

DOI: 10.7672/sgjs2025120129

基于人工智能的路面病害自动识别方法*

张明^{1,2}, 燕飞¹, 王鹏涛¹, 蒋毅¹

(1. 湖南科技大学土木工程学院, 湖南 湘潭 411201; 2. 湖南省第三工程有限公司, 湖南 湘潭 411104)

[摘要] 随着智能交通系统的发展,路面病害的自动识别逐渐成为道路养护的重要研究方向。然而,现阶段的路面病害识别仍面临诸多挑战,如不同病害类型间的复杂性和相似性、病害的多尺度特性及环境因素的影响等问题。近年来,基于深度学习的目标检测方法在路面病害识别中展现出显著优势,尤其是 Faster R-CNN, YOLO 系列模型(包括 YOLOv3, YOLOv5, YOLOv8)在该领域得到广泛应用和研究。Faster R-CNN 作为两阶段检测模型的代表,具有较高精度,但检测速度相对较慢,难以满足实时应用的需求。YOLO 系列模型通过将检测和分类任务合并为一个步骤,大幅度提升了检测速度。YOLOv3 在速度与精度间取得了良好平衡,但对小目标的检测效果存在不足。YOLOv5 进一步优化了模型结构,使得模型在轻量化和精度上有了更好表现。最新的 YOLOv8 在模型精度、速度及泛化能力上均有显著提升,尤其在路面病害自动识别任务中展现出卓越性能。对 Faster R-CNN, YOLOv3, YOLOv5, YOLOv8 和改进后的 YOLOv8 5 种模型在路面病害自动识别中的表现进行了系统对比和分析,结果显示改进后的网络精准度为 93.289%, mAP 达到 89.9%, 具有较好实际应用效果。

[关键词] 道路;路面;病害;裂缝;人工智能;机器视觉;深度学习;无损检测

[中图分类号] U418.6

[文献标识码] A

[文章编号] 2097-0897(2025)12-0129-05

Automatic Identification Method of Pavement Diseases Based on Artificial Intelligence

ZHANG Ming^{1,2}, YAN Fei¹, WANG Pengtao¹, JIANG Yi¹

(1. School of Civil Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China; 2. Hunan No. 3 Engineering Co., Ltd., Xiangtan, Hunan 411104, China)

Abstract: With the development of intelligent transportation system, automatic identification of pavement diseases has gradually become an important research direction of road maintenance. However, the current pavement disease identification still faces many challenges, such as the complexity and similarity among different disease types, the multi-scale characteristics of the diseases, and the influence of environmental factors. In recent years, object detection methods based on deep learning show significant advantages in pavement disease identification, especially Faster R-CNN and YOLO series models (including YOLOv3, YOLOv5, and YOLOv8) have been widely used and studied in this field. As a representative of the two-stage detection model, Faster R-CNN has high accuracy, but its detection speed is relatively slow, which is difficult to meet the needs of real-time applications. YOLO family of models greatly improve detection speed by combining detection and classification tasks into one step. YOLOv3 achieves a good balance between speed and accuracy, but it has some shortcomings in detecting small targets. YOLOv5 further optimizes the structure of the model, making the model have better performance in terms of lightweight and accuracy. The latest YOLOv8 has significantly improved model accuracy, speed, and generalization ability, especially showing excellent performance in the task of automatic identification of road diseases.

* 国家自然科学基金面上项目(52078210)

[作者简介] 张明, 硕士, 工程师, 国家一级注册建造师, 国家注册监理工程师, E-mail: 1005916406@qq.com

[通信作者] 燕飞, 博士, 讲师, 硕士生导师, E-mail: yanfei@hnust.edu.cn

[收稿日期] 2025-03-25

In this paper, the performance of Faster R-CNN, YOLOv3, YOLOv5, YOLOv8 and the improved YOLOv8 models in automatic identification of pavement diseases is systematically compared and analyzed. The results show that the improved network accuracy is 93.289%, and mAP reaches 89.9%, which has a good practical application effect.

