

Identificação Automatizada de Equipamentos de Proteção Individual com Aprendizado Profundo e Visão Computacional no Laboratório de Engenharia de Alimentos

Rogério Etchebehere, 061210044@faculdade.cefsa.edu.br, faculdade Engenheiro Salvador Arena
Victor Torres Pedroso, 061210046@faculdade.cefsa.edu.br, faculdade Engenheiro Salvador Arena
Victor Tubini Furtado, 062200005@faculdade.cefsa.edu.br, faculdade Engenheiro Salvador Arena
Vitória Toni Duarte, 061210012@faculdade.cefsa.edu.br, faculdade Engenheiro Salvador Arena
Marcones Cleber Brito da Silva, pro21001731@cefsa.edu.br, faculdade Engenheiro Salvador Arena

Resumo

A segurança ocupacional é essencial para a preservação da integridade física dos trabalhadores, sobretudo em setores de alto risco. No entanto, a fiscalização do uso de Equipamentos de Proteção Individual (EPIs) ainda enfrenta limitações, em razão da escassez de auditores fiscais e da dificuldade de monitoramento contínuo, o que compromete a eficácia da prevenção de acidentes. Diante desse cenário, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema automatizado para identificação do uso de EPIs, fundamentado em Visão Computacional e Inteligência Artificial. A metodologia envolveu a construção e anotação de um banco de dados de 1.630 imagens na plataforma Roboflow, o treinamento de um modelo YOLOv11n e sua implementação no dispositivo embarcado Jetson Orin Nano, com suporte ao TensorRT para otimização em tempo real. Os resultados preliminares indicaram que o sistema é capaz de identificar corretamente diferentes categorias de EPIs — como botas, jalecos e toucas — com baixo custo computacional e boa precisão. Conclui-se, que a integração entre Inteligência Artificial e Visão Computacional configura-se como uma alternativa tecnológica e promissora para fortalecer a fiscalização e aprimorar a gestão da segurança ocupacional.

Palavras-chave: Visão Computacional. Inteligência Artificial. EPI.

1 Introdução

A segurança ocupacional é um pilar essencial para a preservação da integridade física dos trabalhadores, sobretudo em setores de alto risco. Apesar disso, milhares de acidentes ainda são registrados anualmente em decorrência do uso inadequado ou da ausência de Equipamentos de Proteção Individual (EPIs). Apenas em 2020, por exemplo, foram contabilizados aproximadamente 47 mil acidentes de trabalho no Brasil, muitos dos quais poderiam ter sido evitados por meio de fiscalização mais eficaz (SES-SP, 2023).

Nesse contexto, cabe às empresas e aos órgãos governamentais adotar medidas que assegurem o cumprimento das Normas Regulamentadoras (NRs), fundamentais para a redução de acidentes e a promoção da saúde ocupacional. Entre elas, a NR-6 destaca-se por estabelecer diretrizes específicas para o uso de EPIs. Dados da Secretaria de Estado da Saúde de São Paulo (2023) revelam que, entre 2012 e 2020, os membros mais atingidos em acidentes de trabalho foram dedos (24%), pés (8%) e mãos (7%), o que reforça a relevância do uso correto desses equipamentos.

Apesar das regulamentações, a fiscalização ainda enfrenta limitações estruturais. O contingente de auditores fiscais no Brasil é insuficiente para atender a mais de 100 milhões de pessoas ocupadas (IBGE, 2025). Atualmente, há cerca de 1.949 auditores ativos, resultando em uma proporção de aproximadamente 53 mil trabalhadores por auditor — número muito superior ao recomendado pela Organização Internacional do Trabalho (2025), que estabelece um auditor para cada 20 mil empregados (SINDICATO, 2023). Essa

discrepância compromete a eficiência da fiscalização e evidencia a necessidade de soluções tecnológicas que otimizem o monitoramento.

Diante desse cenário, este projeto propõe o desenvolvimento de um sistema automatizado de identificação do uso de EPIs, fundamentado em Visão Computacional e Inteligência Artificial. O objetivo central é implementar uma ferramenta de controle de acesso que permita a entrada apenas de colaboradores, professores e alunos em conformidade com as normas de segurança do laboratório de alimentos da Faculdade Engenheiro Salvador Arena. Especificamente, busca-se reconhecer automaticamente diferentes categorias de EPIs (botas, jalecos e toucas) e integrar a solução a uma plataforma de controle de acesso.

