

GRUPO DE ESTUDO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO E TELECOMUNICAÇÃO PARA SISTEMAS ELÉTRICOS - GTL

SISTEMA DE INSPEÇÃO VISUAL AUTOMÁTICA E EMBARCADA PARA IDENTIFICAÇÃO DE NÃO-CONFORMIDADES NO USO DE EPI EM USINAS HIDRELÉTRICAS

**HERBERTH BIRCK FRÖHLICH(1); ALEXANDRE REEBERG DE MELLO(1); ALEXANDRE ALVARENGA DE OLIVEIRA MONTEIRO(1); GUILHERME MONTEMOR GHEDINI(2); GIANCARLO MARCHESINI(1)
INSTITUTO SENAI DE INOVAÇÃO EM SISTEMAS EMBARCADOS(1); CTG BRASIL(4)**

RESUMO

Inspecionar corretamente o uso de EPI é indispensável para tarefas de manutenção em usinas hidrelétricas, e o monitoramento do uso correto desses itens deve, idealmente, ser contínuo e ininterrupto. Este projeto tem como objetivo auxiliar na inspeção ininterrupta do uso indevido de EPI através de visão computacional para inspecionar operadores durante atividades de manutenção em usinas hidrelétricas. Para identificar a não-conformidade no uso de EPIs, o projeto utiliza visão computacional para localizar um ou mais EPIs em uma imagem e os categorizam entre classes pré-definidas. Para facilitar o reposicionamento do sistema de inspeção, propomos neste trabalho uma central de inspeção na forma de uma estação móvel.

PALAVRAS-CHAVE: Detecção de EPI; detecção de objetos; aprendizado de máquina; segurança do trabalho.

1.0 INTRODUÇÃO

De acordo com dados da Organização Internacional do Trabalho (OIT) [3], estima-se que mais de 2 milhões de pessoas morrem no mundo, a cada ano, devido a acidentes de trabalho. No Brasil, segundo dados da *Previdência Social – Observatório de Segurança e Saúde no Trabalho* [1], nos anos de 2012 a 2020 foram reportados cerca de 5,5 milhões de notificações de acidentes de trabalho, onde aproximadamente 20.467 notificações de acidentes causaram mortes e aproximadamente 1,9 milhões de notificações causaram afastamentos acidentários. Em termos de prejuízo de produtividade na economia formal, apura-se mais de 427 milhões dias de trabalho perdidos, contando apenas para aquelas pessoas que não trabalharam por afastamentos previdenciários acidentários. Para o orçamento público, estima-se que foram gastos em benefícios do Instituto Nacional do Seguro Social (INSS), de natureza acidentária, cerca de R\$106,09 bilhões. Ressalta-se que esses números se referem apenas a trabalhadores que laboram ou laboraram com vínculo empregatício, com carteira assinada e no âmbito do Regime Geral da Previdência Social [2]. Os acidentes ocorrem muitas vezes de forma inesperada, mesmo assim, é possível perceber de forma antecipada uma provável condição de risco no trabalho, o grau de exposição à que os trabalhadores estarão sujeitos e agir de maneira preventiva [6].

No Brasil, o acidente de trabalho é definido com o artigo 19 da lei 8.213, publicada em 24 de julho de 1991, e alterada pelo Decreto n.º: 611, de 21 de julho de 1992: “Acidente de trabalho é aquele que ocorre pelo exercício do trabalho, a serviço da empresa, ou ainda, pelo serviço de trabalho de segurados especiais, provocando lesão corporal ou perturbação funcional que cause a morte, a perda ou redução da capacidade para o trabalho, permanente ou temporária” [4][5]. A maioria das lesões ou fatalidades podem ser evitadas com a correta utilização de EPIs (Equipamentos de Proteção Individuais), por exemplo, capacetes, óculos de proteção, coletes de segurança, protetores auriculares e luvas de proteção [7]. A legislação brasileira, através da NR 6 da Portaria n.º 3.214 de 8 de junho de 1978 do MTE [8], que trata dos Equipamentos de Proteção Individual – EPI, define como EPI todo o dispositivo de uso individual destinado a proteger a saúde e a integridade física do trabalhador. Além disso, deve-se também incentivar a implantação de programas de prevenção, treinamentos e fiscalização eficiente por parte do Ministério do Trabalho e Emprego (MTE).

Ainda sobre a NR6, a legislação diz ser obrigação do empregador (empresa) disponibilizar um local seguro e condizente com as diretrizes de segurança e medicina do trabalho, além de entregar, exigir, instruir e fiscalizar o uso de EPIs por parte dos empregados [8]. Porém, muitas vezes o trabalhador não cumpre as normas de segurança devido à falta de conscientização de segurança, desconforto em usar o EPI e a sensação de que o EPI interfere com o seu trabalho [9][10][11]. É necessária uma mudança comportamental e cultural para lidar com a relutância em usar os equipamentos de segurança, mas isso pode levar um tempo considerável. Para acelerar e implementar essas novas políticas, deve ser feito um processo de monitoramento e de inspeção contínuo, o que pode ser trabalhoso e custoso [12].