Keywords: roads; pavements; diseases; cracks; artificial intelligence; machine vision; deep learning; non-destructive test

0 引言

随着计算机视觉和深度学习技术的快速发展,基于人工智能的路面病害识别方法应运而生^[1-3]。特别是深度学习中的目标检测技术,已被广泛应用于路面病害的自动识别中。其中,Faster R-CNN 作为早期的两阶段目标检测模型,通过引入区域建议网络(RPN),在提高检测精度的同时兼顾了检测效率。然而,由于其计算复杂度高,难以满足实时检测的需求。

YOLO 系列模型以其单阶段检测的结构大幅度提高了检测速度,且在目标检测的精度上也表现出色。YOLOv3 在目标检测领域得到广泛应用,然而其在小目标检测方面的性能依然存在不足。后续的 YOLOv5 通过优化模型结构进一步提升了模型的精度和速度,并在轻量化方面表现突出。最新的 YOLOv8 模型则在此基础上进行了进一步改进,在模型精度、推理速度和泛化能力上均有显著提升,成为当前路面病害自动识别研究中的热门选择^[4-6]。

然而,尽管 YOLOv8 在各种基准测试中表现优异,但在复杂的路面环境中,其识别准确率和鲁棒性仍存在进一步提升的空间。本文针对现有 YOLOv8 模型在路面病害识别中不足之处,提出了一种改进的 YOLOv8 模型,旨在通过优化网络结构、添加注意力机制、增强特征提取能力等方法,提高模型对不同类型路面病害的识别精度和鲁棒性。本文将对该改进方法进行详细介绍,并通过试验验证其在实际应用中的有效性。

1 网络架构概述

模型的整体架构如图 1 所示,主要由主干网络、特征金字塔网络(FPN)和检测头 3 部分组成。首先,输入的路面病态图像经过主干网络的卷积层(Conv2d)和 C2f 模块提取低级特征,同时通过空间金字塔池化层(SPPF)增强多尺度特征表达。然后,特征金字塔网络通过上采样(UPSample)和拼接(Concat)操作融合来自不同层次的特征,以捕捉目标的全局和局部信息。最后,检测头部分包括多个瓶颈层(BottleNeck)和卷积操作(CBS),用于进一步优化特征表达,并通过 BoxLoss 和 ClsLoss 完成目标

的边界框回归和类别分类任务^[7-8]。该架构通过多次特征融合与池化操作实现了对不同尺度目标的高效检测,适用于多目标检测任务。

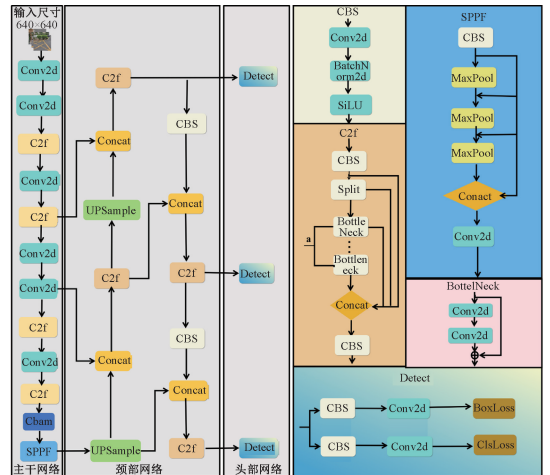


图 1 YOLO-CBAM 模型结构

Fig. 1 Structure of YOLO-CBAM model

1.1 CBAM 注意力机制

在道路裂缝的目标检测任务中,将 CBAM 注意力机制加入 YOLOv8 的结构,可显著提升模型对道路关键特征的提取能力,从而提高检测准确度和模型对复杂场景的适应能力。具体来说,CBAM 通过通道和空间 2 个维度的注意力机制,帮助模型自适应地调整特征图中每个通道和空间位置的重要性,使得模型可聚焦更重要的特征,并忽略不相关的背景或噪声。

