

# InSARSight: um banco de dados para Operações de Busca e Salvamento focado em destroços de aeronaves

André Villela Gaspar<sup>1</sup>, Mariélcio Gonçalves Lacerda<sup>2</sup> e Angelo Passaro<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA), <sup>2</sup>Instituto de Estudos Avançados (IEAV)

**Resumo** - Quando uma aeronave desaparece, uma operação de Busca e Salvamento é acionada. Essas situações são especialmente desafiadoras em regiões de difícil acesso, como florestas e montanhas. No Brasil, a Floresta Amazônica, cobrindo 60% do território, torna essas missões complexas e dispendiosas. Drones podem auxiliar na busca, apesar das limitações de autonomia, desde que equipados com tecnologia adequada de visão computacional. A visão computacional permite que computadores processem dados visuais eficientemente, mas requer grandes volumes de dados rotulados para treinamento. A obtenção de imagens de acidentes aéreos é difícil devido à raridade desses eventos e ao acesso limitado às áreas. Este trabalho apresenta o InSARSight, um banco de dados inédito, criado com materiais de descarte e um drone, simulando cenários de destroços em diferentes vegetações. O InSARSight dispõe de imagens no espectro visível, é valioso tanto para o treinamento de modelos de visão computacional quanto para análises estatísticas das taxas de probabilidade de detecção e sucesso em operações de Busca e Salvamento, tendo em vista a grande quantidade de dados disponibilizado.

## I. INTRODUÇÃO

Quando uma aeronave em voo desaparece repentinamente, em geral, é acionada uma operação de Busca e Salvamento [1]. Dependendo sobre qual região a aeronave sobrevoava, essa operação pode ser bastante complexa, principalmente em regiões de difícil acesso como florestas e montanhas. Especificamente no Brasil, considerando que a Floresta Amazônica representa 60% (sessenta por cento) de seu território, o que equivale a uma área de mais de 5 milhões de quilômetros quadrados [2], essas missões podem envolver muitos recursos como aeronaves e pessoal qualificado. Contudo, apesar dos custos envolvidos, o objetivo principal dessas operações é encontrar os sobreviventes e nesse tipo de situação, cada minuto é crucial.

Nesse sentido, devido à extensão do território brasileiro, uma possibilidade seria a utilização de drones para auxiliar na cobertura das áreas de buscas, apesar das limitações de autonomia atuais [3]. Entretanto, para que os drones consigam encontrar os sobreviventes, é necessário que a tecnologia embarcada possua um bom modelo de visão computacional.

Conceitualmente, visão computacional é uma área cujo objetivo é fazer com que os computadores compreendam e processem com eficiência os dados visuais, como vídeos e imagens [4]. Porém, apesar da grande evolução das técnicas de visão, principalmente com o advento das redes convolucionais, ainda é necessária uma ampla gama de dados, devidamente rotulados, para o treinamento desses modelos de detecção [5].

Nesse contexto, adquirir um imenso volume de imagens de acidentes aéreos em lugares inóspitos mostra-se uma tarefa difícil de ser alcançada por duas razões: i) felizmente essas situações não são rotineiras; e ii) como os lugares são de difícil acesso, poucos registros do ângulo de visada de um drone são feitos da cena, quando eles ocorrem.

Com isso em mente, este trabalho apresenta um banco de dados inédito, voltado para operações de Busca e Salvamento. Com a utilização de materiais de descarte e o auxílio de um drone, foi possível criar cenários de destroços de aeronaves em diferentes tipos de vegetação. Esse banco, composto por imagens no espectro visível, pode servir de base para estudos variados, seja para o treinamento de modelos de visão computacional, seja para analisar as taxas de probabilidade de detecção e sucesso.

## II. REVISÃO DE LITERATURA

Analisando os bancos de dados tidos como *benchmark* de modelos de visão computacional, embora a quantidade de imagens e classes possam impressionar como nos conhecidos *datasets* MS COCO [6] (mais de 300 mil imagens e 80 classes) e OpenImagesV7 [7] (cerca de 9 milhões de imagens e mais de 600 classes para detecção), apesar de conterem a classe *'aircraft'* ou *'airplane'*, não foi encontrado um banco específico para destroços de aeronaves.

Mesmo à procura de *datasets* específicos para Busca e Salvamento, tendo em vista essa abrangência do termo, os bancos encontrados focam na procura de pessoas perdidas [8,9], pessoas na água [10], ou ainda em catástrofes como enchentes e terremotos [11].

Dessa forma, vislumbrou-se a possibilidade da criação de *dataset* que pudesse servir como base e incentivo para a criação de bancos específicos, focados em encontrar destroços de aeronaves.

## III. INSARSIGHT

A concepção do banco de dados buscou atender aos seguintes critérios: simular uma gama apropriada de cenários, baixo custo de construção, facilidade no transporte, montagem e desmontagem dos alvos.

O local foi escolhido de forma a estar próximo da cidade, contudo em uma área rural e de vegetação mista. A Figura 1 ilustra os alvos inseridos dentro dos cenários estipulados.

Figura 1 – Alvos montados no local determinado para a aquisição das imagens.



