maiores focos de aglomeração de balsas e dragas do país [Greenpeace Brasil 2025, Diniz et al. 2021]. A fiscalização desse cenário, porém, esbarra na extensão territorial, na densa cobertura arbórea e nas restrições de acesso a áreas remotas, que limitam a presença física dos órgãos de controle. Soma-se a isso a dinâmica da própria atividade, em que o rápido reposicionamento de balsas e dragas ao longo dos rios dificulta a detecção contínua. Nesse contexto, vistorias de campo e denúncias pontuais tornam-se insuficientes para acompanhar a expansão do garimpo e planejar ações de fiscalização eficientes.

A automação do monitoramento fluvial já possui precedentes sólidos na literatura, com modelos de *deep learning* sobre imagens Sentinel-1 aplicados à detecção de embarcações de mineração de areia [Vu et al. 2025]. A presente pesquisa transpõe essa prova de conceito para um desafio de escala menor e mais complexa, que é a detecção de balsas e dragas de pequeno porte do garimpo ilegal na Amazônia.

Diante disso, este trabalho tem como objetivo principal empregar imagens de radar de abertura sintética (SAR) da constelação Sentinel-1, combinadas a técnicas de Inteligência Artificial (IA), para a detecção automatizada de balsas e dragas de garimpo. A escolha por dados SAR justifica-se por sua capacidade de imageamento contínuo, independentemente da cobertura de nuvens, fator limitante para sensores ópticos na região. Sobre esses dados, avaliaram-se modelos de segmentação semântica baseados na arquitetura U-Net com diferentes codificadores residuais (ResNet34 e ResNet50), combinação amplamente respaldada na literatura para a extração de pequenos alvos aquáticos em imagens de radar [Gao et al. 2022]. A área de estudo é um corredor estratégico do Rio Madeira, em Rondônia, e a base inclui ainda trechos sem tráfego em Humaitá (AM) como amostragem negativa, mitigando falsos positivos gerados por feições naturais.

As análises experimentais confirmaram que a U-Net com codificador ResNet34 identifica padrões de atividade garimpeira ao longo do Rio Madeira mesmo sob o ruído elevado típico das imagens SAR, com bom equilíbrio entre precisão e *Recall*. Os resultados constituem uma prova de conceito em estágio inicial, cuja consolidação está prevista em pesquisa de doutorado em andamento na UFPA, integrada às plataformas de monitoramento do Instituto Solved de Inteligência Artificial Aplicada (SIAAI). Códigos-fonte, pesos do modelo e conjuntos de dados estão disponíveis em repositório público[1].

2. Trabalhos Relacionados

O sensoriamento remoto já é amplamente empregado para monitorar o avanço do garimpo na Amazônia. Em [Peres et al. 2023], por exemplo, combinaram-se cenas PlanetScope a índices espectrais como NDVI e NDWI e técnicas de detecção de mudanças para identificar perda de vegetação, abertura de cavas e expansão de garimpo em terras indígenas. Tais

[1] https://github.com/fellipecastro-icen/tcc-deteccao-garimpo-sar

estudos confirmam o potencial de séries temporais orbitais para caracterizar a dinâmica espacial da atividade, mas concentram-se em feições de terra firme, sem tratar da detecção automatizada de estruturas flutuantes como balsas e dragas.

No campo do aprendizado profundo aplicado a radar, o trabalho sobre o Delta do Mekong [Vu et al. 2025] treinou um modelo com imagens Sentinel-1 para detectar embarcações de extração de areia, estimando ainda volumes minerados e impactos morfológicos no leito do rio. O estudo demonstra a utilidade das séries SAR para monitorar embarcações de grande porte, mas sua metodologia precisa ser adaptada ao garimpo amazônico, cujos alvos são de pequeno porte.

Já em [Gao et al. 2022], uma U-Net com blocos residuais densos e codificador ResNet34 foi aplicada a imagens Sentinel-1 da costa do Mar Amarelo para mapear áreas de cultivo aquícola em estruturas flutuantes, alcançando elevada acurácia na separação entre a malha estreita das estruturas de cultivo e o fundo oceânico. Esse resultado evidencia que arquiteturas U-Net são particularmente adequadas para isolar alvos pequenos e lineares sobre a água, assinatura visual semelhante à das embarcações de garimpo.

