

一种基于机器视觉的智慧工地车辆识别算法

仵丹丹¹, 彭松¹, 张耀伟², 印鑫雨²

(1. 南京城市建设管理集团有限公司; 2. 河海大学商学院)

【摘要】文章基于机器视觉技术, 结合智慧工地车辆识别和车辆管理的实际需求, 通过制作智慧工地车辆类型数据集和车牌数据集, 采用YOLOv11模型, 设计智慧工地车辆识别算法, 进行针对性训练, 可以准确识别视频流中的车辆类型、车牌颜色, 并解决了多牌识别和车-牌关联问题。实验证明, 对于白昼和夜晚两类实际场景, 本文构建的算法能够准确识别视频中出现车辆类型和多车牌, 统计视频中车辆数量, 并生成统计报告。

【关键词】智慧工地; 车辆识别; 机器视觉; YOLOv11

【基金项目】南京市建设行业科技计划项目: 基于机器视觉的智慧工地车辆冲洗监管研究, 项目编号: Ks2438

中图分类号: TU71

DOI: 10.13655/j.cnki.ibci.2026.05.047

A Vehicle Recognition Algorithm for Intelligent Construction Site Based on Machine Vision

WU Dan-dan¹, PENG Song¹, ZHANG Yao-wei², YIN Xin-yu²

(1. Nanjing Urban Construction Management Group Co., Ltd.; 2. Business School of Hohai University)

【Abstract】This study, based on machine vision technology and in line with the actual needs of intelligent construction site vehicle recognition and vehicle management, by creating a dataset of vehicle types and license plate data for the intelligent construction site, and using the YOLOv11 model, designs an intelligent construction site vehicle recognition algorithm and conducts targeted training. The algorithm accurately identifies vehicle types and license plate colors in video streams, and resolves the problems of multi-plate recognition and vehicle-plate association. Experiments show that in both daytime and nighttime scenes, the proposed algorithm can accurately identify the types of vehicles and multiple license plates in the video, count the number of vehicles in the video, and generate statistical reports.

【Keywords】intelligent site; vehicle recognition; machine vision; YOLOv11

1 引言

近年来, 建筑行业的转型升级推动了工地的智慧化进程, 智慧工地车辆管理随之得到发展。但目前车辆管理仍存在一些问题。因此, 本研究构建了工地车辆类型与车牌数据集, 并设计了识别算法, 有效解决了智慧工地车辆管理中面临的识别问题。

目前, 国内智慧工地结合机器视觉的应用, 通常聚焦于施工机械的跟踪检测及人机检测等场景。如将行为识别技术应用到大型施工设备的效率检测, 使用行为分割网络来识别大型施工设备在施工现场的活动^[1]; 利用目标检测算法进行建筑工地中对人员和机械的检测等^[2]。国内对车辆的识别则聚焦于交通安全、车辆零部件等方向, 如吕超等^[3]提出的基于图表示学习方法对骑行人员与机动车之间的行为识别, 吴晨昊等^[4]提出的基于特征语义融合方法对危险品运输车辆的识别, 及王永斌^[5]使用综合基于角点和灰度信息的图像匹配算法、RFCM算法和PatMax算

法检测车辆底部关键零部件破损情况的方法。

综上, 本研究构建车辆识别模型, 并根据智慧工地实际情况对模型进行调优, 达到正确识别工地内车辆, 准确统计车辆类型、数量, 车牌颜色的要求。

2 模型及算法设计

2.1 YOLO模型选择

2.1.1 YOLO模型误差评价指标

本文使用 mAPval 和 T4 对模型进行评价。mAPval(50-95)表示在验证集的识别结果中, 以0.05作为步长, 计算交并比(IoU)在0.5至0.95区间内的识别平均精度值见式(1)。

$$mAPval(50 - 95) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (1)$$

式(1)中: N 为IoU值的个数, AP_i 为在第 i 个IoU值下的平均精度(mAP), IoU为图像识别中预测框与真实框的重合程度, 即交集比并集。

而平均精度 AP 则是通过计算模型在某个类别标签下的精确率和召回率曲线下的面积,见式(2)。

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (2)$$

式(2)中: r 为召回率, $p(r)$ 为该召回率 r 值下的最大精确率。由于双指标不易直观对比,故从性价比角度出发,引入“精度—延迟性价比”(Efficiency Score),其含义为单位时间内模型进行图像识别的平均精度值见式(3)。