Podemos dividir os sistemas de monitoramento automatizado de uso de EPI em duas categorias: os que são baseados em rede de sensores e os que utilizam visão computacional. A primeira compreende a análise dos sinais de sensores instalados nos próprios equipamentos, alguns exemplos incluem a utilização de *tags* de *Radio Frequency Identification* (RFID) instaladas em cada componente do EPI e checando com um scanner na entrada do ambiente de trabalho se os trabalhadores estão fazendo uso do equipamento de segurança apropriado [13]. As técnicas de visão computacional fornecem informações complementares ao uso correto de EPI, como a localização de objetos e pessoas e informações sobre o contexto de ambiente, ao contrário dos métodos baseados em redes de sensoriamento. Em comparação com as técnicas de visão computacional, as redes de sensoriamento requerem um investimento significativo na compra, instalação e manutenção dos equipamentos, que podem se deteriorar facilmente em ambiente mais destrutivos, além disso, as técnicas de visão computacional podem fornecer informações (por exemplo, sobre o ambiente e a localização de objetos e pessoas) [14].

Em Visão Computacional, a detecção de objetos envolve identificar um objeto (classificação) e estimar com precisão a sua localização dentro da imagem [15]. Um dos modelos de Aprendizado de Máquina mais utilizados nesta área são as Redes Neuras Convolucionais (*Convolutional Neural Networks - CNN*) baseadas em região (*R-CNN*) [16]. Esse tipo de rede primeiro identifica várias regiões de interesse e, em seguida, usa uma CNN para classificar essas regiões e detectar os objetos contidos nelas [16][17]. Uma vez que este algoritmo foi considerado lento [17], foram propostas outras variantes, como *Fast R-CNN*, *Faster R-CNN* e *Mask R-CNN* [18][19]. Porém, todos eles não atingiram um bom desempenho em detecção em tempo real de *streams* de vídeos contínuos. Atualmente, os modelos mais promissores deste tipo são os *Single Shot Detector* (SSD) [21], *You-Only-Look-Once* (Yolo) [20], *Region Based Fully Convolutional Network* (R-FCN) e *RetinaNet* [22]. Em sua maioria, algoritmos rápidos de detecção de objetos em tempo real comprometem sua acurácia em troca de maior velocidade de processamento em suas inferências, sendo o Yolo-V3 o algoritmo que melhor balanceia essas duas importantes características [23]. Os *frameworks* mais utilizados para *deep learning* são o Tensorflow, Pytorch, Keras e Apache MXnet. O Tensorflow é uma biblioteca de código aberto para computação de alto desempenho para diferentes plataformas, como CPU, GPU e processamento distribuído. A computação do Tensorflow é modelada como grafos, onde os nós representam operações, e valores que fluem ao longo das bordas dos grafos são chamados de Tensors, que são representados como matrizes multidimensionais [29]. O MXNet é outro *framework* de código aberto para *deep learning* que usa uma estrutura escalável, permitindo treinar redes neurais profundas usando diferentes linguagens de programação, como C++, Python, Matlab, R, Julia e Scala. Suporta paralelismo de dados e modelos em múltiplas CPUs (*Central Processing Unit*) ou GPUs (*Graphic Processing Unit*), além de oferecer treinamentos síncronos e assíncronos [30]. O Pytorch utiliza também uma estrutura de código aberto para *deep learning* e possui uma API de fácil utilização para a construção dos modelos. Ao contrário de outros *frameworks*, que usam grafos de computação estática, o Pytorch faz uso de computação dinâmica, permitindo maior flexibilidade na construção de arquiteturas mais complexas [31].

A maioria das pesquisas envolvendo visão computacional e conformidade do uso de EPI têm como foco a detecção de capacetes e vestimentas de proteção. Em Fang et al. (2018) foi explorado a utilização de uma *Faster R-CNN* para a detecção de trabalhadores utilizando capacetes, em ambientes de construção civil, devido ao alto número de acidentes por quedas em altura. Outro trabalho por Wu, Jixiu et al (2019) utilizou uma SSD para a detecção de capacetes em ambientes da construção, utilizando um *dataset* (conjunto de dados) de imagens públicos. Um *framework* foi publicado por Mneymneh, Abbas e Khoury (2019) utilizando técnicas de processamento de imagens e detecção de movimentação de trabalhadores usando capacete de segurança. O uso de uma CNN também foi explorado por Xie et al. (2018), que através de câmeras RGB (*Red-Green-Blue*), criou um sistema de detecção de capacetes e alertas para trabalhadores que não estão usando o equipamento. E finalmente em pesquisa publicada por Nath, Nipun e Paal (2020) foi explorado a utilização de três modelos baseados na arquitetura da Yolo para verificar a conformidade no uso de capacetes e vestes de segurança.