Um levantamento da literatura de 2022 a 2026 (termos como *deep learning*, U-Net, SAR e garimpo) mostrou que a maioria dos trabalhos trata de pistas clandestinas [Gomes et al. 2026], cavas em terra firme [Francisco 2025, Linares et al. 2024] ou desmatamento [Silva et al. 2025, Braga et al. 2026]. As poucas exceções voltadas ao garimpo fluvial [Pereira et al. 2024, De Felice et al. 2025] dependem de sensores ópticos, vulneráveis às nuvens, ou de detectores de caixas como o YOLO, que não extraem o formato exato das balsas em nível de pixel. Tais lacunas justificam a adoção do radar e da segmentação semântica.

Não se identificaram, até onde se pesquisou, trabalhos que apliquem segmentação semântica profunda com U-Net sobre imagens de radar para isolar embarcações de garimpo no contexto amazônico. É nessa lacuna que este estudo se insere, avaliando a U-Net acoplada a dois codificadores de profundidades distintas.

A comparação parte da hipótese de que arquiteturas muito profundas, embora tenham maior capacidade semântica, podem sofrer sobreajuste precoce em cenários de severo desbalanceamento de classes [Sudre et al. 2017] e de intenso ruído granular, o *speckle*, passando a memorizar o retroespalhamento do radar em vez de extrair características generalizáveis [Zhu et al. 2017]. Espera-se, assim, que a rede mais rasa, a ResNet34, atue como classificador mais preciso, isolando com mais robustez a assinatura geométrica dos alvos de pequeno porte.

3. Metodologia

3.1. Área de Estudo

A área de estudo restringe-se à calha do Rio Madeira, nos estados de Rondônia e Amazonas, escolhida pela elevada concentração de atividade mineradora irregular [Diniz et al. 2021]. Apenas no início de 2025, o monitoramento orbital registrou mais de 130 balsas em operação simultânea no rio [Macedo 2025].

Para contemplar as variações sazonais de retroespalhamento, como a exposição de bancos de areia na estiagem, o corredor foi segmentado em cinco polígonos de interesse, apresentados na Figura 1.

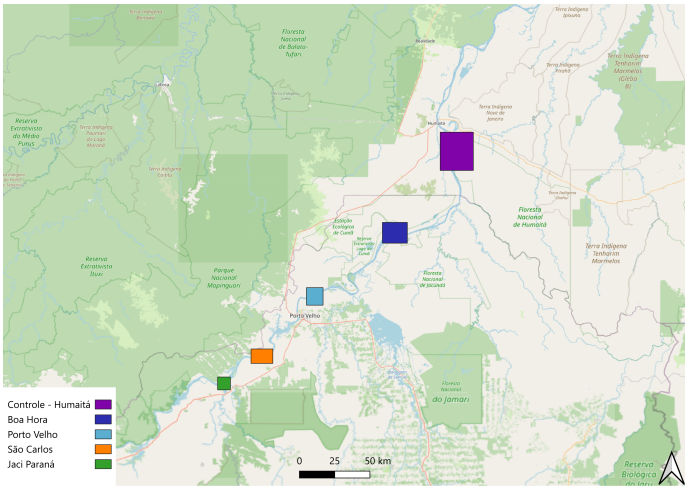


Figura 1. Localização dos cinco polígonos de interesse na calha do Rio Madeira. Elaborada a partir de dados do Google Earth Engine.

A Zona de Exploração reúne quatro trechos em Rondônia, os Segmentos 1 (Jaci Paraná, verde), 2 (São Carlos, laranja), 3 (Porto Velho, ciano) e 4 (Boa Hora, azul-escuro), principal fonte de exemplos positivos. O Segmento 5, a jusante em Humaitá (AM, roxo), foi estabelecido como Zona de Controle por não apresentar atividade garimpeira no período, atuando como amostragem negativa que força o modelo a reconhecer as feições naturais do rio.

3.2. Aquisição das Imagens de Radar

Os dados foram adquiridos no *Google Earth Engine* (GEE). O recorte temporal englobou junho, julho e agosto de 2025, a estiagem amazônica, quando a redução do nível d'água concentra as balsas na calha principal e expõe extensos bancos de areia, testando a robustez da rede frente a feições naturais.

Utilizou-se a coleção SAR do Sentinel-1, nível GRD (*Ground Range Detected*, identificador `COPERNICUS/S1_GRD`), cujas cenas já passam por remoção de ruído térmico, calibração radiométrica e correção geométrica de terreno, representando diretamente o coeficiente de retroespalhamento σ^0 em decibéis (dB).