A base tecnológica desse projeto apoia-se em avanços recentes da visão computacional, área que possibilita a interpretação de imagens por máquinas, extraindo informações relevantes para a tomada de decisão (MILANO; HONORATO, 2010). Becker *et al.* (2021) demonstraram a viabilidade do uso dessa técnica para monitorar óculos de proteção em ambientes de soldagem, enquanto Bordado, Cardoso e Franco (2022) validaram a aplicação do YOLOv5 em dispositivos embarcados de baixo custo, como o Raspberry Pi. Outras pesquisas, como as de Qiao *et al.* (2023), exploraram a aplicação do YOLO em tempo real para detecção de padrões de fluxo em tubulações submarinas, evidenciando o potencial da tecnologia em cenários industriais críticos. Estudos mais recentes, como os de Parjane *et al.* (2023) e Zhou *et al.* (2024), reforçam a evolução de arquiteturas YOLO e sua eficácia na detecção e rastreamento de objetos em tempo real.

Essas contribuições demonstram que a integração entre Inteligência Artificial e Visão Computacional representa um caminho promissor para automatizar tarefas antes realizadas manualmente, proporcionando maior precisão e eficiência. Nesse sentido, o presente projeto se insere no estado da arte, ao propor a implementação de um sistema robusto capaz de reduzir falhas na fiscalização e contribuir diretamente para a segurança dos trabalhadores.

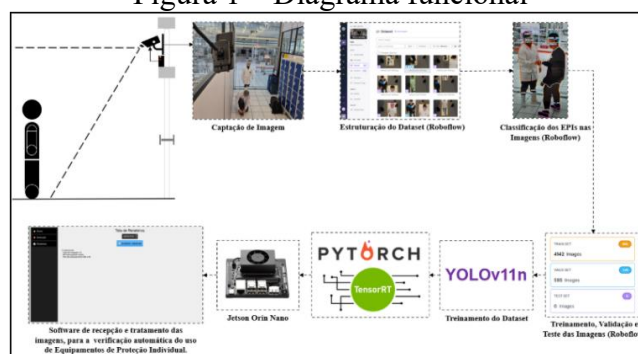
2 Metodologia

Com o intuito de alcançar os objetivos propostos, esta seção descreve os métodos e procedimentos empregados no projeto. A metodologia foi estruturada em cinco etapas principais: fluxograma do desenvolvimento, preparação do conjunto de imagens, treinamento, dispositivo embarcado e software.

2.1 Fluxograma do desenvolvimento

A primeira etapa consiste na representação do fluxo de dados do sistema, apresentada na Figura 1, por meio de um diagrama funcional. O processo inicia-se com a captura de imagens por uma câmera instalada no ambiente do laboratório. Essas imagens são organizadas na plataforma Roboflow, onde ocorre a estruturação do dataset e o respectivo rotulamento, por meio da classificação dos EPIs presentes em cada imagem.

Figura 1 – Diagrama funcional



Fonte: Autoria Própria (2025)

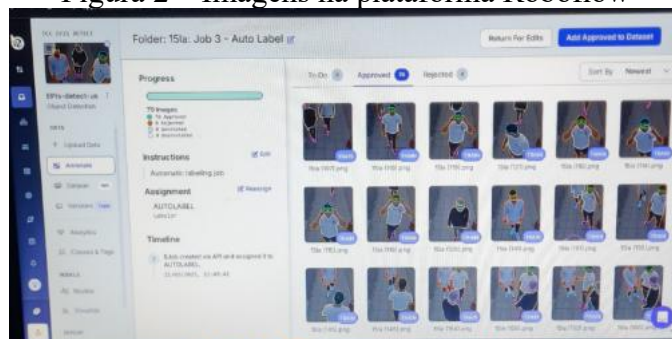
Em seguida, os dados rotulados são divididos em conjuntos de treinamento, validação e teste, ainda na plataforma Roboflow. O modelo YOLOv11n é então utilizado para o treinamento, com suporte da biblioteca PyTorch e otimização via TensorRT, que acelera as inferências em dispositivos com GPU.

A implementação final ocorre em uma Jetson Orin Nano, responsável pela inferência em tempo real. Um software de monitoramento recebe e processa as imagens, permitindo a verificação automática do uso adequado de EPIs. Dessa forma, o sistema proporciona uma análise eficiente e contínua da conformidade com as normas de segurança no ambiente laboratorial.