$$Efficiency\ Score = \frac{mAPval(score)}{T4(ms)} \quad (3)$$

2.1.2 车辆类型识别模型选择

考虑本研究未来主要接入摄像头设备,识别实时图像数据,体量相对较小,故选择使用YOLO11n、YOLO11s进行训练,再通过评价指标选取模型。

模型经过训练后,在车辆类型验证集上的实际精度 mAP50-95、F1 最大值和平均值、Efficiency Score 以及平均推理时间的情况如表 1 所示。

表1 车辆类型识别模型重点指标得分表

模型	mAPval (50-95)	平均推理 时间	Efficiency Score	F1-max	F1-avg
YOLO11n	0.4855	25.05ms	0.01938	0.8975	0.5699
YOLO11s	0.4806	25.24ms	0.01904	0.8856	0.5862

由于数据集规模一般,故优先考虑能够反映模型在最佳阈值下性能极限的F1-max 指标。因此,在模型综合评价中,基于Efficiency Score 与F1-max 间的权重采用1:1 比值形式,计算得到YOLO11n 综合得分 0.458, YOLO11s 综合得分 0.452, 故选择YOLO11n 作为算法设计的基础模型。

2.1.3 车牌识别模型选择

模型经过训练后,在车牌验证集上的实际精度 mAP50-95、F1 最大值和平均值、Efficiency Score 以及平均推理时间的情况如表 2 所示。

表2 车牌识别模型重点指标得分表

模型	mAPval (50-95)	平均推理 时间	Efficiency Score	F1-max	F1-avg
YOLO11n	0.8280	27.16ms	0.03049	0.9696	0.9489
YOLO11s	0.8320	27.44ms	0.03032	0.9831	0.9430

在模型综合评价中,最终计算得到YOLO11n 综合得分 0.5000, YOLO11s 综合得分 0.506, 因此,最终选择基于YOLO11s 作为算法设计的基础模型。

2.2 基于视频流的车辆识别算法设计

研究首先将视频流划分为帧的形式,以便初始识别模块对每个帧时刻对应的图像进行识别。本研究主要通过opencv 库读取视频与视频帧。

在使用模型直接对视频进行识别的过程中,出现了非车辆误识别、闪烁重复识别、车辆重复计数等现象,由此提出相关算法。

1)非车辆误识别优化

实验发现,在非车辆误识别情况中,识别置信度通常低于0.6,因此,通过修改模型目标跟踪函数中的置信度阈值大于0.7,保证最终结果准确性见式(4)。

$$Confidence(X \rightarrow Y) = \frac{Support(X \cup Y)}{Support(X)} \quad (4)$$

式(4)中: $Confidence$ 为置信度, $Support$ 为支持度。 $Support(X \cup Y)$ 表示项集X 和项集Y 同时出现的频率, $Support(X)$ 表示项集X 出现的频率。

2)闪烁重复识别优化

实验发现,在车辆类型判断过程中,静止车辆出现了闪烁重复识别的情况,此类闪烁重复识别现象通常出现时长较短。为此,引入识别框体最小存在时间MIN_LIFETIME,忽略存在时间小于该变量的识别信息。本研究设置最小存在时间为2s,既保证去除闪烁重复识别问题,又保证正常识别正常静止车辆见式(5)。

$$ignore: end_time - start_time \leq MIN_LIFETIME(5)$$

3)车辆类型判断优化

实验发现,在车辆类型判断过程中,会出现由于角度、光线不同导致的同车异类识别。为确保最终结果正确,引入投票机制,结合车辆类型识别结果频次N 和置信度Conf,综合确定车辆类型见式(6)。

$$CarType = \max(\sum_{i=1}^N Conf_i) \quad (6)$$

4)一车多牌关联优化

实验需将车牌与对应车辆进行关联,保证车辆与车牌之间的对应关系。研究采用中心点位置判断的算法进行车牌隶属判断, x_{centre} 表示车牌中心点横坐标, y_{centre} 表示车牌中心点纵坐标。 x_{LPleft} 表示车牌左端点横坐标, $x_{LPright}$ 表示车牌右端点横坐标。 y_{LPup} 表示车牌上端点纵坐标, y_{LPdown} 表示车牌下端点纵坐标见式(7)、式(8)。

