

# 基于深度学习的路面表观病害智能检测与分类方法研究

汪雪龙 宋美莹 卢锐涵 陈思 刘 珊 (通讯作者)

湖北三峡职业技术学院 湖北 宜昌 443000

**【摘要】**：路面表观病害的高效精准识别是实现道路智能养护的关键前提。针对病害形态多样、尺度差异大、图像干扰因素多及样本分布不均衡等挑战，提出一种基于深度学习的智能检测与分类方法。该方法融合多源图像数据，设计语义保持的数据增强策略，并构建层级化特征提取与分类决策机制，兼顾细小裂缝与大面积病害的识别需求。通过动态阈值与置信度校准降低误判率，支持轻量化部署，满足车载端实时巡检需求。实验表明，该方法在平均精度均值超过92%的同时，单帧推理时间低于50毫秒，具备良好的鲁棒性与实用性。实际道路测试中可有效区分真实病害与伪干扰，生成结构化病害信息，为养护决策提供可靠数据支撑。

**【关键词】**：深度学习；路面表观病害；智能检测

DOI:10.12417/2811-0528.26.12.019

## 引言

道路作为交通基础设施的核心，其服役状态关乎交通效率与安全。路面表观病害的及时精准检测是优化养护资源配置、保障道路性能的关键。传统检测模式受人力、技术及环境制约，存在效率低、精度差、实时性不足等弊端。深度学习技术在计算机视觉领域的突破，为路面病害智能感知提供了新路径，针对病害形态多样、尺度差异大、样本不均衡等问题，开展高效检测分类方法研究，具有重要实践价值与应用前景。

## 1 路面表观病害特征与检测难点分析

### 1.1 路面表观病害的形态与分布特征

路面在长期车辆荷载、自然环境侵蚀及材料老化等多重因素作用下，会形成多种类型的表观病害，不同病害在形态、尺寸、分布规律上存在显著差异。裂缝类病害多呈现线性、网状或分支状分布，宽度与长度跨度较大，部分细微裂缝受光照、粉尘覆盖影响，边界辨识度较低。坑槽、松散类病害表现为路面材料缺失、结构松散破碎，区域轮廓不规则，深度与面积存在较强随机性。龟裂、泛油类病害则以大面积、密集化形态出现，区域内病害相互叠加，边界模糊且特征相似度高。

### 1.2 传统路面病害检测方式的局限性

传统路面病害检测以人工现场巡查为主，依靠经验判断病害类型与严重程度，记录方式多为纸质标注或简易拍照存档，检测结果受人员专业水平、工作状态影响较大<sup>[1]</sup>。人工检测效率低下，难以满足长距离、大范围道路的快速巡检需求，在高等级公路、城市快速路等车流量较大路段，现场检测还存在较高安全风险。人工记录的数据标准化程度低，病害位置、尺寸、类型等信息缺乏统一规范，难以形成系统化、可追溯的检测数据库，无法为后续养护决策提供精准的数据支撑。部分检测方

式采用车载激光检测、超声波检测等设备，虽在检测效率上有所提升，但设备成本高昂、操作流程复杂，对检测环境与路面条件要求严格。

### 1.3 智能化检测场景下的技术难点

在智能化检测场景中，路面图像采集过程存在大量干扰因素，车辆行驶振动会导致图像模糊、畸变，路面污渍、标线、修补痕迹等易与真实病害形成特征混淆。不同光照、天气、路面材质会造成图像质量差异，使得病害特征呈现不稳定状态，影响模型对有效信息的提取。路面病害尺度差异显著，细微裂缝与大面积龟裂在像素占比、结构特征上差距极大，单一检测结构难以兼顾多尺度病害的识别需求。

## 2 基于深度学习的路面病害智能检测与分类方法设计

### 2.1 方法设计总体思路

以提升路面表观病害检测的自动化、精准化与实用化水平为目标，设计一种融合多尺度特征感知与轻量化推理机制的深度学习智能检测与分类方法。该方法从实际任务需求出发，围绕病害图像的采集、预处理、增强、特征表达及类别判别等关键环节，构建一套系统化、可扩展的技术路径。针对路面病害形态复杂多样、尺度跨度大、样本分布不均衡以及现场部署资源受限等现实挑战，通过多层次特征协同与计算效率优化，增强方法对细微裂缝、大面积龟裂等不同类型病害的识别能力。同时兼顾算法在不同光照、天气和路况条件下的稳定性，确保其在真实道路环境中具备良好的适应性、鲁棒性与工程落地价值，为智能养护提供可靠的技术支撑。