2.2 Preparação do Conjunto de imagens

Para otimizar a aquisição de imagens, optou-se pela gravação de vídeos no ambiente monitorado. Posteriormente, os vídeos foram segmentados em frames, resultando em um conjunto de imagens estáticas. Essas imagens foram enviadas à plataforma Roboflow, onde foram organizadas, rotuladas e preparadas para o treinamento do modelo, conforme ilustrado na Figura 2.

Figura 2 – Imagens na plataforma Roboflow



Fonte: Autoria Própria (2025)

A Roboflow é uma ferramenta de visão computacional que oferece suporte ao treinamento e à implantação dos modelos de detecção em tempo real. A plataforma disponibiliza recursos de rotulagem manual, automatizada e semiautomatizada, aumentando a eficiência e a precisão da preparação de dados (Araujo, 2025).

Ao todo foram anotadas 1.630 imagens, resultando na identificação de 2.254 ocorrências de botas, 1.187 de jalecos e 1.252 de toucas. Também foram registradas 1.941 ocorrências de ausência de bota, 1.479 de ausência de jalecos, e 1.125 de ausência de toucas. A Figura 3 exemplifica uma imagem anotada na plataforma.

Figura 3 – Imagem Categorizada



Fonte: Autoria Própria (2025)

2.3 Treinamento do modelo YOLOv11n

De acordo com Matuck *et al.* (2024), o treinamento de um modelo de detecção de objetos em tempo real é fundamental para garantir seu desempenho. Para esta aplicação, foi utilizada a arquitetura YOLO (*You Only Look Once*), que se destaca pela eficiência, por empregar apenas uma rede convolucional para prever simultaneamente várias caixas delimitadoras e as suas respectivas probabilidades de classe (Redmon *et al.*, 2016).

Foi empregada a versão YOLOv11, que aprimora a extração de características por meio de uma arquitetura avançada de *backbone* e *neck*. Essa versão também apresenta melhorias significativas em termos de velocidade e eficiência, graças a *pipelines* de treinamento otimizados, oferecendo um bom equilíbrio entre precisão e desempenho.

A escolha pela versão YOLOv11n deu-se ao seu baixo custo computacional e à elevada velocidade de processamento, características especialmente adequadas a aplicações em tempo real com restrições severas de hardware. No caso deste projeto, a Jetson Orin Nano demanda modelos leves para garantir eficiência. Embora a precisão seja inferior em relação às versões maiores (YOLOv11s, m ou l), a versão *nano* proporciona alta taxa de processamento com mínimo consumo de recursos, sendo ideal para sistemas embarcados.

2.4 Dispositivo Embarcado

Para a solução embarcada, foram avaliadas três opções de placas de processamento: Raspberry Pi 3, Raspberry Pi 5 e Jetson Orin Nano. A Raspberry Pi 3 foi descartada devido às limitações de desempenho, que inviabilizaram a execução de inferências em tempo real. A Raspberry Pi 5 apresentou desempenho superior, porém requer módulos adicionais de aceleração de IA (como a Google Coral ou Hailo), elevando os custos. Já a Jetson Orin Nano destacou-se pela maior capacidade de processamento, GPU dedicada da arquitetura NVIDIA Ampere e suporte nativo para *frameworks* de *deep learning*, configurando-se como a opção mais viável em termos de desempenho e custo-benefício.

Para maximizar a eficiência da inferência em tempo real, o modelo YOLOv11n foi convertido para o formato TensorRT, utilizando precisão FP16 (*half precision*). Essa conversão reduziu significativamente a latência e o consumo de memória, mantendo níveis satisfatórios de acurácia. O uso do TensorRT foi essencial para que a Jetson Orin Nano pudesse processar os *frames* em alta velocidade, assegurando a viabilidade prática do sistema.

2.5 Software

O software desenvolvido possui duas interfaces principais: Home e Detecção. A tela Home, ilustrada na Figura 4, apresenta uma visão geral do funcionamento e da finalidade do sistema.