Diante da problemática apresentada, neste trabalho exploramos a automação do processo de inspeção, detecção e monitoramento do uso de EPIs em ambiente industrial (uma usina hidrelétrica), utilizando algoritmos de aprendizado de máquina e visão computacional, através de uma central de detecção em uma estação móvel. O diferencial em relação aos trabalhos citados anteriormente é que são detectados múltiplos equipamentos: capacete, óculos, botas e cintos de segurança; luvas (de proteção à eletricidade, fogo e padrão normal) e protetores de ouvido. Foi utilizado o Python 3 como linguagem de programação, o *framework* Apache MXNet e a rede YOLOv3 como modelo para as detecções de objetos. Portanto, este trabalho tem como objetivos (i) **implementar um framework de detecção de uso de EPIs**; (ii) **utilizar imagens reais para treinamento, teste e validação, em ambiente de laboratório e na usina hidrelétrica** (iii) **utilizar e avaliar as métricas de classificação e detecção para cada classe de equipamentos**.

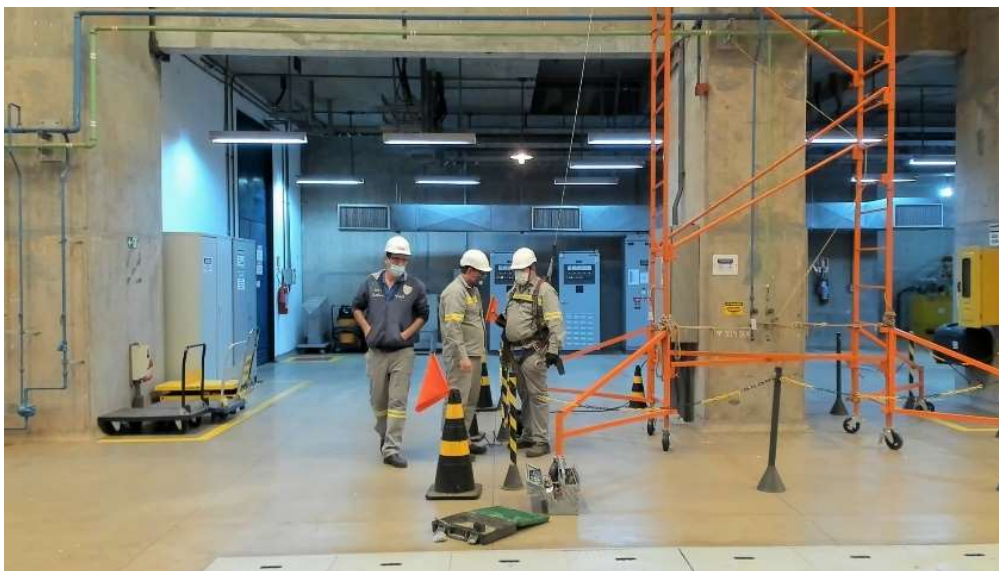
2.0 METODOLOGIA

2.1 Conjunto de dados

O conjunto de dados consiste em vídeos gravados em dois contextos: no laboratório de desenvolvimento do Instituto SENAI de Inovação em Sistemas Embarcados, localizado em Florianópolis, no estado de Santa Catarina; e em uma das usinas da empresa parceira. Os vídeos gravados no instituto são constituídos de uma única pessoa utilizando diferentes EPIs fornecidos pela empresa parceira. Esses vídeos foram combinados com os vídeos feitos na usina para geração do conjunto de dados de treinamento, e alguns exemplares da usina foram separados para a etapa de validação durante o processo de treinamento de modelos. A etapa de validação ocorre ao fim de uma época do treinamento, quando todos os exemplos do treinamento são apresentados à rede para aprendizado, e serve para avaliar a qualidade do modelo atual. As boas práticas de aprendizado de máquina sugerem que o conjunto de validação tenha a mesma distribuição do conjunto de testes, por isso não foram colocados vídeos feitos no Instituto no conjunto de validação, uma vez que o teste também possuía apenas vídeos da usina. O conjunto de dados consiste em 22658 imagens para treinamento, 3098 para validação, e 8668 para testes. A Figura 1(a) apresenta um frame de um vídeo feito no instituto, e a imagem 1(b) um frame adquirido na usina.



(a)



(b)

Figura 1. Exemplos de frames com colaboradores utilizando os EPIs de interesse. (a) frame de vídeo gravado no Instituto; (b) frame de vídeo gravado na usina durante uma atividade.

Os EPIS de interesse são relacionados com algumas atividades que podem ser realizadas no cenário de interesse, como trabalho em altura, trabalho em alta tensão, trabalho com soldagem, atividades básicas, e acompanhamento, e cada uma dessas atividades tem seu próprio conjunto de EPIs. Os equipamentos de interesse a serem inspecionados são: botas, abafadores, capacete, cinto de trabalho em altura, avental para trabalho com soldagem, luva para trabalho em alta tensão, luva para trabalho com soldagem e luvas básicas. Por exemplo, espera-se que um colaborador em acompanhamento use botas, óculos de proteção e capacetes. O treinamento ainda conta com a detecção de pessoas, ausência de luvas e abafadores abertos. A detecção de pessoas é importante pois é através dela que os EPIs são associados a cada colaborador em cena.