Para garantir a consistência geométrica das cenas e evitar variações pelo ângulo de visada do satélite, selecionaram-se exclusivamente imagens no modo IW (*Interferometric Wide Swath*), em órbita descendente e polarização VV (*Vertical Transmit, Vertical Receive*). Essa combinação tem alta sensibilidade à rugosidade superficial e otimiza o contraste entre a lâmina d'água, de baixo retroespalhamento e aparência escura, e as estruturas metálicas das frotas de dragagem, de alto retroespalhamento e tons brilhantes.

Uma rotina automatizada no GEE iterou sobre os três meses e extraiu a primeira cena válida para cada um dos cinco polígonos, totalizando 15 imagens matriciais de grande extensão. O acervo foi exportado em GeoTIFF, preservando a resolução nativa de 10 metros por pixel, e constituiu o banco de dados primário para a anotação e a construção do gabarito.

3.3. Anotação dos Dados e Construção do Gabarito

O treinamento supervisionado exige um gabarito (*ground truth*) confiável. Para as 15 imagens, realizou-se fotointerpretação visual e rotulação, validadas por um especialista.

Para reforçar a precisão espacial e reduzir falsos positivos naturais, como rochas aflorantes, a identificação não se baseou apenas nos dados SAR. As marcações foram verificadas no *software* QGIS com apoio de imagens ópticas de alta resolução (mosaicos do *Google Satellite* e da constelação *Planet*). Cada alvo confirmado foi mapeado como um ponto espacial, compondo uma camada vetorial exportada em *.geojson*.

3.4. Pré-processamento e Geração da Base de Dados

Na primeira etapa do pré-processamento, implementada em Python, as coordenadas vetoriais (GeoJSON) da anotação manual foram rasterizadas para a resolução das cenas SAR, de 10 metros por pixel. Como cada balsa foi rotulada apenas como um ponto, adotou-se raio de 30 metros, equivalente a três pixels, gerando máscaras circulares de aproximadamente 28 pixels por alvo. A dimensão acomoda a extensão física das embarcações, que somam dezenas de metros quando consideradas casco e estrutura de dragagem, de modo que o ponto anotado marca apenas o centro aproximado do conjunto.

Soma-se a isso a viabilidade do aprendizado e da avaliação: máscaras de um a três pixels forneceriam gradiente insuficiente ao *Dice Loss*, favorecendo a convergência para a predição trivial de fundo, e seriam descartadas pela etapa de rotulação de componentes conectados, que desconsidera agrupamentos com menos de oito pixels. A máscara resultante é, portanto, deliberadamente maior que a assinatura da embarcação, o que reduz o IoU em nível de pixel sem comprometer a métrica primária, definida por objeto.

Após a geração das máscaras, procedeu-se ao fatiamento das imagens. As cenas originais possuem dimensões extensas que inviabilizam o processamento integral devido às limitações de memória de vídeo (VRAM) das GPUs. Por isso, as imagens SAR e seus gabaritos foram subdivididos em recortes uniformes, os *chips*, de 256×256 pixels.

Nas imagens SAR exportadas, o valor de cada pixel corresponde ao coeficiente de retroespalhamento do radar, expresso em escala logarítmica de decibéis (dB) e com valores negativos. Por isso, aplicou-se a normalização *Min-Max* para redimensionar a imagem ao intervalo contínuo $[0, 1]$, o que estabiliza os gradientes e acelera a convergência durante o treinamento. A transformação aplicada a cada pixel x é dada por:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \tag{1}$$

onde x_{min} e x_{max} são, respectivamente, os valores mínimo e máximo da imagem.

A base final reuniu 371 recortes, divididos por separação temporal: junho e julho de 2025 compuseram o treinamento e agosto, a validação, garantindo que a avaliação ocorresse sobre cenas não vistas durante o treino. Dada a extensão limitada da base, não se reservou um terceiro conjunto independente de teste, papel cumprido pelo conjunto de agosto. O gabarito confirmou 103 anotações de balsas e dragas no período, cuja distribuição espacial e temporal (Tabela 1) evidencia forte pressão garimpeira em Porto Velho e Jaci Paraná e ausência de embarcações em Humaitá.

Tabela 1. Embarcações no gabarito por polígono e mês.

	Treino		Valid.	
Polígono	**Jun.**	**Jul.**	**Ago.**	**Total**
Jaci Paraná	16	13	14	43
Porto Velho	16	16	15	47
Boa Hora	1	10	2	13
São Carlos	0	0	0	0
Humaitá (Ctrl.)	0	0	0	0
Total	**33**	**39**	**31**	**103**

Tabela 2. Composição da base em conjuntos disjuntos.

