

基于AI图像识别的农村公路路面病害智能检测方法研究

郭秀珍

内蒙古自治区通辽市科左中旗地方道路养护中心 内蒙古 通辽 029300

摘要：近年来，人工智能（AI）特别是深度学习驱动的图像识别技术迅猛发展，为实现农村公路路面病害的智能化、自动化检测提供了新的技术路径。本文系统探讨了基于AI图像识别的农村公路路面病害智能检测方法。首先，分析了农村公路病害类型及其检测难点；其次，梳理了主流的AI图像识别模型（如CNN、YOLO、U-Net等）在病害识别中的应用原理；再次，构建了一个完整的智能检测系统框架，涵盖数据采集、预处理、模型训练、部署与反馈等环节；最后，对其面临的挑战与未来发展方向进行了展望。研究表明，AI图像识别技术能够显著提升农村公路病害检测的效率与精度，具有广阔的应用前景和推广价值。

关键词：人工智能；图像识别；深度学习；农村公路；路面病害；智能检测；卷积神经网络

引言

路面病害（如裂缝、坑槽、车辙、沉陷等）是影响农村公路使用性能与寿命的关键因素。若不能及时发现并修复，轻则降低行车舒适性，重则引发交通事故，甚至导致道路中断。目前，我国大部分农村地区仍依赖人工徒步或车载目视巡检的方式进行病害识别。这种方式不仅劳动强度大、成本高，而且受巡检人员经验、天气、光线等因素影响，检测结果主观性强、重复性差，难以满足大规模、高频次的养护需求。尤其在偏远山区，道路条件复杂，人工巡检更是困难重重。在此背景下，利用现代信息技术提升农村公路养护智能化水平势在必行。近年来，以深度学习为代表的AI技术在计算机视觉领域取得突破性进展，特别是在图像分类、目标检测与语义分割任务中表现卓越。将AI图像识别技术应用于农村公路病害检测，有望实现“低成本、高效率、广覆盖、准识别”的智能养护新模式。

1 农村公路路面病害特征与检测难点

1.1 主要病害类型

农村公路由于建设标准相对较低、交通荷载复杂（含农用车辆）、养护资金有限，其常见病害主要包括：①裂缝类：横向裂缝、纵向裂缝、网状裂缝（龟裂）。成因多为温度应力、基层强度不足或材料老化。②变形类：车辙、拥包、沉陷、波浪。主要由重载车辆反复碾压或路基不均匀沉降引起。③松散类：坑槽、松散、剥落。通常因沥青老化、水损害或施工质量不佳所致。④其他：泛油、修补不良等。这些病害在图像上表现为不同的纹理、形状、颜色和空间分布特征，为AI识别提供了基础依据。

1.2 检测难点分析

尽管AI技术潜力巨大，但在农村公路场景中仍面临诸多挑战：①环境复杂多样：农村公路沿线植被茂密、光照变化剧烈（强光、阴影、雨雾）、路面杂物（落叶、泥土、积水）干扰严重，易造成误检或漏检。②病害尺度差异大：微小裂缝（ $< 1\text{mm}$ ）与大型坑槽（ $> 1\text{m}^2$ ）共存，对模型的多尺度特征提取能力提出高要求。③样本稀缺且不平衡：高质量标注数据获取成本高，且各类病害出现频率差异大（如裂缝远多于沉陷），导致训练数据分布不均。④硬件条件限制：农村地区网络覆盖弱、计算资源有限，要求检测系统具备轻量化与边缘部署能力。⑤标准不统一：缺乏全国统一的农村公路病害图像采集与标注规范，影响模型泛化能力。

2 AI图像识别技术在病害检测中的应用原理

2.1 深度学习基础：卷积神经网络（CNN）

卷积神经网络（CNN）作为现代计算机视觉的基石，其核心优势在于能够自动从原始像素数据中逐层学习并提取具有判别性的空间特征。在网络的浅层，卷积核主要捕获边缘、角点、纹理等低级视觉信息；随着网络深度增加，高层特征逐渐抽象为物体部件乃至整体语义。对于路面病害识别而言，CNN能够有效捕捉裂缝的线性走向、坑槽的凹陷边界、车辙的平行轨迹等关键模式^[1]。这种端到端的特征学习机制摒弃了传统方法中依赖人工设计特征（如Gabor滤波器、灰度共生矩阵）的繁琐过程，显著提升了模型的适应性与鲁棒性。典型的CNN架构如ResNet通过引入残差连接解决了深层网络训练中的梯度消失问题，而EfficientNet则通过复合缩放策略在精度与计算效率之间取得了良好平衡，二者均为构建高性能病害识别模型提供了坚实基础。