2.2 Treinamento

O treinamento de um detector de objetos requer uma etapa de anotação, onde tradicionalmente um operador humano percorre as imagens assinalando regiões da imagem com os objetos de interesse. É a partir dessas regiões que a rede neural extrai as características e as associa com a classe em questão. O processo de anotação leva em conta diretrizes arbitrárias. Algumas utilizadas durante este trabalho foram: colaboradores eram assinalados apenas se mais que 50% do corpo estivesse visível; o capacete está associado ao ombro como forma de omitir os casos que o operador esteja apenas carregando o capacete; óculos de proteção apenas se a armação era plenamente visível; luvas básicas apenas se contornos dos dedos fossem apresentados; botas eram anotadas em par e apenas se ambas estivessem visíveis, e assim por diante.

O detector de objetos escolhido foi a YoloV3 com Darknet 53 implementado no framework MXNet e Gluon API, pretreinado no conjunto de dados PascalVOC mas com as classes descartadas para um melhor ajuste aos EPIs. O treinamento se deu na unidade de superprocessamento do próprio Instituto Senai de Inovação, Sistemas Embarcados, composta pela unidade DGX A100 da NVIDIA, com 8 placas de processamento A100. O tempo de treinamento foi de aproximadamente 74 horas, utilizando uma A100, com cerca de 90 minutos por época. Os parâmetros de treinamento são apresentados na Tabela 1. O *batch size* se refere ao número de imagens simultâneas apresentados ao modelo para uma iteração de aprendizado; *input shape* é o tamanho máximo de uma dimensão das imagens para redimensionamento da entrada; *learning rate* é o parâmetro que define o passo do algoritmo de otimização, e *epochs* é a quantidade de vezes que o dataset é totalmente apresentado para treinamento. Os demais parâmetros são aqueles *defaults* para a implementação no framework escolhido.

Tabela 1. Parâmetros e seus valores para treinamento do detector de objetos.

Parâmetro	Valor
<i>Batch Size</i>	8
<i>Input shape</i>	672
<i>Initial learning rate</i>	0.0001
<i>Epochs</i>	50

3.0 RESULTADOS

A Figura 2 – (a) apresenta a progressão do erro de classificação ao longo das cinquenta épocas de treinamento. Nota-se que o erro cai gradativamente, e cairia mais se a continuidade do treinamento fosse permitida. No entanto, o ponto ideal de generalização pode não coincidir com o ponto ideal do menor erro de treinamento. Generalização é a capacidade da rede de fornecer respostas plausíveis a exemplos semelhantes, porém jamais vistos durante o treinamento. Por isso é utilizado o conjunto de validação, cujos frames não estão no conjunto de treinamento. A Figura 2-(b) apresenta a progressão do mAP (*mean Average Precision*) de todas as classes durante o treinamento, onde define-se mAP como a média das precisões médias calculadas de todas as classes, que por sua vez refletem a precisão, isto é, a média da equação de precisão descrita a seguir:

$$\text{Precisão} = \frac{\text{Verdadeiro positivo}}{\text{Verdadeiro positivo} + \text{falso positivo}}$$

Há uma subida do mAP nas primeiras épocas, mas depois os valores passam a oscilar muito. O melhor ponto identificado foi na época 24, com um mAP de 0,505. É nessa etapa do treinamento que o modelo utilizado para aplicação possui a melhor capacidade de generalização, e é esse modelo que foi eleito para a aplicação.

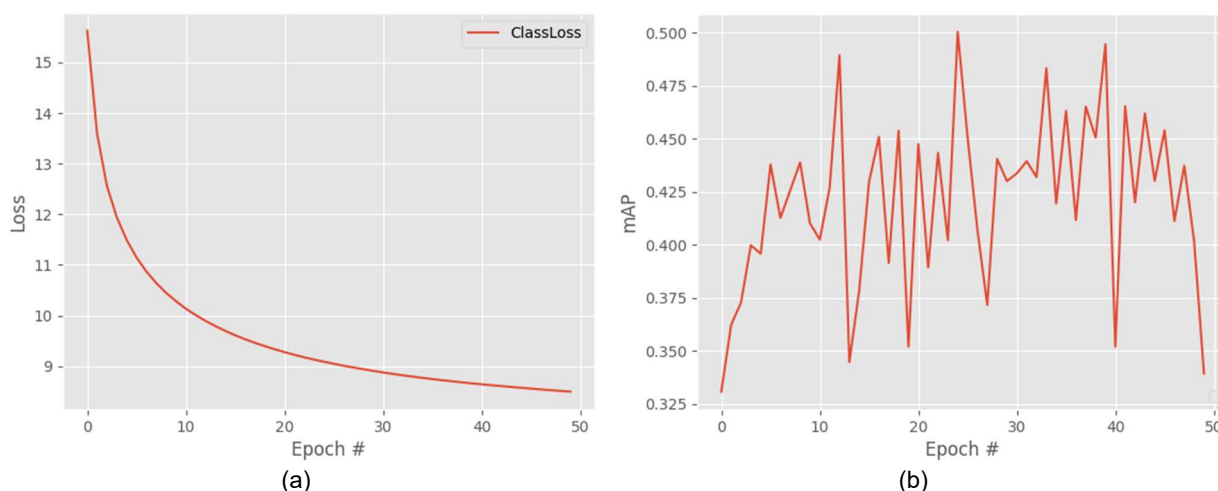


Figura 2. (a) Progressão do erro de classificação no conjunto de treinamento ao longo das épocas. (b) Progressão do mAP de validação ao longo das épocas de treinamento.