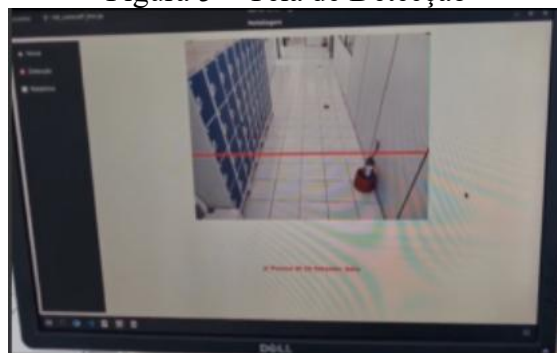
Figura 4 – Tela Home



Fonte: Autoria Própria (2025)

A tela de detecção constitui o núcleo da aplicação. Nela, as imagens capturadas em tempo real pela câmera são processadas pelo modelo treinado, que identifica os EPIs presentes e ausentes, conforme na Figura 5.

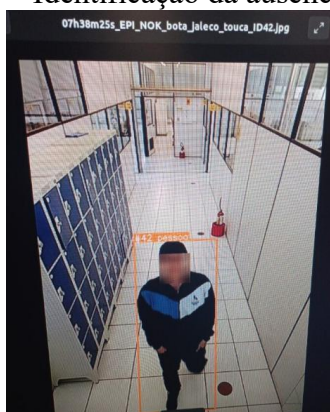
Figura 5 – Tela de Detecção



Fonte: Autoria Própria (2025)

A cada nova detecção, o sistema atribui automaticamente um ID único para cada indivíduo identificado na área monitorada. Caso seja detectada a ausência de um EPI, uma imagem da pessoa com o rosto borrado é salva, como mostrado na Figura 6, em conformidade com a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD). Juntamente com a imagem, são armazenadas informações como data, horário e ID da ocorrência.

Figura 6 – Identificação da ausência de EPI



Fonte: Autoria Própria (2025)

3 Resultados e discussão

Com todas as etapas anteriores concluídas, iniciou-se a fase de validação do modelo, por meio de testes práticos, conforme ilustrado na Figura 7.

Figura 7 – Primeiro Teste



Fonte: Autoria Própria (2025)

No primeiro teste, foi possível identificar os Equipamentos de Proteção Individual (EPIs) utilizando o modelo proposto. Contudo, a baixa qualidade da câmera empregada inicialmente comprometeu o desempenho do sistema, reduzindo a acurácia das detecções.

Como alternativa, optou-se no teste seguinte pela utilização da câmera de um smartphone, configurado com um aplicativo que o transforma em câmera IP. Essa solução possibilitou a transmissão de imagens em tempo real via conexão Wi-Fi, por meio de um endereço IP na rede local, garantindo melhor qualidade visual e contribuindo para resultados mais satisfatórios na detecção dos EPIs.

A Figura 8 apresenta o segundo teste, realizado no laboratório de alimentos da faculdade engenheiro salvador arena, ambiente de implantação do modelo.

Figura 8 – Segundo Teste



Fonte: Autoria Própria (2025)

Durante os testes, observou-se que a inclusão de anotações relacionadas à ausência de EPIs prejudicou o desempenho do modelo devido à falta de padronização visual desses casos. Por exemplo, uma pessoa sem touca pode apresentar cabelos de diferentes comprimentos ou estilos, e a ausência de calçados pode variar entre tipos de tênis, chinelos ou pés descalços. Essa diversidade gerou grande variação nas

aparências dificultou o processo de treinamento e a eficácia da detecção automática, comprometendo a confiabilidade do modelo.

O último teste, entretanto, apresentou resultados satisfatórios. Na Figura 9, observa-se a identificação de um indivíduo utilizando touca e jaleco, porém sem bota. O sistema, ao reconhecer essa condição, exibiu na parte inferior da imagem a mensagem de que o ID34 estava sem bota, atendendo ao objetivo do projeto de apoiar a fiscalização do uso adequado dos EPIs.

Figura 9 – Protótipo em Operação



Fonte: Autoria Própria (2025)

Considerações finais

O desenvolvimento deste projeto evidenciou o potencial da integração entre Visão Computacional e Inteligência Artificial para a identificação automatizada do uso de Equipamentos de Proteção Individual (EPIs). A metodologia abrangeu desde a construção e rotulagem de um banco de imagens até a implementação do modelo YOLOv11n em dispositivo embarcado Jetson Orin Nano, alcançando resultados satisfatórios em termos de desempenho, aplicabilidade prática e viabilidade técnica.

