

基于无人机巡检的公路病害自动识别与分类方法

许雪峰 塔林夫 高峰

内蒙古交通集团蒙通养护有限责任公司呼和浩特分公司 内蒙古 呼和浩特 010080

摘要:我国公路网规模扩大,传统人工巡检难满足现代公路养护管理精细化、智能化需求。无人机技术灵活高效、成本低且视角高,为公路基础设施巡检带来新范式。本文探讨基于无人机巡检的公路病害自动识别与分类方法,先分析公路病害检测挑战及无人机巡检核心优势,再论述构建自动化巡检系统的关键技术,包括数据采集、预处理及以深度学习为核心的识别分类模型,深入剖析主流算法在典型病害识别中的应用。通过集成化系统框架设计展示全流程闭环。同时指出当前技术在复杂环境适应性等方面存在瓶颈,展望融合多模态感知等研究方向。研究表明,无人机与人工智能深度融合的公路病害智能巡检体系,是实现公路养护数字化转型、提升路网服役性能的关键。

关键词:无人机;公路病害;自动识别;图像分类;深度学习;智能巡检

引言

截至2025年底,我国公路总里程超540万公里,庞大公路网的长期安全高效运营依赖科学养护决策,而精准全面评估路面技术状况是养护决策的基础。公路病害能反映路面性能退化,若不及时处治,微小病害会扩展,增加维修成本、威胁行车安全、降低通行效率。长期以来,我国公路病害检测依赖人工徒步或车载目视巡检,存在效率低、主观性强、安全隐患大、成本高等缺陷。在此背景下,革新公路巡检模式成行业共识^[1]。近年来,无人机技术发展迅猛,在多领域成功应用,为公路巡检开辟新路径,其能快速部署获取高精度路面影像,规避地面干扰与风险。但海量影像人工判读仍有效率瓶颈,所以构建“端-边-云”协同的公路病害自动识别与分类系统成核心课题,本研究就此展开,旨在梳理技术脉络、探讨方案、提供理论参考。

1 基于无人机的公路巡检系统概述

1.1 无人机巡检的优势与挑战

无人机巡检优势显著:效率高、覆盖广,能快速完成数十公里路段影像采集;安全性强,可消除高速公路作业风险;灵活性佳,能应对复杂危险路段;分辨率高,可获厘米级甚至毫米级影像;还能搭载多种传感器获取多维度信息。不过,它也面临挑战,如环境干扰影响图像质量,病害形态多样易致误判,一次巡检数据量大对存储等能力要求高,且空域管制等法规限制其大规模应用。

1.2 系统总体架构

一个完整的基于无人机的公路病害自动识别与分类系统通常包含以下四个核心模块:①数据采集层:由无人机平台、各类传感器(主相机、RTK/PPK定位模块等)和地面站组成,负责按预设航线执行飞行任务,采集原始影

像和位置数据。②数据预处理层:对原始数据进行清洗、校正、拼接和标注,为后续模型训练和推理提供高质量的输入。③智能分析层:系统的核心,利用深度学习等AI算法,对预处理后的数据进行病害的自动检测、分割、识别与分类。④应用服务层:将分析结果可视化,生成养护决策报告,并与现有的公路资产管理(PMS)系统对接,形成闭环管理。

2 关键技术环节详解

2.1 数据采集与预处理

2.1.1 高质量数据采集策略

成功的AI模型离不开高质量的数据输入,因此科学严谨的无人机数据采集策略是整个流程的起点。为了确保后续能生成无畸变、无缝隙的高精度正射影像图(DOM),必须制定周密的飞行方案。这通常涉及采用“之”字形或网格状的航线规划,并保证足够的航向和旁向重叠度,一般建议维持在70%至80%之间。飞行参数的设定同样至关重要,需要根据养护任务对地面采样距离(GSD)的具体要求(例如,对于细微裂缝检测可能需要2厘米/像素的分辨率)来反推合适的飞行高度。为最大限度地减少光照不均带来的干扰,应尽可能选择一天中太阳高度角适中、光照均匀的时段(如上午10点至下午2点)执行飞行任务。此外,选用带有机械快门的高质量相机可以有效避免因无人机高速移动造成的运动模糊,确保影像清晰锐利^[2]。在传感器选型方面,高分辨率RGB相机是基础配置,但对于特定的检测需求,系统还可以进一步扩展。例如,集成热成像相机可以探测因路面内部结构损坏(如基层脱空)引发的异常温差;多光谱相机则有助于分析沥青混合料的老化程度;而轻型激光雷达(LiDAR)的引入,则能精确获取路面的三维点云数据,