Os resultados no conjunto de teste foram obtidos a partir da aplicação do modelo nos vídeos de teste, que foram exclusivamente gravados na planta. A Tabela 2 apresenta as *Average Precisions* para cada classe e o mAP obtido. Classes com *não_consta* não estavam presentes no conjunto de teste e, portanto, não puderam ser avaliadas. Itens pequenos como abafadores e óculos de proteção tiveram desempenho além do esperado, principalmente pelo seu tamanho. Como EPI, o capacete teve o melhor desempenho, mesmo com diferentes posições, e cores. No entanto, ainda é necessário criar uma regra que garanta que o porte desse EPI não possa ser encarado como um falso positivo. Os piores desempenho estão associados às luvas básicas e a “sem luvas”. Estas classes geralmente não apresentam contornos bem definidos, e um operador humano apenas consegue perceber que existe luva se estiver acostumado com a situação e visualizar a cor de pele do colaborador para fins de comparação. A rede neural não foi capaz de replicar essa decisão. Se não considerarmos essas classes, o mAP passa a ser de 0,55.

Tabela 2 – Classes e respectivas Average Precisions obtidas no conjunto de teste. O mAP resultante foi de 0,45.

Classe	Average Precision
Pessoa	0,76
Capacete	0,75
Cinto para trabalho em altura	0,39
Botas	0,45
Óculos de proteção	0,57
Abafadores	0,55
Luvas básicas	0,06
Sem luvas	0,09
Luvas para trabalho em alta tensão	Não consta
Luvas para trabalho com soldagem	Não consta
Avental para trabalho com soldagem	Não consta

Abafadores abertos	Não consta
--------------------	------------

As detecções em campo são realizadas por meio de um totem. Para os testes presentes neste artigo, foram utilizadas um pedestal com câmera conectado a um computador. Como exemplo de detecção temos as Figura 3, onde a imagem (a) apresenta um colaborador em atividade básica e sem o capacete. Aqui foi corretamente detectado que o capacete não está equipado, o que ocorre na imagem (b).

A identificação do operador não é arbitrária, mas fruto de um algoritmo de rastreamento que acompanha as detecções de corpos e que também associa os EPIs ao operador mais próximo. Esse algoritmo é responsável por identificar se houveram detecções sequenciais em número suficiente de um mesmo colaborador para que algum EPI seja considerado faltante. São parâmetros arbitrários o tempo que os frames devem ser acumulados, o número de frames sequenciais, e a porcentagem de frames nos quais um EPI deve estar presente para não ser considerado faltante. Naturalmente, o grau de confiança mínimo permitido para a inferência também é um parâmetro ajustável. Assim, a decisão da presença ou não de um EPI associado a um operador não é baseada em poucas imagens, mas sim em um intervalo, de tal forma que exista uma certa segurança nessa inferência. Isso também auxilia em situações de oclusão, nas quais o operador ou parte dele fica escondido temporariamente na imagem.

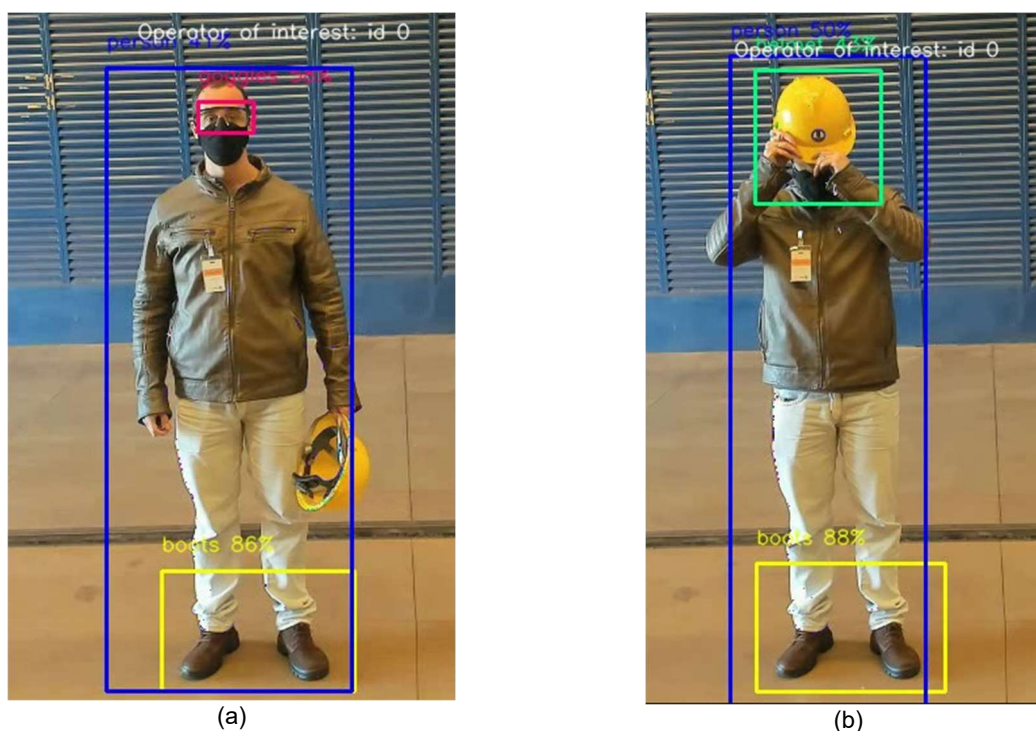


Figura 3. Detecção de EPIs de um operador em movimento, em dois estágios. Azul é a detecção da pessoa, verde do capacete, amarela das botas e rosa dos óculos de proteção. Em branco o ID do operador em cena. A porcentagem em cada caixa de detecção está associada ao grau de confiança da inferência.