Os testes realizados demonstraram que o sistema é capaz de identificar, em tempo real, os EPIs utilizados pelos indivíduos em ambiente laboratorial, confirmando a aplicabilidade da solução em cenários de fiscalização automatizada. Entretanto, a inclusão de anotações referentes à ausência de EPIs reduziu a acurácia do modelo, em função da variabilidade visual de elementos como calçados e diferentes estilos de cabelo. Essa limitação evidencia a necessidade de ampliar e padronizar o conjunto de dados, de modo a tornar o treinamento mais robusto e confiável.

Outro ponto de destaque foi a adoção da Jetson Orin Nano como plataforma de execução, que se mostrou mais adequada do que alternativas como Raspberry Pi 3 e 5, devido à sua maior capacidade de processamento, GPU dedicada e compatibilidade nativa com frameworks de deep learning. Associada à conversão do modelo para TensorRT, a solução apresentou baixo custo computacional e elevada eficiência na inferência em tempo real, reforçando sua viabilidade como sistema embarcado voltado à segurança ocupacional.

Assim, o sistema desenvolvido representa um avanço significativo na automação da fiscalização do uso de EPIs, oferecendo um recurso tecnológico capaz de otimizar o monitoramento, reduzir falhas

humanas e contribuir para a preservação da integridade física dos trabalhadores. Como perspectivas futuras, destaca-se a criação de uma tela no software dedicada à geração de estatísticas, que possibilite ao usuário visualizar relatórios sobre o uso inadequado de EPIs, incluindo o total de violações registradas, os equipamentos mais negligenciados e os horários de maior incidência. Além disso, recomenda-se a ampliação do banco de imagens para contemplar diferentes cenários laborais, bem como a integração do sistema com plataformas corporativas de gestão da segurança do trabalho, ampliando seu impacto e aplicabilidade em ambientes industriais reais.

Referências

ARAUJO, Amanda. Classificação Automática De Estágios De Maturação Do Tomate Usando Redes Neurais Convolucionais Yolo. 2025. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciência da Computação) - Instituto Federal Goiano, 2025. Disponível em: <https://repositorio.ifgoiano.edu.br/handle/prefix/5282>. Acesso em: 15 maio 2025.

BECKER, Felipe; FARINEA, Gustavo; FERREIRA, Hugo; OLIVEIRA, Mateus. Visão Computacional Para Detectar Uso De Epi. INOVA+, p. 1-8, 2021. Disponível em: <http://app.fiepr.org.br/revistacientifica/index.php/inovamais/article/view/559>. Acesso em: 15 mar. 2025.

BORDADO, Myrella; CARDOSO, Alisson; FRANCO, Ricardo. Aprendizado Profundo aplicado à Visão Robótica utilizando dispositivo embarcado Raspberry Pi. Anais da escola regional de informática de Goiás, [S. l.], p. 1-12, 2026

IBGE. Empregos com carteira e massa de rendimentos atingem recorde no trimestre. Agência Gov, [S. l.], p. 1-1, 29 maio 2025. Disponível em: <https://agenciagov.ebc.com.br/noticias/202505/no-trimestre-encerrado-em-abril-taxa-de-desocupacao-fica-estavel-e-emprego-com-carteira-bate-recorde>. Acesso em: 2 jun. 2025.

MATUCK, Guilherme; CASTRO, Arthur; SILVA, Lázaro; CARVALHO, Eduardo. Reconhecimento Facial Com Inteligência Artificial Utilizando A Plataforma Roboflow. PROCIÊNCIA@S, p. 1-18, 1 abr. 2024. DOI <https://doi.org/10.15210/prociencias.v6i2.25948>. Disponível em: <https://periodicos.ufpel.edu.br/index.php/prociencias/article/view/25948>. Acesso em: 15 mar. 2025.

