ISBN: 9786588884447

DETECÇÃO DE PLACAS DE VEÍCULOS UTILIZANDO FILTROS E YOLOv8: UMA PERSPECTIVA VOLTADA ÀS NECESSIDADES DE UM PROJETO DE PESQUISA

EMANUELLE PASSOS MARTINS

RESUMO

Dada a necessidade de se identificar placas de veículos em um projeto de pesquisa com o objetivo de automatizar o acesso de veículos em condomínios, propôs-se apresentar os resultados obtidos com o uso de métodos de visão computacional para se fazer a detecção de tais placas, a partir de um *dataset* com 158 imagens de veículos. Assim, primeiramente foi utilizada uma abordagem de detecção de contornos com a aplicação de filtros às imagens individualmente, contudo ao se atentar à importância da generalização do modelo, aumentou-se o *dataset* para 506 imagens e notou-se que tal abordagem se tornara inviável em um conjunto com muitas imagens e cenários diferentes, como noite, chuva, placas inclinadas, não centralizadas e com diferentes localizações nas imagens. Diante disso, em busca de outros métodos, utilizou-se o YOLOv8 com 120 épocas, 70% dos dados para treinamento (354 imagens), 15% para validação (76 imagens), 15% para teste (76 imagens) e *batch* = 16. Tal configuração apresentou performance muito significativa, pois permitiu o ajuste automático dos parâmetros que permitem a detecção das placas, considerando todo o *dataset* no treinamento e não sendo necessário o ajuste manual como no caso dos filtros. Além disso, obteve-se mAP50 acima de 99% e mAP50-95 acima de 80%, tanto para treinamento quanto validação, sendo a taxa de confiabilidade do modelo nas imagens de teste acima de 69%, em que tal valor foi obtido para uma imagem com a placa inclinada, enquanto tanto em cenário noturno, quanto imagens com placa centralizada e não centralizada a confiança ficou em torno de 90%.

Palavras-chave: YOLO; Detecção de contornos de objetos; Reconhecimento de placas de veículos; Visão Computacional; Inteligência Artificial

1 INTRODUÇÃO

Com a propagação da Inteligência Artificial, a detecção de objetos passou a ser uma área bastante explorada pela visão computacional. No trânsito por exemplo, as câmeras de monitoramento possibilitam através da detecção de placas de veículos a identificação deles.

Há vários métodos utilizados para a detecção de objetos, dentre os quais a abordagem com filtros é um método simples e consiste na aplicação de um conjunto de filtros cujos parâmetros são ajustados individualmente para cada imagem para melhor permitir a detecção através de contornos.

Por outro lado, um dos mais reconhecidos é o YOLO, do inglês *You Only Look Once*. Ele é um método que ao "ver" uma imagem uma única vez, pode reconhecer e localizar objetos presentes nela. Para tal, ao receber uma imagem como entrada, ele utiliza uma rede neural convolucional para extrair as características dela [1].

Assim, para se identificar uma placa de veículo, além da detecção da sua área em uma imagem é necessário posteriormente fazer o reconhecimento dos caracteres dela, contudo o foco deste trabalho se concentrou na primeira etapa, de detecção.

DOI: 10.51189/ensipex2024/29318

ISBN: 9786588884447

Dessa forma, este trabalho visa apresentar os resultados obtidos na detecção de placas de veículos com filtros e YOLOv8, como parte de um projeto de pesquisa intitulado “Controle do acesso de veículos em condomínios”, cuja ideia foi automatizar o acesso de veículos em condomínios verificando se a placa detectada estava previamente autorizada a ter acesso liberado ou não.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

Inicialmente foi utilizada uma abordagem com filtros, que foram aplicados às imagens individualmente. Tais filtros ressaltam os contornos dos objetos de forma a possibilitar a detecção das bordas das placas e a sua localização na imagem.

Entretanto, visando generalizar o *dataset*, que contava inicialmente com 158 imagens de veículos evidenciando a placa, sendo a maioria durante o dia e com as placas centralizadas, foram incluídas imagens de veículos na chuva, durante o dia e noite, além de placas de diferentes países, ou seja, com diferentes padrões de disposição dos caracteres, totalizando 506 imagens.

Dessa forma, a localização das placas nas imagens deixou de ser somente centralizada e passou a ficar em pontos diversos, evitando juntamente com a associação de diferentes cenários que o modelo gravasse algum possível padrão nas imagens, podendo gerar *overfitting*.

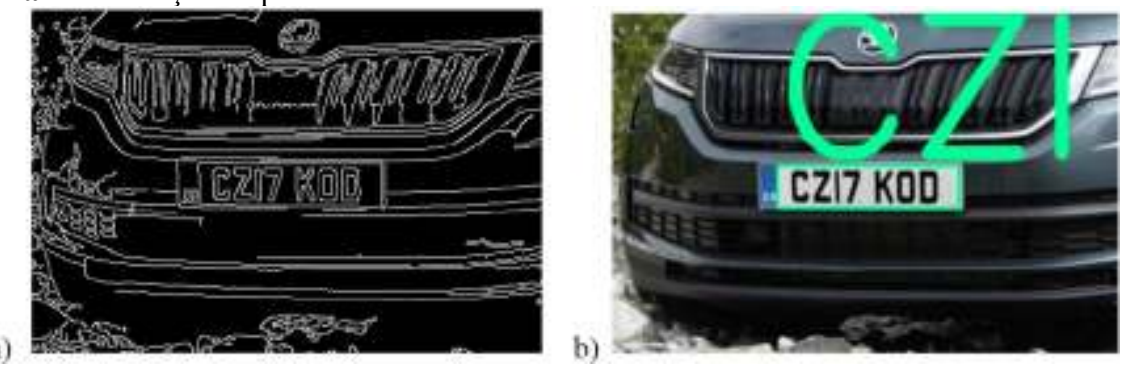
Posteriormente utilizou-se o YOLOv8, contando com a seguinte divisão do *dataset*: 70% para treinamento (354 imagens), 15% para validação (76 imagens) e 15% para teste (76 imagens), sendo 120 épocas e *batch* = 16.