Conjunto	**Pos.**	**Neg.**	**Total**
Treino (Jun/Jul)	82	173	255
Validação (Ago)	47	69	116
Total	**129**	**242**	**371**

Como mostra a Tabela 1, além de Humaitá, o polígono de São Carlos também não registrou garimpo no período. Sua manutenção foi proposital, pois, embora situado na Zona de Exploração, esse trecho tem morfologia complexa na seca, com bancos de areia que, sob o radar, se assemelham às balsas. Esses dados negativos forçaram o modelo a discriminar embarcações de ilhas de sedimentos, elevando sua precisão.

Os *chips* positivos contêm ao menos uma estrutura de garimpo; os negativos, apenas areia ou floresta. Como o fatiamento é sobreposto, um mesmo alvo aparece em mais de um recorte, o que explica por que o total de *chips* positivos (129) supera o número de embarcações rotuladas (103). A composição final da base está detalhada na Tabela 2.

Por fim, o conjunto de treino foi expandido com aumento de dados (*Data Augmentation*) via biblioteca *Albumentations*, com rotações e espelhamentos aleatórios, para que a rede reconheça as frotas independentemente do ângulo de atracação.

3.5. Arquitetura da Rede e Configuração Experimental

Para a segmentação semântica, adotou-se a arquitetura U-Net [Ronneberger et al. 2015], reconhecida por sua eficiência na preservação de bordas e detalhes espaciais em imagens orbitais. O diferencial da abordagem está em substituir o codificador padrão da U-Net por redes residuais profundas da família ResNet [He et al. 2016].

A arquitetura híbrida resultante, ilustrada na Figura 2, opera em dois estágios complementares. O caminho de contração (*Encoder*, à esquerda), desempenhado pela ResNet, realiza a extração progressiva de características profundas da imagem SAR, reduzindo a resolução espacial de 256×256 até 8×8 pixels ao mesmo tempo em que amplia a dimensão semântica dos mapas de características. O caminho de expansão (*Decoder*, à direita) emprega convoluções transpostas para restaurar gradualmente a resolução original. O trunfo do modelo são as conexões de salto (*skip connections*), representadas pelas setas horizontais, que transferem detalhes espaciais de alta resolução do codificador diretamente para o decodificador e permitem localizar alvos minúsculos, cuja assinatura seria perdida nos estágios mais profundos da contração.

Para validar a hipótese levantada, avaliaram-se duas profundidades da arquitetura original [He et al. 2016], a ResNet34 e a ResNet50. Os hiperparâmetros da Tabela 3 foram mantidos fixos para as duas arquiteturas, sem otimização individual, de modo que a diferença de desempenho observada seja atribuível exclusivamente à profundidade do codificador. Em ambos os casos, os pesos iniciais foram carregados por transferência de

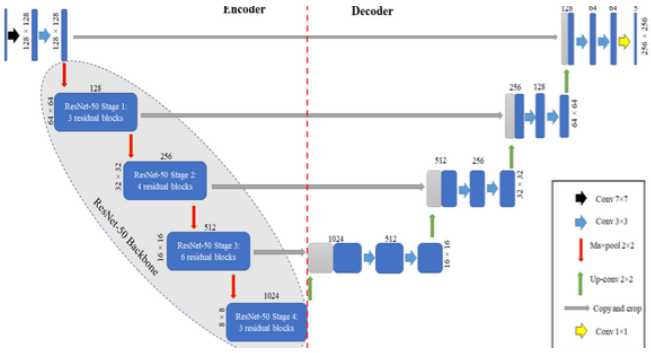


Figura 2. Arquitetura U-Net acoplada a codificador residual. A ilustração detalha o *backbone* da ResNet50; adaptação equivalente, de menor profundidade, foi usada para a ResNet34. Adaptado de [Manos et al. 2022].

aprendizado (*transfer learning*) a partir da base *ImageNet* [Deng et al. 2009].

Um dos maiores desafios na detecção de garimpo fluvial por visão computacional é o severo desbalanceamento de classes, já que a classe de fundo, rio e areia, ocupa mais de 99% dos pixels de uma imagem típica, enquanto os alvos ocupam frações minúsculas [Sudre et al. 2017]. Para evitar que a rede convergisse para um falso ótimo, classificando toda a imagem como água em busca de uma acurácia ilusória, formulou-se uma função de perda híbrida combinando a *Binary Cross-Entropy* (BCE) e o *Dice Loss*, técnica consolidada na segmentação de alvos altamente desproporcionais [Milletari et al. 2016].