Na Figura 4 é apresentada um frame com três operadores em acompanhamento. Aqui a ressalva é para falta da detecção das botas nos operadores 1 e 2, e luvas básicas, o que já era esperado. O operador em branco está em oclusão e não foi considerado pelo algoritmo, que prioriza as detecções de pessoas com maior caixa, já que na maioria das vezes isso quer dizer que essa pessoa está em um plano a frente na imagem.

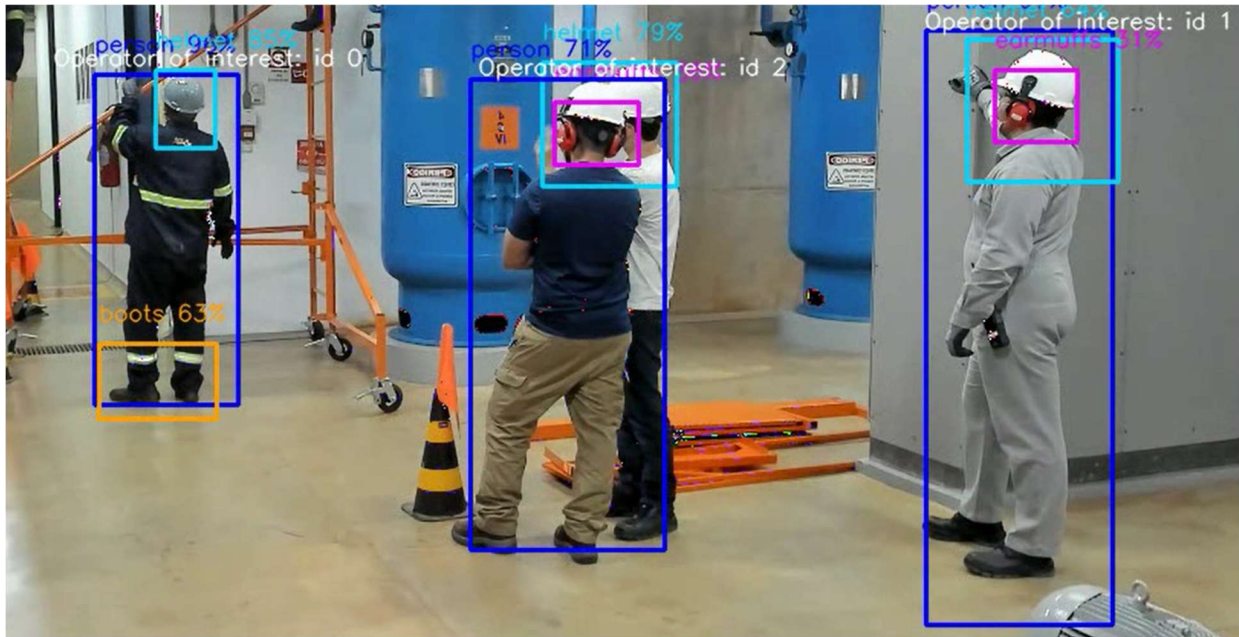


Figura 4. Detecção de múltiplas pessoas e seus respectivos identificadores. Em azul escuro a detecção de pessoas, capacetes em azul claro, botas em laranja, e abafadores em rosa. Neste caso as botas dos colaboradores 1 e 2 não foram detectadas.

4.0 CONCLUSÃO

Este trabalho apresenta uma solução para o aumento da segurança de colaboradores em plantas industriais ao aplicar ferramentas de visão computacional e aprendizado de máquina para indicar a ausência de equipamentos de proteção individuais. Os diferenciais em relação aos trabalhos anteriores residem no número de EPIs passíveis de detecção, e no desenvolvimento do sistema embarcado e autônomo. Convém ressaltar que a detecção de EPIs é uma das partes de um sistema mais complexo, que leva em consideração a criação de um totem com autonomia energética e um ambiente de integração local com outras métricas e informações que podem ser acessadas pelos responsáveis.

Para viabilizar o desenvolvimento, criou-se um conjunto de dados customizado ao problema, que reflete o ambiente de trabalho da planta em questão. O modelo treinado se mostrou capaz de realizar as inferências, resultando em um mAP de 0,54 caso algumas classes de desempenho muito baixo sejam removidas das inferências, como luvas básicas, por exemplo.

De forma geral, considera-se que o algoritmo é capaz de auxiliar responsáveis por segurança do trabalho no monitoramento de trabalhadores ao fornecer alertas periódicos de situações críticas.