Os alvos foram construídos de forma a englobar situações de alto e baixo contraste dos objetivos. Regiões de descampado, mata parcialmente encoberta e mata fechada, conforme apresentado na Figura 2.

Figura 2 – Vista aérea da localização dos alvos



Com o objetivo de analisar a influência da altura e sentido de voo em relação ao alvo, bem como a inclinação do sensor do drone foram feitas as seguintes combinações, conforme a Tabela 1.

Tabela 1 – Combinações encontradas no InSARSight

Cenário	Descampado, Mata Parcial I, Mata Parcial II e Mata Fechada
Altura (m)	40 e 120
Ângulo do sensor (°)	30, 60 e 90 (Nadir)
Sentido de voo (verdadeiro)	N-S, E-W, 135°-325°
Drone	DJI Mavic 2 Enterprise
Campo de Visão	84°
Resolução do sensor	CMOS 1 / 2.3 pol. // 4056x3040 (12.3MP)

Além dessas informações, o banco de dados contém ortomosaicos das áreas de voo, o tamanho de cada objeto da cena e as verdades de campo disponibilizadas no formato YOLO. Embora tenham sido coletadas 1756 imagens com dimensões de 4056 x 3040, elas foram recortadas a fim de propiciar um treinamento mais acessível em termos de meios computacionais, de acordo com a Tabela 2.

Tabela 2 – Quantidade de objetos por cenário

Alvos	Cenário	Cor do alvo	Tamanho médio
201	Mata fechada	Branca	720 x 576
141	Mata parcial	Branca	720 x 576
160	Mata parcial	Vermelha	720 x 576
223	Descampado	Verde	720 x 576

## IV. RESULTADOS PRELIMINARES

Apesar da pequena quantidade de imagens, quando comparado à conjuntos como o MS COCO, foi verificado que o InSARSight contribuiu na melhora de um modelo testado em um vídeo de uma missão real de Busca e Salvamento, saindo de um *Recall* de 13% para 31% e uma *Precisão* de 40% para 42%, apenas com o acréscimo do *dataset* ao conjunto de treinamento.

## V. CONCLUSÃO

A construção de um *dataset* específico para detectar destroços de aeronaves mostra-se útil, tendo em vista a escassez de bancos de dados desse tipo. Ademais, o elevado número de informações disponibilizadas permite não apenas o treinamento de modelos de visão computacional, mas estudos estatísticos que permitem analisar o efeito da probabilidade de detecção, em funções do padrão de busca aplicado, tendo em vista os dados de voo, dados do sensor e as características do objeto.

## REFERÊNCIAS

- [1] I. Manual, International Aeronautical and Maritime Search and Rescue Manual, vol. 1. ICAO, 2022.
- [2] Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), "Amazônia legal." Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-empas/mapas-regionais/15819-amazonia-legal.html>.
- [3] P. McEnroe, S. Wang, and M. Liyanage, "A survey on the convergence of edge computing and ai for uavs: Opportunities and challenges," IEEE Internet of Things Journal, 2022.
- [4] W. Liu, Z. Wang, X. Liu, N. Zeng, Y. Liu, and F. E. Alsaadi, "A survey of deep neural network architectures and their applications," Neurocomputing, vol. 234, pp. 11–26, 4 2017.
- [5] P. K. Goswami and G. Goswami, "A comprehensive review on real time object detection using deep learning model," pp. 1499–1502, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022.
- [6] T.-Y. Lin et al., "Microsoft COCO: Common Objects in Context", in Computer Vision – ECCV 2014, 2014, pp. 740–755.
- [7] A. Kuznetsova et al., "The Open Images Dataset V4: Unified image classification, object detection, and visual relationship detection at scale", IJCV, 2020.
- [8] McGee, S. J. Mathew, and F. Gonzalez, "Unmanned Aerial Vehicle and Artificial Intelligence for Thermal Target Detection in Search and Rescue Applications," in 2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2020, Sep. 2020, pp. 883–891. doi: 10.1109/ICUAS48674.2020.9213849.
- [9] G. Castellano, C. Castiello, C. Mencar, and G. Vessio, "Preliminary Evaluation of TinyYOLO on a New Dataset for Search-and-Rescue with Drones," in 2020 7th International Conference on Soft Computing and Machine Intelligence, ISCM 2020, Nov. 2020, pp. 163–166. doi: 10.1109/ISCM151676.2020.9311602.
- [10] L. A. Varga, B. Kiefer, M. Messmer, and A. Zell, "SeaDronesSee: A Maritime Benchmark for Detecting Humans in Open Water," in Proceedings - 2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2022, 2022, pp. 3686–3696. doi: 10.1109/WACV51458.2022.00374.
- [11] J. Morales, R. Vázquez-Martín, A. Mandow, D. Morilla-Cabello, and A. García-Cerezo, "The UMA-SAR Dataset: Multimodal data collection from a ground vehicle during outdoor disaster response training exercises," International Journal of Robotics Research, vol. 40, no. 6–7, pp. 835–847, Jun. 2021, doi: 10.1177/02783649211004959.