

Detecção e rastreamento de fogo em tempo real com YOLOv5

Utilizando a linguagem de programação *Python* para implementar um algoritmo de detecção e rastreamento de fogo por meio do modelo YOLOv5.

Daniel Ribeiro da Silva
Instituto de Informática
Universidade Federal de Goiás
Goiânia, Goiás
daniel.ribeiro@discente.ufg.br

Fabrycio Leite Nakano Almada
Instituto de Informática
Universidade Federal de Goiás
Goiânia, Goiás
fabrycio@discente.ufg.br

Maykon Adriell Dutra
Instituto de Informática
Universidade Federal de Goiás
Goiânia, Goiás
maykonadriell@discente.ufg.br

Victor Emanuel da Silva Monteiro
Instituto de Informática
Universidade Federal de Goiás
Goiânia, Goiás
victor_emanuel@discente.ufg.br

Abstract—Incêndios representam um desafio complexo devido aos diversos fatores que podem desencadeá-los e às suas consequências devastadoras em termos materiais, ecológicos e humanos. No entanto, é possível mitigar esses efeitos por meio da detecção precoce, o que abre caminho para seu controle e extinção. Este artigo apresenta um estudo sobre a detecção de incêndios em tempo real usando a arquitetura YOLOv5. Com alta precisão e velocidade, o modelo foi criado com foco em oferecer integração em câmeras de segurança e drones, permitindo uma detecção rápida e confiável de chamas. A combinação de tecnologias culmina em resultados consistentes e confiáveis na identificação da presença de fogo, contribuindo para a prevenção de prejuízos materiais, ecológicos e evitando a perda de vidas.

Index Terms—incêndios, detecção e rastreamento, YOLOv5, visão computacional, drones.

I. INTRODUÇÃO

Incêndios são fenômenos que podem ocorrer quando diferentes riscos - como presença de materiais combustíveis, negligência em prevenção de acidentes ou atos de vandalismo - são combinados resultando em uma reação química, motivo gerador de prejuízos materiais, ecológicos, financeiros e até mesmo perda de vidas [1]. Contudo, através da detecção desses eventos quando o fogo ainda está em estágio inicial, é possível reduzir a incidência de incêndios, bem como mitigar seus impactos, permitindo que ele possa ser controlado e então extinguido completamente. Nesse sentido, é possível utilizar algoritmos de visão computacional e integrá-los a câmeras de segurança, drones e quaisquer outros dispositivos que permitam a visualização da presença de chamas, principalmente se essa detecção ocorrer em tempo real.

Entre as abordagens promissoras, destaca-se o YOLOv5: uma evolução da família YOLO (You Only Look Once) que tem ganhado popularidade devido à sua precisão e velocidade de detecção [2]. Esse é um modelo de aprendizado

profundo que utiliza uma arquitetura baseada em redes neurais convolucionais, tornando-o ideal para aplicações em tempo real, como a detecção de fogo em imagens capturadas por câmeras de segurança ou drones. Sua capacidade de identificar múltiplos objetos em uma única passada pela imagem, aliada ao uso de técnicas avançadas de reconhecimento, permite uma detecção rápida e precisa das chamas, tornando-o um candidato promissor para esse cenário específico.

Além disso, os modelos baseados em YOLO são altamente personalizáveis e podem ser treinados para reconhecer classes específicas de objetos, incluindo incêndios, com um conjunto de dados apropriado [3]. Isso o torna uma ferramenta versátil para atender às necessidades específicas de diferentes ambientes e cenários de detecção de fogo.

Aliado a implementação do modelo, a captação dos dados com câmeras e sensores adequados são de suma importância para a detecção de incêndios de forma confiável [4]. Além disso, a utilização de robôs para captura das imagens nos permite a garantia de maior segurança para as pessoas, de tal forma, surgem os drones como possibilidade, uma vez que permitem uma grande abrangência em área de detecção e bom controle para evitar prejuízos maiores [5]. Dessa forma, entende-se que a utilização de sensores com boa qualidade de imagem aliados com a utilização de drone e do modelo YOLOv5 nos resultará em resultados consistentes na identificação da presença de fogo.

II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Para a dissertação do tema é de suma importância conceituar os fundamentos teóricos da arquitetura YOLOv5 envolvidos na detecção de fogo em tempo real em imagens. Esse artigo foi desenvolvido com base em diversos trabalhos prévios que fazem uso do supracitado modelo para detecção de objetos em tempo real, em especial, aqueles que sofrem alguma

deformação ao longo do tempo, haja vista as propriedades dinâmicas do fogo.

Nesse contexto, Zhang, Yu et al. [2] ilustram a aplicabilidade do YOLOv5 em contextos dinâmicos ao aplicar uma versão aprimorada desse modelo para detecção de veículos em tempo real, validando assim a sua eficiência em identificar formas variáveis ao longo do tempo, uma característica crucial que se assemelha com algumas dificuldades no processo da detecção de chamas. Adicionalmente, Dos Santos et al. [4] desenvolvem um sistema de monitoramento de incêndios ambientais utilizando o módulo ESP32-CAM e alguns sensores para o monitoramento e envio de dados de variáveis como temperatura, umidade e concentração de gás carbônico, validando, a viabilidade e importância do monitoramento de incêndios por meio de técnicas de Inteligência Artificial (IA). Por fim, Kinaneva [5] enfatiza a eficiência na combinação do uso de drones com modelos de visão computacional para a detecção precoce de incêndios florestais, demonstrando a importância da detecção em tempo real, ainda que o YOLOv5 não tenha sido utilizado. Coletivamente, esses trabalhos oferecem uma base sólida para a aplicação do YOLOv5 na detecção de fogo, corroborando a viabilidade e pertinência deste estudo.