在通道维度上,CBAM 能让 YOLOv8 更加精准地区分出对检测任务最重要的特征。对于道路裂缝检测,模型能更好地识别车辆、行人、交通标志等与背景不同的特征,减少冗余信息的干扰。在空间维度上,CBAM 帮助模型集中注意力在目标物体所在的区域,而不是全局特征。空间注意力可有效避免模型将注意力分散在无关区域,如天空、建筑物等,提升检测的效率和准确性。

1.2 C2f 模块

C2f 结构如图 2 所示,该模块是一种改进的特征融合模块,主要用于提升特征提取的效率与表达能力。

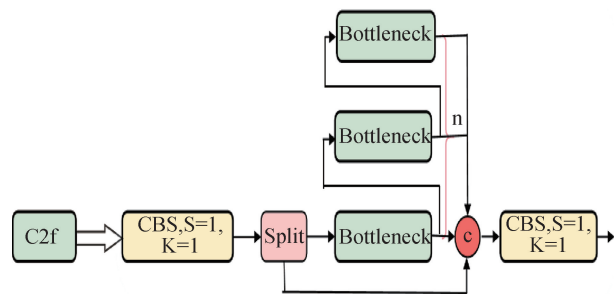


图2 C2f 结构

Fig. 2 C2f structure

首先,该模块将输入特征图划分为两部分:一部分特征图通过跳跃连接直接传递到模块的输出端,跳过任何中间的卷积运算。这种设计确保了浅层信息的无损传递,有效保留了图像的边缘、纹理等细节,避免了在深度卷积过程中丢失关键的低层次信息。另一部分特征图则通过多个卷积层进行处理,通常使用的是轻量化的 Bottleneck 结构。Bottleneck 结构通过减少通道数来降低计算量,然后再恢复通道数,确保在高效计算的同时提取更深层的语义特征。这部分经过卷积处理的特征图可捕捉到更复杂的、高层次的特征,如物体的形状、类别等重要信息,增强了模型的特征表达能力。最后,两部分特征图在输出处通过卷积层进行融合,结合浅层细节信息与深层语义信息,从而形成更完整、表达力更强的输出特征图。

1.3 PAN 结构

PAN (path aggregation network) 和 FPN (feature pyramid network) 作为目标检测中的重要模块,用于处理多尺度特征融合,提升对不同尺度目标的检测性能。如图 3a 所示,FPN 是一种自上而下的特征融合方法,主要用于生成多尺度特征金字塔,增强网络对不同尺度物体的检测能力。FPN 通过自上而下的特征融合方式,将高层语义信息逐级传递到低分辨率的特征层中,使得低层次特征具有更丰富的语义信息,对小目标检测非常有帮助。由于 FPN 是单向的自上而下信息流,仅将高层语义信息传播到低层,而无法从低层传递回高层,限制了信息的充分利用,对大目标和中等尺度目标的处理仍然存在一定的局限性。如图 3b 所示,PAN 在 FPN 的基础上增加了自下而上的特征传递路径,使得不仅高层语义信息可下传,低层的细节信息也可向上传递到高层。这样可使模型对不同尺度的目标都具有较好的检测能力,特别是大目标和复杂场景的检测。

2 试验与结果分析

2.1 数据集

本文所使用的数据来源于湘潭市的现场拍摄

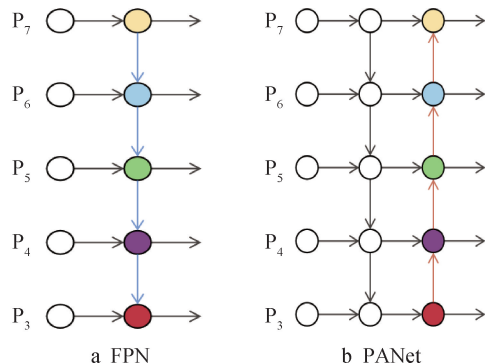


图3 PAN 结构

Fig. 3 PAN structure

病害图像,包含多种干扰因素,如晴天、阴天、暗光源、斜裂缝、圆裂缝、分岔裂缝等复杂场景。这种多变的数据对模型的训练提出了较高要求。训练数据共采用 500 张现场拍摄照片,通过数据增强方法最终扩充至 1 600 张,按 8 : 1 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。值得注意的是,本文使用了 Mosaic 数据增强方法,通过随机拼接不同图像有效减少了模型对原始数据的依赖,降低了过拟合风险。