A BCE penaliza os erros de classificação em nível de pixel e é definida por:

$$L_{BCE} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[y_i \log(p_i) + (1-y_i)\log(1-p_i)\right], \tag{2}$$

em que N é o número total de pixels, y_i é o rótulo verdadeiro (0 para o fundo, 1 para a balsa) e p_i é a probabilidade predita. Já o *Dice Loss* avalia a sobreposição global entre predição e gabarito, mitigando o desbalanceamento de área:

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2\sum_{i=1}^{N} y_i p_i}{\sum_{i=1}^{N} y_i + \sum_{i=1}^{N} p_i}. \tag{3}$$

A função de perda híbrida ($L_{hibrida}$) adotada no treinamento é a soma ponderada das duas, $0{,}5 \cdot L_{BCE} + 0{,}5 \cdot L_{Dice}$. Para a otimização dos pesos, empregou-se o algoritmo AdamW com agendador de taxa de aprendizado *Cosine Annealing*, que reduz a taxa ao longo das épocas seguindo uma curva de cosseno e favorece ajustes finos na fase final. Os hiperparâmetros usados estão resumidos na Tabela 3.

3.6. Métricas de Avaliação

A avaliação combinou duas dimensões. Como métrica de suporte, usou-se o Índice de Jaccard, ou *Intersection over Union* (IoU), que mede a precisão geométrica em nível de pixel pela razão entre a área de intersecção e a de união entre predição e gabarito, penalizando falsos positivos e falsos negativos:

Tabela 3. Hiperparâmetros de treinamento.

Hiperparâmetro	Configuração	Hiperparâmetro	Configuração
Entrada	256×256 px	Agendador	CosineAnnealingLR
Pesos iniciais	*ImageNet*	Parada	Paciência de 10 épocas
Otimizador	AdamW	Perda híbrida	$0{,}5L_{BCE} + 0{,}5L_{Dice}$
Taxa inicial	0,0003		

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}, \tag{4}$$

em que TP, FP e FN são, respectivamente, os verdadeiros positivos, falsos positivos e falsos negativos. Contudo, como as embarcações ocupam apenas de 5 a 15 pixels e têm contornos distorcidos pelo ruído, uma divergência de poucos pixels derruba o IoU mesmo com o alvo corretamente localizado. Para a fiscalização, porém, importa a contagem e a localização das frotas, não o contorno exato.

Por isso, adotou-se como métrica primária o F1-Score em nível de objeto, média harmônica entre Precisão e *Recall*, ambas reportadas de forma complementar para indicar, respectivamente, a resistência a falsos alarmes e a capacidade de não omitir alvos. Nessa abordagem, os contornos das áreas conectadas geradas pelo modelo são extraídos por rotulação de componentes conectados (*connected component labeling*). Uma detecção conta como verdadeiro positivo se a máscara predita intercepta o ponto central do gabarito, como falso positivo se o alerta cai em região vazia do rio, e como falso negativo se uma embarcação do gabarito é ignorada. O IoU permanece como indicador secundário, apenas para ilustrar o impacto do ruído de borda na avaliação geométrica.

4. Resultados e Discussões

Esta seção apresenta os experimentos sob a perspectiva da validação técnica e da aplicação prática. Antes da avaliação de desempenho na detecção de embarcações, conduziram-se testes preliminares com as curvas de aprendizado, cujo ajuste mais relevante ocorreu no limiar de confiança. A função de perda híbrida (BCE e *Dice Loss*) convergiu de forma estável e o IoU de validação evoluiu de modo consistente ao longo das épocas.

O pico de IoU em 0,447 na curva de validação reflete o desempenho bruto da rede em treinamento, com inferência simples e limiar padrão de 0,5. Aplicou-se *Test Time Augmentation* (TTA) a ambas as arquiteturas, com média das predições sobre quatro rotações e um espelhamento horizontal, e adotou-se o mesmo limiar de confiança de 0,40 para as duas, ajustado sobre o conjunto de agosto. O procedimento reduziu a incerteza nas bordas dos alvos e elevou o IoU final da ResNet34 para 0,4857.

Conforme a metodologia, a análise de desempenho baseou-se na validação por objeto, priorizando o F1-Score para refletir a capacidade real dos modelos em localizar e contabilizar embarcações. Os resultados comparativos no conjunto de validação estão consolidados na Tabela 4.

Para a contabilização em nível de instância, os *chips* preditos foram reunidos para reconstruir a cena inteira, evitando a dupla contagem de alvos fragmentados pela sobreposição. Das 31 embarcações reais da validação, a ResNet34 registrou 29 verdadei-

Tabela 4. Desempenho no conjunto de validação.