为车辙、拥包等形变类病害的量化分析提供直接依据。

2.1.2 多源数据预处理流程

从无人机获取的原始数据并不能直接用于AI模型的训练或推理,必须经过一系列复杂的预处理步骤。首先,利用相机出厂时提供的标定参数对原始影像进行镜头畸变校正,消除因光学透镜物理特性导致的图像变形。接下来,结合高精度的POS(定位定姿系统)数据以及在地面布设的少量控制点(GCPs),通过专业的摄影测量软件(如Pix4D或Agisoft Metashape)进行空中三角测量(Aerotriangulation)和正射校正,最终生成地理坐标精确的正射影像图(DOM)和数字表面模型(DSM)。为了扩充训练数据集的规模和多样性,提升模型应对各种场景变化的鲁棒性,还需对图像进行数据增强操作,常见的方法包括随机旋转、缩放、水平或垂直翻转,以及调整图像的亮度、对比度和饱和度等。在整个预处理流程中,最为关键但也最为耗时的一步是数据标注。这需要由具备专业知识的人员使用专门的标注工具(如LabelImg或CVAT),对病害区域进行精确的边界框绘制(用于目标检测任务)或像素级描边(用于分割任务),并赋予其相应的类别标签(如“横向裂缝”、“纵向裂缝”、“龟裂”、“坑槽”等)。这份高质量、大规模的标注数据集,是监督学习范式下深度学习模型得以成功训练并取得优异性能的基石。

2.2 公路病害自动识别与分类模型

2.2.1 基于目标检测的识别方法

对于坑槽、修补块等具有明显封闭轮廓和独立个体特征的病害,基于目标检测的模型是一种行之有效的解决方案。这类模型的核心任务是在输入图像中精确定位病害的位置(通常用一个矩形边界框表示)并同时给出其所属的类别。目前,主流的目标检测模型可分为两大流派。以Faster R-CNN为代表的两阶段模型,其工作流程分为两个步骤:首先,一个区域建议网络(RPN)会生成一系列可能包含目标的候选区域;然后,这些候选区域被送入后续的分类和回归网络,进行精细的类别判定和边界框位置修正。这种分步处理的策略使其在检测精度上具有显著优势,尤其擅长处理小尺寸目标和目标密集排列的复杂场景,但其计算流程相对复杂,推理速度较慢^[3]。相比之下,以YOLOv5/v8、SSD为代表的单阶段模型则采取了更为直接的策略,它们直接在提取的特征图上进行密集的预测,将目标的定位和分类任务合并在一个统一的网络中一步完成。这种端到端的设计极大地提升了模型的推理速度,使其能够满足实时性要求较高的应用场景,尽管在处理极小目标时的精度可能略逊

于两阶段模型。

2.2.2 基于语义/实例分割的识别方法

当病害识别任务需要达到像素级的精确描绘时,分割模型便成为不可或缺的工具。语义分割模型,如U-Net和DeepLabv3+,其目标是为输入图像中的每一个像素分配一个语义类别标签。通过这种方式,模型能够清晰、完整地勾勒出病害的形状、走向和覆盖范围,这对于处理裂缝这类线状、细长且形态不规则的目标尤为有效。其中,U-Net凭借其独特的编码器-解码器对称结构以及连接两者之间的跳跃连接(skip connections),能够在下采样过程中保留丰富的空间细节信息,并在上采样过程中精准地恢复病害的边界,因此在医学图像分割和路面裂缝识别领域获得了广泛应用和高度认可。更进一步,实例分割模型(如Mask R-CNN)在目标检测的基础上增加了像素级掩码(Mask)的生成分支。这意味着它不仅能够告诉你“这里有一个坑槽”,还能精确地描绘出“这个坑槽具体是由哪些像素构成的”。这种能力使得实例分割模型不仅能区分不同类别的病害,还能有效分离同一类别中的不同个体(例如,两条相互交叉但彼此独立的裂缝),从而在处理包含多种、多个病害共存的复杂真实场景时展现出强大的优势。

2.2.3 基于Transformer的新兴方法

近年来,源于自然语言处理的Transformer架构在计算机视觉领域展现出巨大潜力。Vision Transformer(ViT)及其衍生模型(如Swin Transformer)通过自注意力机制,能够捕捉图像中远距离的依赖关系,在全局上下文理解方面优于传统CNN。一些研究已开始尝试将Swin Transformer作为骨干网络,用于路面病害的分类和分割,取得了优于CNN基线模型的结果,尤其是在处理大范围、结构复杂的病害(如严重龟裂)时。