2.2 主流模型架构

在具体任务层面, AI图像识别模型可根据输出形式分为三大类。图像分类模型适用于对整幅路面图像进行“有无病害”或“病害类型”的粗粒度判断, 其结构相对简单、训练速度快, 但无法提供病害的具体位置信息, 难以满足精细化养护需求。目标检测模型则能同时完成病害的定位与分类, 代表性架构包括两阶段的FasterR-CNN和单阶段的YOLO系列。前者通过区域提议网络生成候选框后再进行分类与回归, 精度较高但计算开销大; 后者则直接在特征图上预测边界框与类别, 兼顾了速度与精度, 其中YOLOv5/v8因其出色的实时性能和良好的社区支持, 已成为移动端病害检测的主流选择。语义分割模型更进一步, 可实现像素级别的病害区域标注, 典型代表如U-Net及其改进版本。U-Net采用对称的编码器-解码器结构, 编码器负责下采样提取语义信息, 解码器通过上采样逐步恢复空间分辨率, 并借助跳跃连接融合浅层细节, 从而精确勾勒出病害的轮廓与范围, 特别适用于需要定量评估病害面积或形态的场景。

2.3 数据增强与迁移学习

面对农村公路病害图像数据稀缺且标注成本高的现实困境, 数据增强与迁移学习成为提升模型性能的关键策略。数据增强通过对原始图像施加几何变换(如旋转、翻转、裁剪)和光度扰动(如调整亮度、对比度、添加噪声), 在不增加新样本的前提下有效扩充训练集的多样性, 增强模型对光照变化、视角偏移等干扰的鲁棒性。迁移学习则充分利用在大规模通用图像数据集(如ImageNet)上预训练的模型所学到的通用视觉特征, 将其作为特定任务模型的初始化权重, 仅需在少量农村公路病害数据上进行微调即可获得良好性能。这种方法大幅降低了对标注数据量的依赖, 使得在资源有限条件下构建高精度病害识别模型成为可能, 是当前工程实践中最为广泛采用的技术路径。

3 智能检测系统框架设计

3.1 数据采集层

一个高效的智能检测系统始于高质量的数据输入。在农村公路场景下, 数据采集需兼顾实用性与经济性。普通智能手机因其普及率高、操作简便、成像质量不断提升, 已成为最可行的采集终端; 对于需要更高稳定性的场景, 可采用固定于巡检车辆前部的广角防抖摄像头; 而在地形陡峭、通行困难的山区路段, 无人机航拍则能提供独特的俯视视角, 有效规避地面障碍^[2]。为确保图像质量, 建议在光照充足的白天作业, 控制车速不超过30公里/小时, 摄像头安装高度维持在1.2至1.5米之间, 并采用不低于1920×1080的分辨率。同时, 系统应同步记录每帧

图像对应的GPS坐标、时间戳及路段编号等元数据, 为后续的空间定位、历史对比与GIS集成奠定基础。

3.2 数据预处理层

原始采集的图像往往包含大量噪声与干扰, 需经过一系列预处理步骤以提升模型输入质量。首先, 采用高斯滤波或中值滤波等技术抑制由传感器或传输过程引入的随机噪声。其次, 针对农村公路常见的光照不均问题, 应用对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)算法, 可在增强局部对比度的同时避免过度放大噪声。对于使用广角镜头拍摄的图像, 还需进行鱼眼畸变校正, 以还原真实的路面几何形态。最后, 通过设定感兴趣区域(ROI), 裁剪出图像中的有效路面部分, 剔除天空、路肩、植被等无关背景, 不仅能减少计算负担, 还能显著降低模型受到非路面元素干扰的可能性。