Modelo	Precisão	*Recall*	F1-Score	IoU
U-Net (ResNet34)	**0,763**	0,935	**0,841**	**0,4857**
U-Net (ResNet50)	0,625	**0,968**	0,759	0,2773

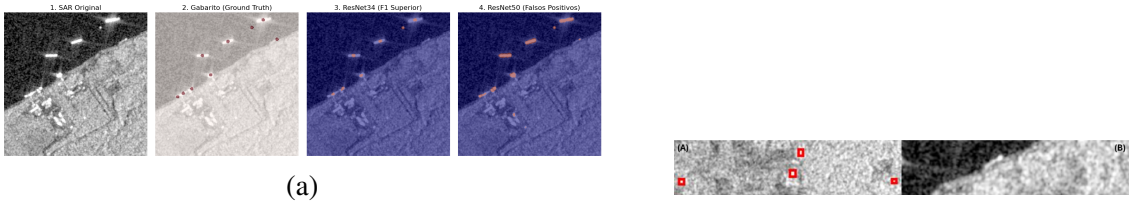
ros positivos, 2 falsos negativos e 9 falsos positivos, ao passo que a ResNet50 obteve 30 verdadeiros positivos e 1 falso negativo, porém com 18 falsos positivos.

Os resultados consolidam a superioridade da U-Net baseada na ResNet34. Embora a ResNet50 tenha apresentado *Recall* marginalmente superior (0,968, localizando 30 das 31 embarcações reais), esse ganho veio acompanhado de forte sobreajuste, com 18 falsos positivos, o que penalizou drasticamente sua precisão (0,625).

A ResNet34 alcançou o melhor equilíbrio, com F1-Score de 0,841, aliando elevado poder de detecção à capacidade de filtrar ruídos geográficos. Das 31 embarcações reais presentes na validação, identificou 29 (93,5% de *Recall*), com apenas nove falsos positivos em toda a extensão avaliada. Essa baixa incidência de erros é um diferencial crítico para a inteligência ambiental, em que o excesso de alarmes pode inviabilizar o deslocamento logístico de equipes de fiscalização em áreas remotas.

A superioridade da ResNet34 também é visível na Figura 3(a). Enquanto a ResNet50 interpreta ruídos de retroespalhamento nas margens como detecções positivas, a ResNet34 mantém uma segmentação enxuta e assertiva, isolando a estrutura flutuante com precisão.

Alguns desafios enfrentados pela ResNet34 são ilustrados na Figura 3(b). Os nove falsos positivos concentraram-se em bancos de areia e rochas aflorantes que, pela rugosidade no auge da estiagem, geram assinaturas de retroespalhamento semelhantes às de estruturas metálicas. Os dois casos de omissão ocorreram com embarcações mínimas atracadas sob densa vegetação marginal (várzea inundada), onde o sinal do radar sofre dupla reflexão com o dossel e mascara o alvo.



(a)

Figura 3. (a) Cenários de teste; da esquerda para a direita: imagem SAR, gabarito, predição da ResNet34 e da ResNet50. (b) Erros da ResNet34: falso positivo em banco de areia (topo) e falso negativo por balsa camuflada em margem florestada (base).

5. Conclusão

Este estudo demonstrou ser viável integrar imagens SAR do Sentinel-1 a aprendizado profundo para detectar embarcações de garimpo ilegal no Rio Madeira, sob a variação sazonal e o ruído de retroespalhamento característicos do bioma.

A reestruturação da métrica de avaliação, do IoU em nível de pixel para o F1-Score por objeto, mostrou-se decisiva por refletir a necessidade operacional dos órgãos ambientais, cujo foco é a contagem e as coordenadas das frotas.

No âmbito experimental, a comparação entre codificadores revelou que aumentar a profundidade da rede não se traduz necessariamente em ganho de desempenho para alvos minúsculos em cenários de alto desbalanceamento. A U-Net acoplada à ResNet50 apresentou indícios de sobreajuste, confundindo feições naturais com estruturas metálicas, ao passo que a ResNet34 atingiu o melhor equilíbrio, com precisão de 76,3% e F1-Score de 0,841, isolando as balsas com notável robustez espacial. Na prática, ao automatizar a varredura de extensas faixas fluviais com imagens imunes a nuvens, o sistema direciona o esforço de fiscalização e otimiza recursos logísticos em campo.