Como trabalhos futuros, o algoritmo de rastreamento pode ser melhorado com ajustes manuais nos parâmetros de acordo com a posição da câmera e atividade de interesse, assim como uma busca em grade pelos melhores parâmetros afim de generalizar a aplicação do modelo. Ainda, devido a essa cascata de tomada de decisão, existe espaço para melhorias de desempenho computacional, o que pode ser realizado por meio de conversões de modelo e quantização.

5.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) OBSERVATÓRIO DIGITAL DE SAÚDE E SEGURANÇA NO TRABALHO. 2021, on-line. Disponível em: <https://smarllabbr.org/sst>. Acessado em: 29 agosto 2021.
- (2) BRASIL. Ministério da Fazenda. Instituto Nacional do Seguro Social. Empresa de Tecnologia e Informações da Previdência. Anuário estatístico de acidentes do trabalho, Brasília, v.1,p. 1-996, 2017. Disponível em: <http://sa.previdencia.gov.br/site/2018/09/AEAT-2017.pdf>. Acessado em: 29 agosto 2021.
- (3) MINISTÉRIO DO TRABALHO E EMPREGO – MTE - Estratégia Nacional para Redução dos Acidentes do Trabalho 2015- 2016.

- (4) BRASIL. Ministério do Trabalho. DECRETO Nº 611 - DE 21 DE JULHO DE 1992. 1992. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/1990-1994/D0611.htm . Acessado em 29 de agosto de 2021.
- (5) BRASIL. Ministério do Trabalho. LEI Nº 8.213, DE 24 DE JULHO DE 1991. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L8213compilado.htm . Acessado em 29 de agosto de 2021.
- (6) MIRANDA, Karina Franquelize de; OLIVEIRA, Márcia Regina de. Acidente de Trabalho: Principais Causas e Prevenções. **Artigo apresentado no IX Encontro Latino Americano de Pós-Graduação na Universidade do Vale do Paraíba, São José dos Campos-SP**, 2009.
- (7) DE SOUZA, Luiz Carlos; DE MELO, Fabio Xavier. A Importância do uso de EPI na prevenção de acidentes. **Diálogos Interdisciplinares**, v. 9, n. 1, p. 200-215, 2020.
- (8) BRASIL. Norma Regulamentadora Nº 06 – Equipamento de Proteção Individual, de 08 de junho de 1978. 1978(a). Disponível em: <https://www.gov.br/trabalho-e-previdencia/pt-br/composicao/orgaos-especificos/secretaria-de-trabalho/inspecao/seguranca-e-saude-no-trabalho/normas-regulamentadoras/nr-06.pdf>. Acessado em: 29 de agosto de 2021.
- (9) AKBAR-KHANZADEH, Farhang. Factors contributing to discomfort or dissatisfaction as a result of wearing personal protective equipment. **Journal of human ergology**, v. 27, n. 1-2, p. 70-75, 1998.
- (10) FANG, Qi et al. Detecting non-hardhat-use by a deep learning method from far-field surveillance videos. **Automation in Construction**, v. 85, p. 1-9, 2018.
- (11) HUANG, Xinyu; HINZE, Jimmie. Analysis of construction worker fall accidents. **Journal of construction engineering and management**, v. 129, n. 3, p. 262-271, 2003.
- (12) SHRESTHA, Kishor et al. Hard-hat detection for construction safety visualization. **journal of construction engineering**, v. 2015, n. 1, p. 1-8, 2015.
- (13) KELM, Agnes et al. Mobile passive Radio Frequency Identification (RFID) portal for automated and rapid control of Personal Protective Equipment (PPE) on construction sites. **Automation in construction**, v. 36, p. 38-52, 2013.
- (14) SEO, JoonOh et al. Computer vision techniques for construction safety and health monitoring. **Advanced Engineering Informatics**, v. 29, n. 2, p. 239-251, 2015.
- (15) SZEGEDY, Christian; TOSHEV, Alexander; ERHAN, Dumitru. Deep neural networks for object detection. 2013.
- (16) GIRSHICK, Ross et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In: **Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition**. 2014. p. 580-587.
- (17) GIRSHICK, Ross. Fast r-cnn. In: **Proceedings of the IEEE international conference on computer vision**. 2015. p. 1440-1448.
- (18) REN, Shaoqing et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. **Advances in neural information processing systems**, v. 28, p. 91-99, 2015.
- (19) BHARATI, Puja; PRAMANIK, Ankita. Deep learning techniques—R-CNN to mask R-CNN: A survey. In: **Computational Intelligence in Pattern Recognition**. Springer, Singapore, 2020. p. 657-668.
- (20) REDMON, Joseph et al. You only look once: Unified, real-time object detection. In: **Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition**. 2016. p. 779-788.
- (21) LIU, Wei et al. Ssd: Single shot multibox detector. In: **European conference on computer vision**. Springer, Cham, 2016. p. 21-37.
- (22) LIN, Tsung-Yi et al. Focal loss for dense object detection. In: **Proceedings of the IEEE international conference on computer vision**. 2017. p. 2980-2988.
- (23) REDMON, Joseph; FARHADI, Ali. Yolov3: An incremental improvement. **arXiv preprint arXiv:1804.02767**, 2018.
- (24) NATH, Nipun D.; BEHZADAN, Amir H.; PAAL, Stephanie G. Deep learning for site safety: Real-time detection of personal protective equipment. **Automation in Construction**, v. 112, p. 103085, 2020.