2.2 训练参数设置

在本研究中,为保障深度学习模型的高效训练与推理过程,实验采用性能较强的硬件与软件环境。计算平台配备了 NVIDIA GeForce RTX 4060Ti GPU 和 64GB 运行内存,能够满足高分辨率图像处理与复杂网络结构训练的需求。软件环境方面,使用 Python 3.9.19 作为开发语言,深度学习框架选用 PyTorch 2.1.2,并在 CUDA 12.1 的支持下 GPU 加速。同时,操作系统为 Windows 10 家庭版 22H2,保证了系统的稳定性与兼容性。

试验超参数设置批处理大小设置为 16,图像的输入大小为 640×640 ,初始学习率设置为 0.01,学习率衰减策略为余弦退火策略,训练迭代次数设置为 300,并使用 SGD 优化器,然后进行训练^[9-10]。在结束时评估了模型层、参数和 $\text{map}@0.5$ 等指标,以证明模型在训练过程中的性能。

2.3 比较模型

为验证 CBAM 注意力机制在裂缝检测中对不同尺寸目标的检测效果,本文选取了多种主流目标检测模型进行对比实验,涵盖了两阶段检测器(如 Faster R-CNN)和一阶段检测器(如 YOLO 系列)。Faster R-CNN 结构复杂,通常依赖深层特征提取网络并结合区域提议网络(RPN),在精度方面表现较好,但计算开销大、检测速度较慢;YOLOv3 属于一阶段检测器,具有较快的检测速度,适用于实时检

测场景,但对小目标识别能力有限;YOLOv5 在保持检测速度的同时提升了检测精度,并具有较强的可扩展性;YOLOv8 为 YOLO 系列的较新版本,引入新的骨干网络结构和损失函数,在各类目标检测任务中表现优异;基于 YOLOv8,本文引入 CBAM 注意力机制,构建 YOLOv8-CBAM 模型,以进一步提升对复杂背景下裂缝目标的检测性能^[11-14]。

2.4 评价指标

在模型训练结束时,得到训练过程中最后一阶段的权值和最佳训练权值。通常使用最佳训练权值作为模型的输出权值进行验证。采用精准度 (precision)、召回率 (recall)、平均 mAP 来评估模型性能,检测设置 2 个类别,分别为背景和撞击点。计算如式(1)~式(3)所示。

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (2)$$

$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^C \text{AP}_i}{C} \quad (3)$$

式中:TP,FP, FN 分别为真阳性、假阳性和假阴性样

本,用于评估具有正负标签的正确预测或错误预测的图像。采用 PR 曲线下的面积来评估模型的准确性,PR 曲线包围的面积为 AP,所有类别的平均 AP 为 mAP^[15]。

2.5 试验结果

改进后的模型与上述主流目标检测模型进行了比较,试验在一致的条件下进行,以评价改进版 YOLOv8 模型在各条件下的检测表现。通过分析表 1 明显看出,改进后的模型在各指标上优于主流模型。改进后的模型 mAP 值达到 89.9%,表明引入的 CBAM 具有较强的特征提取能力^[16]。该模型对具有环境光影响的小目标检测 Precision 和 Recall 分别达到 93.289%和 87.252%,表明 YoloV8 在处理复杂背景特征和多尺度特征融合方面具有优越性。此外,与其他主流模型相比,如 fast-RCNN, YoloV3, YOLOv5, YOLOv8,改进后的模型召回率分别提高 44.712%,34.818%,16.474%,4.954%。

