

基于改进 yolov8 的路面坑槽检测方法

裴丽娅¹ 王鹏飞² 王国宇^{3*} 邓力珩⁴ 陈仁祥⁴

1. 云南省交通运输综合行政执法局工程质量监督支队 云南昆明 650001

2. 武汉长江航运规划设计院有限公司 湖北武汉 430030

3. 招商局生态环保科技有限公司 重庆 400067

4. 重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400074

摘要:道路坑槽损伤会带来诸多危害,因此快速检测路面坑槽并及时修复对于人们的出行安全尤为重要。针对现有路面坑槽检测模型误检、漏检率高且参数大的问题,提出改进 YOLOv8n 的方法:首先,使用 BiFPN 替换颈部网络增强特征融合能力;其次在骨干网络引入 MLCA 注意力机制抑制环境干扰;最后,将 CIoU 损失函数替换为 EIoU 以加速收敛。通过实验表明,改进后平均精度提升 4.8%,参数量和计算量分别降低 33.8% 和 12.3%,适用于轻量化部署。

关键词:路面坑槽检测;改进 YOLOv8;注意力机制;损失函数;轻量化

引言

道路在长期运营过程中受车辆负载和环境因素影响会出现各类损伤,其中坑槽损伤会加快道路破损速度。坑槽处易积水,在车辆碾压和水侵蚀下会加速周边路面破损,影响道路使用寿命^[1]。坑槽的高效检测对道路运营维护、保护人民出行安全具有极大帮助。

传统路面坑槽检测主要靠人工巡查,需丰富经验和专业知识,效率低、劳动强度大,易受主观因素影响,可能漏检或误判。需要更加自动,快捷,准确的方法来实现坑槽的检测。目前目标检测算法主要分为 one-stage 算法和 two-stage 算法。Two-stage 算法中 Faster R-CNN 在目标检测任务中使用较为广泛^[2]。徐康^[3]等在 R-CNN 的基础上进行改进,在道路缺陷的识别上取得了较高的精度,不过该算法的计算复杂度太高,不适合算法轻量化部署。One-stage 算法更多地实时检测中被使用,蒋大伟等^[4]提出改进 YOLOv5 的算法,提高了道路缺陷检测精度、降低漏检率,但在复杂背景下的识别精度欠佳。白瑞瑞等^[5]在 YOLOv8^[6]骨干网络中引入三支注意力(Triplet Attention)模块,并提出一种新的检测头—Flex_Detect,提高模型在目标检测任务上的性能具有较强泛化能力,但模型的参数量比原算法有所提升,模型更为复杂。

针对这些不足,提出改进 YOLOv8 的路面坑槽检测方法,在保证检测实时性的同时,提高对坑槽目标的检测精度和平均精度,降低模型漏检、误检率和参数量。

1 改进的 YOLOv8 算法原理

原 YOLOv8-n 算法在运用到道路坑槽检测时有较高的漏检率和计算参数量大的问题。为此,将从以下三个方面对原算法进行改进。首先在骨干网络的 SPPF 层后加入混合局部通道注意力机制(Mixed local channel attention, MLCA),能在增加少量参数量的情况下提高检测精度;将颈部网络替换为双向特征金字塔网络(Bidirectional Feature Pyramid Network, BiFPN),从而增强算法的特征提取效率;最后用 EIoU(Efficient Intersection over Union)替换原本的 CIoU(Computer Intersection over Union)提升算法边界框的回归精度。改进后的网络结果图如图 1 所示。

在结构特点方面,如图 1 右侧深色实线框内下部所示:BiFPN 引入了双向路径,除了传统的自顶向下路径之外,还增加了自底向上的路径,这使得信息能够在不同尺度的特征图之间进行更加充分的交互,从而为模型提供更丰富的特征信息。同时,BiFPN 具有可重复的特征融合特点,通过多次重复的特征融合操作,能够逐步优化特征的表示,显著提高特征的质量。

图中 Conv1d 为一维卷积,卷积核大小 k 与通道维数 C 成正比,说明在捕获局部跨通道交互信息时,只考虑每个通道与其 k 个相邻通道之间的关系。 k 由以下公式确定

实验结果表明：在 YOLOv8 的基础上将颈部网络改进为 BiFPN，由于 BiFPN 具有多尺度融合的特点，显著降低了对目标信息的损失，平均精度指标提升了 2.5%，参数量下降和计算量都有下降；在加入注意力机制和改进损失函数的情况下，没有额外的计算量的提升，且平均精度指标分别提升了 2.6% 和 3.3%；从整体上看，改进后的 YOLOv8 平均精度提高了 4.8%，参数量下降了 33.8% 仅为 1.9M，计算量下降了 12.3% 仅为 7.1G，说明改进模型能够在更轻量化的情况下，能有效提升坑槽检测的精度。

为验证改进模型的性能，将本文方法与 Faster R-CNN 以及 YOLOv6 在相同的训练条件下进行对比，结果如表 2。从对比结果分析可知，双阶段算法 Faster R-CNN 存在精度较低的问题，且其参数量和计算量庞大，使得模型的轻量化部署面临较大困难。本文所提出的算法在坑槽检测方面，相较于 YOLOv6 等主流检测模型，在精度和平均精度上有明显提升。与原算法相比，虽召回率略有下降，但检测精度提高了 3.9%，平均精度指标提高了 4.8%，同时参数量和浮点计算量分别降低了 0.97M 和 1G。综上，改进后的 YOLOv8 模型在提升性能的同时，能够有效降低算法计算量，适用于模型的轻量化部署。

表 2 对比实验

Model	Precision/%	Recall/%	mAP/%	Params/M	GFLOPs/G
Faster R-CNN	61.2%	62.9%	62.4%	28.31	108.2
YOLOv6	68.6%	60.2%	64.2%	4.03	11.8
YOLOv8n	71.3%	64.1%	67.8%	2.87	8.1
本文算法	75.2%	63.9%	72.6%	1.90	7.1

3 结语

在传统坑槽检测方法效率低、易受主观因素影响的背

景下，提出基于改进 YOLOv8 的路面坑槽检测方法。通过在骨干网络 SPPF 层后加入 MLCA 注意力机制，增强特征捕捉能力。将颈部网络换为 BiFPN，提升多尺度特征融合效果。实验结果表明，改进后的算法有效降低了原 YOLOv8n 算法误检、漏检率和参数量，适用于轻量化部署，为道路坑槽检测提供了更高效、准确的解决方案，具有一定的运用价值。

参考文献：

- [1] 田泽宇. 公路沥青混凝土路面坑槽维修机理分析[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2015, 11(07): 61-63+75.
- [2] 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 10-25.
- [3] 徐康, 马荣贵. 基于改进 Faster-RCNN 的沥青路面裂缝检测[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(07).
- [4] WEI L, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [5] 蒋大伟, 吴正平, 景思伟. 基于改进 YOLOv5 的道路缺陷检测与分类研究[J]. 信息技术与信息化, 2024, (02): 31-34.
- [6] 白瑞瑞, 赵建光, 赵佳娜, 等. 基于改进 YOLOv8 的道路坑洼检测算法[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(21): 56-60.

基金项目：本文系道路与铁道工程安全保障省部共建教育部重点实验室开放课题（项目编号：STDTKF202204）；重庆市专业学位研究生教学案例库项目（项目编号：JDALK2022007）研究成果。

作者简介：裴丽娅（1976—），女，本科，高级经济师，从事交通建设质量安全监督及执法工作。

通信作者：王国宇（1990—），男，本科，从事公路工程检测。