MILANO, Danilo; HONORATO, Luciano. Visão Computacional. Universidade Estadual de Campinas, p. 1-7, 2010. Disponível em: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/35825905/2010_IA_FT_UNICAMP_visaoComputacional-libre.pdf?1417700841=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DVISAO_COMPUTACIONAL_Palavras_Chaves.pdf&Expires=1731072502&Signature=Nlbi1tDm2PIKWpx1p9AiXWa0RhGGdm4taWaEnxLPQmx9kRPPf8rnPWe-I4BBegJ7a8kGmETaU7oQuBze1lCXLzCCDnkkghKJlchhSen7wVNoruj9pMVoRHT9n4ZILGNnutuzQL1naEJM2RsRuaz1OWfNNcE8tDoWsRfYaSX3th4tjBXSuT2NTKCEr3C03VpRnS5EDQMtpKO6ZkjlhaN6MTH3TxA10AkmJerKsaOWSGv2MPHcq3yUuaxDYikMOeXjrgX-JbL3h4xWmi-2hd6MdnLBJT6L~QfFlsVO2b8pVnpnFBqkoMV8zq~BQ84OxsXDKNwsRELMU0bzUQQwr~XRTA__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA. Acesso em: 8 nov. 2024.

Norma Regulamentadora No. 6 (NR-6). Disponível em: <<https://www.gov.br/trabalho-e-emprego/pt-br/aceso-a-informacao/participacao-social/conselhos-e-orgaos-colegiados/comissao-tripartite-partitaria-permanente/normas-regulamentadora/normas-regulamentadoras-vigentes/norma-regulamentadora-no-6-nr-6>>. Acesso 04 abril 2025.

PARJANE, Prasad; WAKCHUARE , Rohit; RAKTATE, Gokul; MORE , Sushant; SHELAR, Krishna; KALE , Jaydeep. Enhancing Real-Time Object Detection with Advanced YOLOv9 and OpenCV in Pytho. International Conference on Decision Aid Sciences and Applications, [S. l.], p. 1-5, 2024.

QIAO, Weiliang; GUO, Hongtongyang; HUANG, Enze; SU, Xin; LI, Wenhua; CHEN, Haiquan. Real-Time Detection of Slug Flow in Subsea Pipelines by Embedding a Yolo Object Detection Algorithm into Jetson Nano. Marine Science and Engineering, [S. l.], p. 1-26, 24 ago. 2023.

REDMON, Joseph; DIVVALA, Santosh; GIRSHICK, Ross; FARHADI, Ali. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. IEE, p. 1-10, 2016. Disponível em: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf . Acesso em: 16 maio 2025.

SES-SP. Secretaria da Saúde registra 47 mil acidentes de trabalho em 2023. Coordenadoria de Controle de Doenças, [S. l.], p. 1-1, 27 mar. 2023. Disponível em: <https://www.saude.sp.gov.br/coordenadoria-de-controle-de-doencas/noticias/27072023-secretaria-da-saude-registra-47-mil-acidentes-de-trabalho-em-2023#:~:text=registra%2047...-27/07/2023%20%E2%80%93%20Secretaria%20da%20Sa%C3%BAde%20registra%2047%20mil,acidentes%20de%20trabalho%20em%202023&text=A%20Secretaria%20de%20Estado%20da,estabelecida%20nos%20%C3%BAltimos%20cinco%20anos>. Acesso em: 2 jun. 2025.

SINDICATO NACIONAL DA CATEGORIA DE AUDITORES FISCAIS DO TRABALHO. Brasil tem o menor número de auditores fiscais do trabalho em 30 anos. Rádio Agência, [S. l.], p. 1-1, 20 mar. 2023. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/radioagencia-nacional/geral/audio/2023-03/brasil-tem-o-menor-numero-de-auditores-fiscais-do-trabalho-em-30-anos>. Acesso em: 2 jun. 2025.

Ultralytics. YOLO11 NEW, 2025. Disponível em: <https://docs.ultralytics.com/pt/models/yolo11/#how-do-i-train-a-yolo11-model-for-object-detection>. Acesso em: 16 maio 2025.

OIT. Sugere adoção de providências para o reforço no quadro da carreira de Auditoria-Fiscal do Trabalho. Câmara dos Deputados, [S. l.], p. 1-1, 15 abr. 2025. Disponível em: https://www.camara.leg.br/proposicoesWeb/prop_mostrarintegra?codteor=2886978&filename=INC%201107/2025. Acesso em: 2 jun. 2025.

ZHOU, Wen; MIWA, Shuichiro; TSUJIMURA, Ryoma; NGUYEN, Thanh-Binh; OKAWA, Tomio; OKAMOTO, Koji. Bubble feature extraction in subcooled flow boiling using AI-based object detection and tracking techniques. International Journal of Heat and Mass Transfer , [S. l.], p. 1-16, 18 jan. 2024.