检测结果如图 4 所示。检测覆盖了不同路面类型,包括普通柏油路面、有斑马线或黄线标识的路面及不平整路面。裂缝检测在不同背景下的表现不同,对于纯色的路面(如柏油路面)裂缝检测较为

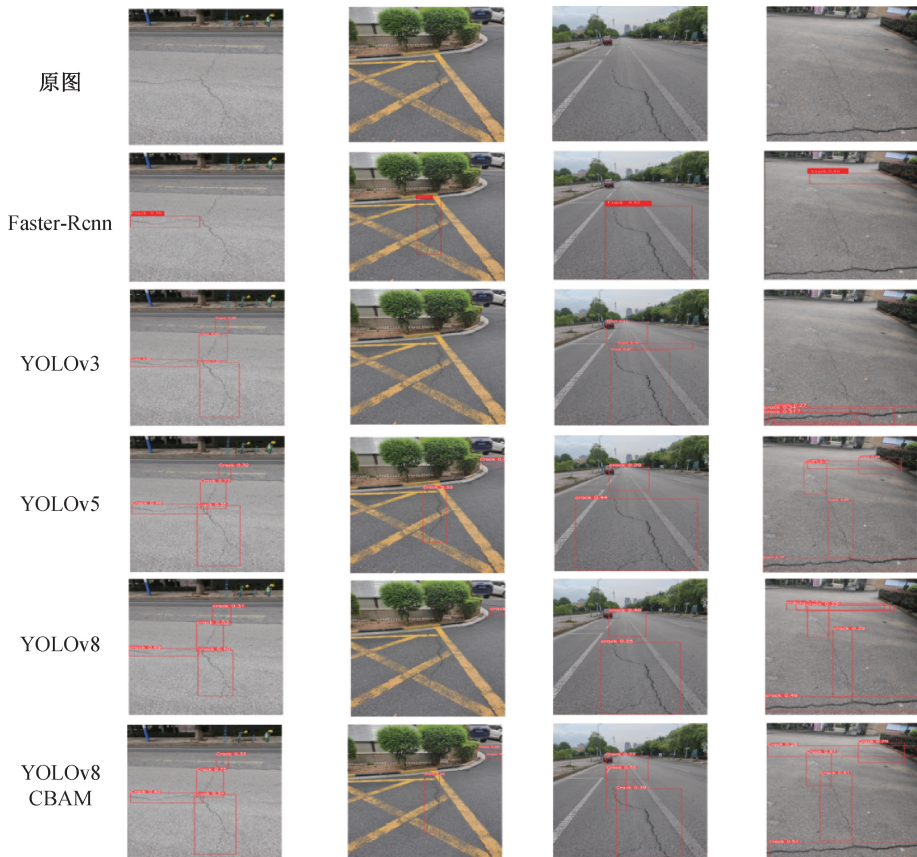


图 4 各模型结果对比

Fig. 4 Comparison of the results of different models

准确,框的形状和裂缝形态相符合。在复杂背景下(如有明显的路面标线或黄色斜线的区域),检测框密集分布,部分标志与裂缝交织在一起,增加了检测的难度和误判率。在图4中发现YOLOv5和YOLOv8存在检测不全和漏检问题,与主流的YOLO系列模型相比,Faster-Rcnn具有较低的置信度和可靠性。YOLOv3在复杂纹理背景干扰下未能检测到裂缝。本文所提出的模型在检测、消除漏检、假检测及复杂纹理影响等方面取得了最高精度。

3 结语

本文所提基于人工智能的路面病害自动识别方法具有较高准确率和效率,能有效替代传统人工检测手段,降低人力成本和减少主观误差。通过深度学习模型对大量数据进行训练,系统可快速识别常见的路面病害类型,相较于现主流模型如Fater-Rcnn,YOLOv3,YOLOv5,YOLOv8精度上分别提高43.849%,36.531%,12.968%,4.615%,实现了病害检测的自动化和智能化。