Como principal limitação, treino e validação cobrem apenas a estiagem de 2025, de modo que a generalização para o período de cheia permanece a ser verificada. Os resultados derivam ainda de execução única por arquitetura, e a contribuição isolada de cada componente da perda híbrida não foi avaliada.

Os resultados aqui apresentados constituem um protótipo em estágio inicial, cuja continuidade está prevista no âmbito da pesquisa de doutorado em desenvolvimento no Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica da UFPA. A pesquisa está diretamente inserida na agenda de pesquisa, desenvolvimento e inovação do Instituto Solved de Inteligência Artificial Aplicada (SIAAI), voltada à aplicação de inteligência artificial e sensoriamento remoto no monitoramento sistemático de atividades garimpeiras na Amazônia. Nesse contexto, os avanços metodológicos desenvolvidos no doutorado deverão contribuir diretamente para o aprimoramento das plataformas de monitoramento mantidas pelo Instituto, ao mesmo tempo em que sua infraestrutura tecnológica e computacional oferece suporte à continuidade e à operacionalização da pesquisa.

As próximas etapas incluem a expansão das análises para a estação chuvosa e para outras bacias amazônicas impactadas pelo garimpo, como a do rio Tapajós, a fusão de dados SAR com imagens ópticas Sentinel-2 e o rastreamento multitemporal das embarcações, permitindo caracterizar o deslocamento, a permanência e a dinâmica espacial das frotas ao longo do tempo. A exploração de arquiteturas de segmentação de instâncias, como a Mask R-CNN, constitui ainda uma frente promissora para o refinamento da extração das geometrias e para sua futura incorporação aos sistemas operacionais de monitoramento do SIAAI.

Referências

[Braga et al. 2026] Braga, D., Aragão, L. E. O. C., Leão, H., Osborn, F., Wagner, F. H., Cabral, B. F., Dutra, D. J., Izidoro, B., Anderson, L. O., Chaves, J. H., Pantoja, N., Saatchi, S., and Dalagnol, R. (2026). Monitoring sustainable logging in an Amazon forest under management using deep learning and Planet NICFI imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 47(3):1287–1312.

[Brasil 1991] Brasil (1991). Lei nº 8.176, de 8 de fevereiro de 1991. define crimes contra a ordem econômica e cria o sistema de estoques de combustíveis. Diário Oficial da União, Brasília, DF. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l8176.htm.

[De Felice et al. 2025] De Felice, C. H., Shiguemori, E. H., Paes, R. L., Martins, D. F., and Dos Santos, M. (2025). Multistage algorithm for automatic mining dredges detection on Amazonian rivers using SAR. In *2025 Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS)*, pages 1–7.

[Deng et al. 2009] Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., and Li, F.-F. (2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. In *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 248–255.

[Diniz et al. 2021] Diniz, C., Cortinhas, L., Sadeck, L., Walfir, P., Shimbo, J., Rosa, M., and Azevedo, T. (2021). Nota técnica sobre garimpo no rio Madeira. Technical report, Projeto MapBiomas. https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2023/08/Nota_Tecnica_sobre_Garimpo_Rio_Madeira_01.12.2021.pdf.

[Francisco 2025] Francisco, M. S. (2025). Estudo da expansão do garimpo ilegal na Amazônia Ocidental transfronteiriça (Brasil-Colômbia) de 2017 a 2025, utilizando o método das componentes principais em imagens de sensoriamento remoto óticas e de radar. Master's thesis, Universidade de São Paulo, São Paulo.

[Gao et al. 2022] Gao, L., Wang, C., Liu, K., Chen, S., Dong, G., and Su, H. (2022). Extraction of floating raft aquaculture areas from sentinel-1 SAR images by a dense residual U-Net model with pre-trained ResNet34 as the encoder. *Remote Sensing*, 14(13):3003.

[Gomes et al. 2026] Gomes, L. d. S., Stabile, G. H. d. Q., Kuck, T. N., de Figueiredo, F. A. P., Shiguemori, E. H., and Alves, D. I. (2026). A Sentinel-1 SAR imagery dataset for airstrips detection and segmentation in the Brazilian Amazon Rainforest. *Data in Brief*, 65:112472.

[Greenpeace Brasil 2025] Greenpeace Brasil (2025). Greenpeace flagra mais de 500 balsas de garimpo em sobrevoo no rio Madeira. Blog do Greenpeace Brasil. https://www.greenpeace.org/brasil/blog/greenpeace-flagra-mais-de-500-balsas-de-garimpo-em-sobrevoo-no-rio-madeira/.