- (25) WU, Jixiu et al. Automatic detection of hardhats worn by construction personnel: A deep learning approach and benchmark dataset. **Automation in Construction**, v. 106, p. 102894, 2019.
- (26) MNEYMNEH, Bahaa Eddine; ABBAS, Mohamad; KHOURY, Hiam. Vision-based framework for intelligent monitoring of hardhat wearing on construction sites. **Journal of Computing in Civil Engineering**, v. 33, n. 2, p. 04018066, 2019.
- (27) XIE, Zaipeng et al. A convolutional neural network based approach towards real-time hard hat detection. In: **2018 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC)**. IEEE, 2018. p. 430-434.
- (28) FANG, Qi et al. A deep learning-based method for detecting non-certified work on construction sites. **Advanced Engineering Informatics**, v. 35, p. 56-68, 2018.
- (29) ABADI, Martín et al. Tensorflow: A system for large-scale machine learning. In: **12th {USENIX} symposium on operating systems design and implementation ({OSDI} 16)**. 2016. p. 265-283.
- (30) CHEN, Tianqi et al. Mxnet: A flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems. **arXiv preprint arXiv:1512.01274**, 2015.
- (31) PASZKE, Adam et al. Automatic differentiation in Pytorch, 2017.

DADOS BIOGRÁFICOS



Engenheiro mecânico formado na UFRGS no ano de 2013. Mestre em engenharia mecânica pela UFSC no ano de 2016. Doutor em engenharia mecânica na área de metrologia pela Universidade Federal de Santa Catarina, com ênfase no uso de dados para desenvolvimento de soluções de aprendizado de máquina e visão computacional aplicada a ensaios não-destrutivos. Pesquisador no Instituto SENAI de Inovação em Sistemas Embarcados (Florianópolis), onde desenvolve soluções para os mais diversos setores industriais nas áreas de visão computacional, aprendizado de máquina, ciclo de vida de dados, extração de parâmetros e análise estatística.

(2) ALEXANDRE REEBERG DE MELLO

Dr. Alexandre Reeberg de Mello estudou Engenharia de Controle e Automação na Universidade Católica do Paraná (PUCPR), em Curitiba de 2007 a 2012. Realizou o mestrado e doutorado nas áreas de visão computacional e aprendizado de máquina na Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), em Florianópolis de 2013 a 2019, no programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas. Atualmente, ocupa o cargo de pesquisador líder no Instituto Senai de Inovação em Sistemas Embarcados, cujos interesses são visão computacional e processamento de imagens, aprendizado de máquina e otimização.

(3) ALEXANDRE ALVARENGA DE OLIVEIRA MONTEIRO

Possui graduação em Engenharia de Controle e Automação pela Universidade Federal de Lavras (UFLA) em 2016. Mestre em Engenharia de Automação e Sistemas pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) – 2019. Atualmente trabalha como pesquisador no Instituto SENAI de Inovação em Sistemas Embarcados em Florianópolis - SC, atuando junto à equipe de Visão Computacional e Inteligência Artificial. Principais competências estão no campo da Visão computacional, como classificação, detecção e segmentação de objetos. Principais campos de pesquisa e interesse incluem: Processamento de imagens, Visão Computacional, Inteligência Artificial, Aprendizado de Máquina

(4) GUILHERME MONTEMOR GHEDINI

Formado em engenharia ambiental no ano de 2012. Engenheiro de Saúde, Segurança e Meio Ambiente, com experiência em: vistoria e supervisão de obras civis, Sistemas de Gestão Integrado, Auditorias de Qualidade, Saúde, Segurança e Meio ambiente. Atuou no Metrô no setor de obras de infraestrutura, realizando vistorias e auditorias; no setor de mineração da Anglo American Níquel; foi auditor líder no setor químico da CMOC International Copebras (Cubatão), sendo responsável pela garantia da certificação do Sistema de Gestão Integrado da empresa e atualmente é responsável pela implementação de projetos tecnológicos de segurança, gestão de estatísticas, recursos e programas de inspeção, prevenção, investigação e planos de resposta na CTG.

(5) GIANCARLO MARCHESINI

Graduou-se em Engenharia Elétrica pelo Instituto Federal do Espírito Santo (IFES) no ano de 2014. Finalizou em 2016 o mestrado pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica na Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) na área de Inteligência Artificial para a engenharia biomédica. Engenheiro de Segurança do Trabalho pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia de Segurança do Trabalho pela Universidade do Sul de Santa Catarina (Unisul). Atualmente, é pesquisador do Instituto SENAI de Inovação em Sistemas Embarcados nas áreas de Machine Learning e Visão Computacional em Florianópolis. Desenvolve algoritmos de aprendizado de máquina, visão computacional, arquiteturas de sistemas, análises estatísticas e mineração de dados para as diversas áreas da Indústria 4.0.