2.2.4 模型选择与优化考量

在实际应用中,模型的选择需权衡精度、速度、计算资源消耗等因素。对于后端服务器处理,可选用精度更高的Mask R-CNN或Swin Transformer;对于需要在无人机端或边缘设备上实时初筛的场景,则应优先考虑轻量化的YOLO或MobileNet变体^[4]。此外,还需采用迁移学习(利用在ImageNet等大型数据集上预训练的权重)、模型剪枝、知识蒸馏等技术对模型进行优化,以提升其在特定任务上的性能和效率。

3 系统集成与应用流程

一个理想的系统不应是孤立的算法堆砌,而是一个流畅的、自动化的业务闭环。其典型工作流程如下:①任务规划:养护管理人员在系统后台划定待巡检路段,

设定巡检频率和精度要求。②自主飞行：系统自动生成最优飞行航线，并通过地面站控制无人机全自动起飞、执行任务、返航降落。③数据回传与处理：无人机降落或通过4G/5G网络将原始数据实时/准实时回传至云端或本地服务器。服务器自动触发预处理流水线，生成DOM等产品。④智能分析：预处理后的数据被送入训练好的深度学习模型进行批量推理，自动识别并分类所有病害，输出带有位置、类别、面积/长度等属性信息的结果。⑤可视化与决策支持：分析结果以GIS地图的形式直观展示，不同病害用不同颜色和图标标记。系统可自动生成详细的病害分布图、统计报表和养护建议，供工程师审核和决策。⑥数据归档与模型迭代：所有原始数据、处理结果和人工复核反馈均被存入数据库，形成宝贵的知识资产。这些新数据可用于持续迭代和优化AI模型，使其越用越聪明。

4 存在的问题

尽管基于无人机的公路病害自动识别技术前景广阔，但在走向大规模工程应用前，仍需克服以下关键挑战：①复杂环境下的鲁棒性不足：模型在理想实验室环境下表现优异，但在真实世界中遇到积水反光、密集车流遮挡、落叶覆盖等情况时，性能会显著下降。未来的研究需更加注重模型的抗干扰能力和对极端场景的适应性。②模型泛化能力有限：在一个地区训练的模型，往往难以直接应用于地质、气候、路面材料迥异的另一个地区。建立跨区域、跨路网的通用病害识别模型，或发展高效的领域自适应（Domain Adaptation）技术，是亟待解决的问题。③高质量标注数据稀缺：深度学习是数据饥渴型技术，而获取大量、精确、多样化的病害标注数据成本高昂、耗时漫长。探索半监督学习、弱监督学习乃至无监督学习方法，以降低对标注数据的依赖，是重要方向。④缺乏统一的标准体系：从无人机采集规范、数据格式、病

害分类标准到模型评价指标，行业内尚缺乏统一的国家标准或行业规范，这阻碍了不同系统间的互操作性和成果的横向比较。

5 结语

本文系统探讨了基于无人机巡检的公路病害自动识别与分类方法。研究表明，无人机技术为公路养护提供了前所未有的数据获取能力，而以深度学习为核心的人工智能技术则为从海量影像中自动提取有价值信息提供了强大工具。通过精心设计的数据采集与预处理流程，结合目标检测、实例分割等先进模型，能够有效实现对裂缝、坑槽等多种典型病害的高精度识别与分类。尽管当前技术在复杂环境适应性、模型泛化能力等方面仍面临挑战，但其在提升巡检效率、保障作业安全、降低养护成本方面的巨大潜力已毋庸置疑。未来，随着多模态感知、小样本学习、数字孪生等前沿技术的融入，以及相关标准体系的逐步建立，基于无人机的公路病害智能巡检系统将日趋成熟和完善，最终成为推动我国公路养护事业迈向全面数字化、智能化新时代的核心引擎。这不仅是技术升级的必然趋势，更是保障国家交通大动脉安全畅通、服务经济社会高质量发展的战略需求。

参考文献

- [1]孙丽丽.基于无人机巡检技术的公路病害快速评估方法[J].张江科技评论,2025,(09):128-130.
- [2]马涛,田梅鹂,王志鹏,等.无人机公路日常巡检多目标识别算法研究[J].中外公路,2026,46(01):229-239.
- [3]吕坤泽.无人机与卫星遥感技术在公路病害快速检测中的集成应用[J].深圳特区科技,2025,(03):97-100.
- [4]朱杰奇.基于无人机遥感的公路路面病害检测研究[D].内蒙古大学,2024.DOI:10.27224/d.cnki.gnmdu.2024.001118.