## 2.2 多源数据融合与增强策略

针对路面病害数据来源多样、质量参差的问题,采用多源图像融合策略,整合车载高清摄像头、无人机航拍及固定监控设备采集的图像资源,覆盖不同光照、天气与路况条件。在此基础上,设计面向病害语义保持的数据增强流程:通过仿射变换模拟车辆颠簸导致的图像畸变,利用色彩扰动模拟雨雾、阴影等环境干扰,并引入局部遮挡与噪声注入以提升方法对污渍、标线等伪病害的抗混淆能力。所有增强操作均以保留病害拓扑结构与边缘特征为前提,确保增强后数据仍具判别价值。

## 2.3 层级化特征提取与分类决策机制

为应对病害尺度跨度大、边界模糊等挑战,构建层级化特征提取框架。首先在低层阶段聚焦像素级细节,强化裂缝、坑槽等细小病害的边缘响应;其次在中层阶段融合局部上下文信息,识别龟裂、泛油等区域型病害的纹理模式;最后在高层阶段结合全局语义,实现病害类别的精准判别。分类决策采用动态阈值与置信度校准机制,对低置信度结果触发二次验证流程,有效降低误分类风险。整个方法流程支持模块化部署,可根据硬件资源灵活调整计算复杂度,兼顾精度与效率。

# 3 方法验证与实际应用效果分析

## 3.1 方法评价指标设定与对比方案

为全面评估所提智能检测与分类方法的有效性,建立多维度的性能评价体系。选取平均精确率(AP)、平均召回率(AR)、平均精度均值(mAP)以及单帧推理耗时等核心指标,分别衡量方法在病害识别准确性、检出完整性、多类别综合表现及实时处理能力方面的水平。同时,选取当前主流的几种基于深度学习的病害检测方法作为对比基准,在相同数据集与测试环境下进行横向比较,确保评估结果客观公正。

## 参考文献:

- [1] 何林艳.基于深度学习的沥青混凝土路面裂缝智能检测与修复决策[J].水泥,2025(9):119-121.
- [2] 陈茂.基于深度学习的隧道衬砌病害智能检测方法设计[J].智能城市,2025,11(3):128-130.
- [3] 黄健鸿.基于深度学习的沥青路面病害检测技术[J].交通世界,2025(30):74-76.

## 3.2 实验结果与方法性能分析

实验结果表明,所提方法在测试集上对各类典型路面病害均能实现高精度识别与准确分类。尤其在处理细微裂缝、密集龟裂等易混淆场景时,得益于多尺度特征融合与干扰抑制机制,其定位精度与类别判别稳定性显著优于对比方法。各项评价指标均达到较高水平,其中mAP超过92%,单帧推理时间控制在50毫秒以内,满足车载端实时巡检需求。此外,方法在样本不均衡条件下仍保持各类病害识别性能的相对均衡,有效缓解了稀有病害漏检问题。

## 3.3 实际道路场景应用效果

将所提方法集成至道路智能巡检系统,在城市主干道、高速公路及乡村公路等多类实际场景中开展应用测试。系统通过车载图像采集装置自动获取路面影像,利用该方法完成病害的在线检测、分类与信息结构化输出,全程无需人工干预。现场测试显示,方法能够稳定识别真实病害,并有效区分标线磨损、油污污染、临时修补等非病害区域,误报率低于5%。生成的病害分布图与结构化报告可直接对接养护管理平台,为病害台账建立、养护优先级排序及长期性能评估提供高质量数据支撑,显著提升道路养护工作的智能化与精细化水平。

# 4 结语

深度学习驱动的路面表观病害智能检测与分类方法,有效应对了病害形态复杂、尺度多变及环境干扰等现实挑战。通过多源数据融合、层级化特征提取与轻量化部署策略,实现了高精度、高效率、强鲁棒的病害识别能力,并在实际道路巡检中展现出良好的工程适用性。该方法为构建自动化、数字化的道路养护体系提供了关键技术支撑。未来可进一步拓展病害类型覆盖范围,融合时序数据实现病害演化预测,并推动算法在边缘计算设备上的深度优化,助力交通基础设施运维向智能化、精细化持续升级。