参考文献:

- [1] 刘森森. 基于迁移学习的桥梁裂缝智能检测与识别[J]. 信息技术与信息化, 2021(7):233-235.
LIU S S. Intelligent detection and identification of bridge cracks based on transfer learning [J]. Information technology and informatization, 2021(7):233-235.
- [2] 程棋锋,周克民,林晨,等. 基于深度学习的桥梁表面病害目标检测研究[J]. 水泥, 2024(7):84-88,76.
CHENG Q F, ZHOU K M, LIN C, et al. Research on bridge appearance disease target detection based on deep learning[J]. Cement, 2024(7):84-88,76.
- [3] 蒋令杰,于银山,邵明振,等. 基于深度学习的混凝土裂缝检测研究[J]. 产业与科技论坛, 2023, 22(5):47-49.
JIANG L J, YU Y S, SHAO M Z, et al. Research on concrete crack detection based on deep learning[J]. Industrial & science tribune, 2023, 22(5):47-49.
- [4] 金龙. 基于迁移学习的桥梁裂缝无损检测方法[J]. 信息记录材料, 2024, 25(8):83-85.
JIN L. Non-destructive detection method of bridge cracks based on transfer learning [J]. Information recording materials, 2024, 25(8):83-85.
- [5] 包丽霞. 基于机器学习的公路桥梁裂缝检测技术分析 [J]. 交通科技与管理, 2024, 5(9):110-112.
BAO L X. Bridge crack detection based on deep learning and crack measurement analysis technology [J]. Transportation technology and management, 2024, 5(9):110-112.
- [6] 李佩,韩芳,杨凯,等. 基于改进YOLOv5s算法的桥梁裂缝自动检测及分类[J]. 交通科技, 2024(3):53-58.
LI P, HAN F, YANG K, et al. Automatic detection and classification of bridge cracks based on improved YOLOv5s algorithm [J]. Transportation science & technology, 2024(3):53-58.
- [7] 石永恒,杨超宇. 基于深度学习的矿井下作业人员安全帽佩戴检测[J]. 绥化学院学报, 2021, 41(9):148-152.
SHI Y H, YANG C Y. Detection of wearing safety helmets for underground coal mine workers based on deep learning [J]. Journal of Suihua University, 2021, 41(9):148-152.
- [8] 梁燕,何孝武,邵凯,等. 改进YOLOv8的无人机航拍图像目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(1):121-130.
LIANG Y, HE X W, SHAO K, et al. Target detection algorithm for UAV images based on improved YOLOv8 [J]. Computer engineering and applications, 2025, 61(1):121-130.
- [9] 周坤,彭雄,钟新谷,等. 基于高光谱成像的桥梁混凝土表面露筋病害识别[J]. 红外技术, 2024, 46(2):216-224.
ZHOU K, PENG X, ZHONG X G, et al. Identification of exposed reinforcement defects in bridge concrete based on hyperspectral imaging [J]. Infrared technology, 2024, 46(2):216-224.
- [10] LI M C, YUAN J Y, REN Q B, et al. CNN-Transformer hybrid network for concrete dam crack patrol inspection [J]. Automation in construction, 2024, 163:105440.
- [11] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [12] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv, 2018: 1804.02767.
- [13] GAO R, JIN Y S, TIAN X, et al. YOLOv5-T: a precise real-time detection method for maize tassels based on UAV low altitude remote sensing images [J]. Computers and electronics in agriculture, 2024, 221:108991.
- [14] XU W Y, CUI C, JI Y C, et al. YOLOv8-MPEB small target detection algorithm based on UAV images [J]. Heliyon, 2024, 10(8):e29501.
- [15] ZHU X K, LYU S C, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C] // 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 2021.
- [16] LI Q X, PENG X, ZHONG X G, et al. Quantitative identification of debonding defects in building façades based on UAV-thermography using a two-stage network integrating dual attention mechanism [J]. Infrared physics & technology, 2024, 138:105241.