[Guitarrara 2026] Guitarrara, P. (2026). Floresta Amazônica. Brasil Escola. https://brasilescola.uol.com.br/brasil/floresta-amazonica.htm.

[He et al. 2016] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 770–778.

[Linares et al. 2024] Linares, S., André, M., Commins, J., Joubert, P., and Gond, V. (2024). The observatory of mining activities in French Guiana: 20 years of remote sensing applied to mining deforestation. Technical report.

[Macedo 2025] Macedo, L. (2025). Monitoramento por satélite revela que mais de 130 balsas de garimpo ilegal estão em operação em rio do AM. Portal G1 Amazonas. https://g1.globo.com/am/amazonas/noticia/2025/02/05/monitoramento-por-satelite-revela-que-mais-de-130-balsas-de-garimpo-ilegal-estao-operando-em-rio-do-am.ghtml.

[Manos et al. 2022] Manos, E., Witharana, C., Udawalpola, M. R., Hasan, A., and Liljedahl, A. K. (2022). Convolutional neural networks for automated built infrastructure detection in the Arctic using sub-meter spatial resolution satellite imagery. *Remote Sensing*, 14(11):2719.

[Milletari et al. 2016] Milletari, F., Navab, N., and Ahmadi, S.-A. (2016). V-Net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. arXiv preprint arXiv:1606.04797.

[Ministério Público Federal 2025] Ministério Público Federal (2025). COP30: MPF mira plataformas digitais para frear garimpo ilegal de ouro na Amazônia. Notícias do MPF. https://www.mpf.mp.br/o-mpf/unidades/procuradoria-geral-da-republica-pgr/noticias/cop30-mpf-mira-plataformas-digitais-para-frear-garimpo-ilegal-de-ouro-na-amazonia.

[Nobre 2014] Nobre, A. D. (2014). O futuro climático da amazônia: Relatório de avaliação científica. Technical report, Articulación Regional Amazónica (ARA), São Paulo.

[Pereira et al. 2024] Pereira, D. H. C., Gomes, R. A. T., Carvalho Júnior, O. A. d., and Guimarães, R. F. (2024). Identificação de garimpos de ouro embarcados por meio de algoritmos de classificação em imagens Sentinel-2. *Sociedade & Natureza*, 36.

[Peres et al. 2023] Peres, L. G. M., Ferreira, G. H. S., Filho, D. J. C., de Oliveira, L. T., and Pereira, D. O. S. (2023). Identificação de garimpos na Amazônia brasileira por meio de detecção de mudanças e índices de vegetação em imagens PlanetScope. In *Anais do XX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*, Florianópolis. INPE. https://proceedings.science/sbsr-2023/trabalhos/identificacao-de-garimpos-na-amazonia-brasileira-por-meio-de-deteccao-de-mudanca?lang=pt-br.

[Projeto MapBiomas 2022] Projeto MapBiomas (2022). 91,6% da área garimpada no brasil ficam no bioma Amazônia. Relatórios e Notícias MapBiomas. https://brasil.mapbiomas.org/2022/09/23/916-da-area-garimpada-no-brasil-ficam-no-bioma-amazonia/.

[Projeto MapBiomas 2023] Projeto MapBiomas (2023). Amazônia concentra mais de 90% do garimpo no brasil. Relatórios e Notícias MapBiomas. https://brasil.mapbiomas.org/2023/09/22/amazonia-concentra-mais-de-90-do-garimpo-no-brasil/.

[Ronneberger et al. 2015] Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pages 234–241. Springer.

[Silva et al. 2025] Silva, R., Guimarães, U. S., Garcia, D. C., Vieira, H., and Hung, E. M. (2025). Deep-learning deforestation detection in the Legal Amazon area based on Sentinel-1 data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 40:101747.

[Sudre et al. 2017] Sudre, C. H., Li, W., Vercauteren, T., Ourselin, S., and Jorge Cardoso, M. (2017). Generalised Dice overlap as a deep learning loss function for highly unbalanced segmentations. In *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*, pages 240–248. Springer.

[Vu et al. 2025] Vu, T. H., Backhaus, L., Binh, D. V., Kantoush, S. A., and Stamm, J. (2025). Applying deep learning for boat detection and numerical modeling to assess sand mining impacts on river morphology: A case study in the vietnamese mekong delta. *Geomorphology*, 490:110010.

[Zhu et al. 2017] Zhu, X. X., Tuia, D., Mou, L., Xia, G.-S., Zhang, L., Xu, F., and Fraundorfer, F. (2017). Deep Learning in Remote Sensing: A comprehensive review and list of resources. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(4):8–36.