Para se avaliar a performance desse modelo, utilizou-se dois valores da métrica mAP (do inglês, *Mean Average Precision*). A mAP50 é a acurácia quando o IoU = 50, enquanto a *mAP50-95* se trata de quando o IoU está entre 50 e 90, sendo IoU (*Intersection over Union)* a medida de sobreposição dos limites predito e real [2]. Em outras palavras, ele avalia o quanto o modelo acertou na detecção da área da placa na imagem.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com a utilização de filtros notou-se que o ajuste manual dos parâmetros de forma a permitir e aprimorar a detecção das placas seria inviável, dada a quantidade e diversidade das imagens, pois ajustando os parâmetros a um cenário específico a performance nos outros caia. Assim, o melhor resultado obtido foi o caso em que a placa estava centralizada, conforme mostra a Figura 1. Contudo, por se tratar de uma abordagem feita individualmente sobre cada imagem, a ausência de métricas de avaliação não permitem quantificar sua performance.

Figura 1 – Detecção de placas de veículos utilizando filtros:



a) aplicação de filtros na imagem para ressaltar os contornos, b) detecção da placa centralizada através da borda verde delimitando a localização dela

DOI: 10.51189/ensipex2024/29318

ISBN: 9786588884447

Como resultados para a aplicação do YOLOv8, para o treinamento obteve-se mAP50 = 0.992 e mAP50-95 = 0.803; para validação, mAP50 = 0.99 e mAP50-95 = 0.829. Assim, observa-se que ao considerar o acerto de pelo menos 50% da área da placa na detecção predita diante da real, o modelo apresentou resultados com acurácia acima de 99%, havendo uma queda para em torno de 80% ao se levar em conta o acerto de 50 a 95% da área da placa.

Ao analisar as imagens de teste, a confiança do modelo para a localização da placa na imagem ficou em torno de 90%, inclusive para o cenário noturno, sendo o valor mais baixo, 69%, no caso de uma imagem em que a placa está inclinada, como mostra a Figura 2.

Figura 2 – Detecção de placas de veículos utilizando YOLOv8:

a) placa centralizada durante o dia (90% de confiabilidade), b) placa não centralizada (91% de confiabilidade), c) placa com inclinação (69% de confiabilidade), d) cenário noturno (90% de confiabilidade)

Tais resultados evidenciam o quão relevante foi o YOLOv8, sendo uma solução que ajusta os parâmetros automaticamente e com performance significativa em uma maior diversidade de cenários.

4 CONCLUSÃO

Conclui-se que métodos de visão computacional podem ser utilizados para se detectar placas de veículos, tornando possível a aplicação disso na automatização do controle do acesso de veículos em condomínios, objetivo do projeto de pesquisa ao qual este trabalho fez parte.

Além disso, mostrou-se que diferentes métodos podem ser utilizados para tal tarefa de detecção, sendo os resultados obtidos com filtros interessantes somente no caso de menos imagens e cenários específicos, enquanto o YOLOv8 consegue levar em conta uma quantidade maior de imagens e cenários mais diversificados no ajuste dos parâmetros que permitem a detecção das placas, possibilitando a generalização do modelo.

Assim, obteve-se com o YOLOv8 mAP50 acima de 99% e mAP50-95 acima de 80%, com confiabilidade maior que 69%, sendo no pior caso uma imagem com a placa inclinada.

Para trabalhos futuros seria interessante um aumento do *dataset*, incluindo mais

DOI: 10.51189/ensipex2024/29318

ISBN: 9786588884447

imagens com placas inclinadas, para que o modelo possa aprender a lidar com este tipo de situação, dado que o *dataset* utilizado contava com poucas imagens assim.

REFERÊNCIAS

ALVES, G. Detecção de Objetos com YOLO – Uma abordagem moderna. **Expert Academy**, 2020. Disponível em: <https://iaexpert.academy/2020/10/13/deteccao-de-objetos- com-yolo-uma-abordagem-moderna/?doing_wp_cron=1681096959.1357550621032714843750#:~:text=Esse%20framework%20foi%20desenvolvido%20pelo,tamb%C3%A9m%20possui%20suporte%20para%20GPU>. Acesso em: 16 dez. 2023.

HUI, J. mAP (mean Average Precision) for Object Detection, 2018. Disponível em: <https://jonathan-hui.medium.com/map-mean-average-precision-for-object-detection-45c121a31173>. Acesso em: 16 dez. 2023.

DOI: 10.51189/ensipex2024/29318