A. YOLOv5

O YOLOv5 é uma evolução da arquitetura YOLO, introduzindo melhorias significativas em termos de desempenho e precisão. Nesse sentido, adota blocos de convolução residuais, inspirados no ResNet, para extrair características mais ricas e complexas das imagens, contribuindo para o aumento do desempenho geral. A eficiência computacional é aprimorada, tornando-o adequado para implantação em dispositivos com recursos limitados, como drones. No que diz respeito à aplicação prevista, ainda, pode-se sugerir que a capacidade de detectar múltiplos objetos em tempo real é uma característica essencial para a detecção ágil de incêndios em cenas dinâmicas, quando devidamente treinado para essa finalidade.

B. Treinamento

O treinamento do modelo YOLOv5 é realizado com um conjunto de dados anotados contendo imagens com regiões delimitadas por *bounding box* balizado ao redor do fogo. O processo de treinamento emprega algoritmos de otimização para ajustar os pesos da rede com o objetivo de minimizar a função de perda de detecção (YOLO detection loss). Essa função de perda leva em consideração a precisão das detecções e das localizações das *bounding boxes*. No que diz respeito a isso, o treinamento intensivo fundamenta-se essencial para o aprendizado adequado do modelo em termos da tarefa proposta.

C. Integração com drone

A integração da rede treinada com o drone DJI Tello permite a implementação prática do sistema em cenários reais. O aparelho é equipado com uma câmera de resolução HD, responsável por capturar e transmitir a área sob monitoramento. Os frames são então transmitidos ao computador central,

responsável pelo processamento das imagens e comandos de voo do drone, onde o modelo realiza a detecção de fogo em tempo real. A partir disso, os comandos necessários são calculados e enviados de volta ao Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT), que passa a acompanhar e seguir o rasto do fogo sem perdê-lo, enquanto mantém a distância correta do foco de incêndio. Esse cálculo é realizado considerando a área e a posição da *bounding box*.

D. Bibliotecas e frameworks utilizados

- **Djittelopy**: biblioteca Python que fornece uma interface para o controle do drone DJI Tello. Essa biblioteca possibilita o estabelecimento da conexão com o drone, a transmissão de vídeo em tempo real e o envio de comandos de voo;
- **OpenCV**: Utilizada para realizar o pré-processamento das imagens capturadas pela câmera do drone. Assim, inclui a conversão das imagens para escala de cinza, o redimensionamento para o tamanho desejado e a aplicação de outras técnicas pertinentes com vista o aumento da capacidade de generalização do modelo YOLOv5.
- **Pytorch**: Para o treinamento do modelo - processo que envolve a atualização iterativa dos pesos da rede neural para ajustá-los aos dados anotados - de modo a maximizar a precisão da detecção de fogo. Sua escolha ocorre, pois permite uma integração suave com a arquitetura YOLOv5 e outras redes neurais.

E. Apoio à tomada de decisão

Posterior a detecção do fogo, o sistema pode adotar diferentes ações, dependendo da aplicação específica e do contexto de emprego. Pode, por exemplo, enviar informações imediatas para centros de controle, equipes de emergência ou sistemas de monitoramento, permitindo uma resposta rápida e coordenada. Adicionalmente, pode ser acrescido ao sistema um modelo preditivo capaz de estimar a trajetória do incêndio, prever possíveis áreas de risco e auxiliar na tomada de decisões estratégicas. No que tange a esta provável aplicação, surge a possibilidade de empregar autômatos celulares para simulação da dinâmica do fogo em áreas urbanas ou rurais.

F. Conclusão teórica

Os fundamentos teóricos aqui descritos, delineiam os principais mecanismos, técnicas e algoritmos envolvidos na solução proposta para a detecção de fogo em tempo real utilizando imagens e sua integração com um drone. A combinação dessas abordagens pode representar um avanço significativo na combinação de técnicas próprias de visão computacional e sistemas autônomos, com aplicações promissoras em monitoramento e combate a incêndios, e contribuições importantes para a segurança pública, proteção ambiental e infraestrutura crítica.

III. METODOLOGIA

IV. RESULTADOS

V. CONCLUSÕES

VI. REFERÊNCIAS

- 1) SEITO, Alexandre Itiu. Fundamentos de fogo e incêndio. In: A Segurança contra Incêndio no Brasil. São Paulo: Projeto Editora, 2008. Acesso em 03 ago 2023.
- 2) ZHANG, Yu et al. Real-Time Vehicle Detection Based on Improved YOLO v5. Tongji University, Shanghai, 27 set 2022. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/14/19/12274>>. Acesso em: 03 ago 2023.
- 3) ZHAO, Lei. Fire-YOLO: A Small Target Object Detection Method for Fire Inspection. Taiyuan University of Technology, Taiyuan, 20 abr 2022. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/14/9/4930>>. Acesso em: 03 ago 2023.
- 4) DOS SANTOS et al. Proposta de um sistema de monitoramento de incêndios ambientais utilizando o ESP32-CAM. In: ESCOLA REGIONAL DE INFORMÁTICA DE MATO GROSSO (ERI-MT), 21., 2021. Disponível em: <<https://sol.sbc.org.br/index.php/eri-mt/article/view/18229/18063>>. Acesso em: 03 ago 2023.
- 5) KINANEVA, D. Early Forest Fire Detection Using Drones and Artificial Intelligence. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8756696>>. Acesso em: 03 ago 2023.