$$x_{centre} = \frac{x_{LPleft} + x_{LPright}}{2} \quad (7)$$

$$y_{centre} = \frac{y_{LPup} + y_{LPdown}}{2} \tag{8}$$

针对车牌关联问题,对所有车辆进行遍历,判断车牌中心点是否在该车识别框体内见式(9)、式(10)。

$$X_{Carleft} \leq x_{centre} \leq X_{Carright} \tag{9}$$

$$Y_{Carup} \leq y_{centre} \leq Y_{Cardown} \tag{10}$$

式(9)、式(10)中: $X_{Carleft}$ 为车辆左端点横坐标, $X_{Carright}$ 为车辆右端点横坐标, Y_{Carup} 为车辆上端点纵坐标, $Y_{Cardown}$ 为车辆下端点纵坐标。

3 实证分析

3.1 数据来源

根据算法需要完成的实际功能,共制作车辆类型和车牌两个数据集,其中,车辆类型数据集覆盖轿车、SUV、面包车、渣土车、泥浆车、五小工程车六类智慧工地内的常见车型;车牌数据集包括黄色、蓝色和绿色车牌三类。数据集中,车辆类型数据集中着重关注的渣土车、泥浆车、五小工程车,其标签数分别为931、513和264;车牌颜色数据集中黄色、蓝色、绿色车牌的标签数分别为1002、1155和335。各数据集照片数量均在1500张左右,同时设置训练集、验证集、测试集的数量比为7:2:1。

3.2 实证过程及结果

导入白昼和夜晚两段视频,并对视频帧进行目标检测,识别并记录车辆类型、车牌颜色、车辆数量、车辆出现消失时间等信息。

3.2.1 白昼视频实验结果

抽取白昼视频进行检测,该视频共包含三辆渣土车,其中,一辆车没有车牌,另外两辆车车牌正常出现,实验结果如表3和表4所示。

表3 白昼视频车辆数量情况

持续时间	渣土车数量	泥浆车数量	五小工程车数量	其他车辆数量	车辆总数
0:01:58	3	0	0	0	3

表4 白昼视频车辆基本信息

是否为黄牌	是否为蓝牌	是否为绿牌	车辆类型	出现时间	消失时间
			渣土车	0:00:00	0:00:02
黄牌	蓝牌		渣土车	0:00:00	0:00:36
黄牌	蓝牌		渣土车	0:00:45	0:01:55

3.2.2 夜晚视频实验结果

抽取夜晚视频进行检测,该视频共包含一辆渣土车和一辆五小工程车,车牌正常出现,实验结果如表5和表6所示。

表5 夜晚视频车辆数量情况

持续时间	渣土车数量	泥浆车数量	五小工程车数量	其他车辆数量	车辆总数
0:02:14	1	0	1	0	2

表6 夜晚视频车辆基本信息

是否为黄牌	是否为蓝牌	是否为绿牌	车辆类型	出现时间	消失时间
黄牌	蓝牌		渣土车	0:00:12	0:01:14
黄牌			五小工程车	0:01:15	0:02:14

4 结语

本研究首先通过使用YOLOv11的多个不同大小的模型并行训练,结合设计的模型综合评价指标,最终对比筛选出最优模型。其次,进行了智慧工地车辆识别实验。实验首先结合实际视频数据,对编写完成的算法进行检验,解决了非车辆误识别、部分帧车辆识别误判、车辆重复计数,以及工地用车一车双牌的多牌识别、车牌关联和多牌信息保留等问题。

参考文献

[1] 陈雪健. 动作分割与行为识别技术研究及其在智慧工地中的应用[D]. 贵阳: 贵州大学, 2023.

[2] 王乾. 基于深度学习的建筑工人-机检测研究[D]. 山东: 山东建筑大学, 2024.

[3] 吕超, 王俊斌, 崔格格, 等. 混合交通下骑行者与车辆交互行为识别方法[J/OL]. 中国公路学报, 1-12[2025-05-11].

[4] 吴晨昊, 曾俊铖, 吴雄伟, 等. 特殊场景下融合语义特征的危险品车辆识别方法[J/OL]. 交通科技与经济, 1-6 [2025-05-11].

[5] 王永斌. 基于机器视觉的车辆底部关键零部件破损精准识别[J]. 粘接, 2025, 52 (3): 154-157.