3.3 模型训练与优化层

模型训练是整个系统的核心环节。首先, 需借助专业标注工具对预处理后的图像进行精细化标注: 对于目标检测任务, 使用LabelImg绘制病害边界框; 对于分割任务, 则采用LabelMe勾勒病害区域的多边形轮廓。考虑到病害类别分布极度不均衡, 损失函数的设计至关重要, FocalLoss通过降低易分样本的权重来聚焦难例, DiceLoss则直接优化预测与真实区域的重叠度, 二者均能有效缓解类别不平衡带来的性能偏差^[3]。在模型选型上, 需在精度、速度与资源消耗之间寻求平衡, YOLOv8n因其仅3.2M的参数量和在边缘设备上超过20FPS的推理速度, 成为移动巡检的理想选择; 而U-Net++则凭借其密集跳跃连接结构, 在病害分割任务中展现出优越的细节保留能力。训练过程中, 采用Adam优化器配合学习率衰减策略, 并引入早停机制防止过拟合, 确保模型在验证集上达到最优性能。

3.4 部署与应用层

训练完成的模型需高效部署至实际应用场景。为适应农村地区计算资源有限的特点, 通常将模型转换为TensorRT、ONNX或CoreML等高效推理格式, 并部署于智能手机或JetsonNano等嵌入式设备上, 实现本地化实时检测。对于图像质量较差或模型置信度较低的复杂路段, 可将数据上传至云端服务器进行高精度二次分析, 形成“边缘初筛+云端精判”的协同机制。检测结果以可视化形式呈现: 在原图上叠加半透明色块或边界框, 标注病害类型、位置及置信度, 并自动生成包含GPS坐标、病害等级、建议处置措施等信息的结构化报告, 供养护管理人员直接使用。

3.5 反馈与迭代机制

智能检测不应是一次性的静态过程,而应构建闭环的持续优化机制。当养护人员根据系统提示完成病害修复后,可重新采集该路段图像进行复检,验证修复效果。更重要的是,这些新采集的“修复后”图像以及人工复核修正后的标注数据,可被纳入训练集,用于模型的增量训练或在线微调。这种“检测—修复—复检—学习”的反馈循环,使系统能够不断适应新的路况变化、病害形态乃至季节性干扰,实现模型性能的动态进化与长期稳定。

4 挑战与对策

尽管AI图像识别在农村公路病害检测中展现出巨大潜力,但仍需应对以下挑战:①极端天气适应性:雨雪、雾霾条件下图像质量骤降。对策:融合多模态数据(如红外、激光雷达)或开发天气鲁棒性增强算法。②小样本学习:罕见病害(如严重沉陷)样本极少。对策:采用Few-shot Learning、生成对抗网络(GAN)合成样本^[4]。③模型泛化能力:不同地区路面材质(水泥/沥青)、颜色差异大。对策:构建全国性农村公路病害图像数据库,开展跨域自适应训练。④隐私与安全:图像采集涉及地理信息。对策:部署本地化处理,敏感数据脱敏,符合《个人信息保护法》要求。⑤人机协同机制:AI不能完全替代人工判断。应建立“AI初筛+人工复核”的混合模式,提升系统可靠性。

5 未来发展方向

面向未来,基于AI的农村公路病害检测将更智能、融合、普惠。一是多源数据融合,整合多种设备数据,构建“空—地—车”一体化感知网络,间接推断路面内部损伤。二是病害演化预测,积累时序图像数据,用LSTM等技术预测病害发展趋势与恶化速率,推动养护模式转变。三是融入数字孪生平台,实时映射检测结果,实现路况监控、决策推演与全周期管理。四是降低技术

门槛,开发低代码或无代码AI工具包,方便基层养护人员使用。五是加强顶层设计,行业主管部门牵头制定标准规范,统一数据格式等,为技术规模化推广扫除制度障碍。

6 结语

本文系统探讨了基于AI图像识别的农村公路路面病害智能检测方法。研究表明,以深度学习为核心的图像识别技术能够有效克服传统人工巡检效率低下、主观性强等固有缺陷,在保证较高识别精度的同时,显著提升检测效率与覆盖广度。通过构建涵盖数据采集、预处理、模型训练、边缘部署与反馈迭代的完整技术闭环,并选用YOLOv8n等轻量化模型,可在农村地区有限的硬件与网络条件下实现可行、可靠的病害智能识别。未来,随着多模态感知、时序预测、数字孪生等技术的深度融合,以及相关标准体系的逐步完善,AI图像识别将在农村公路养护中扮演愈发关键的角色,为高质量建设“四好农村路”、全面推进乡村振兴提供坚实而智能的交通支撑。然而,技术的成功落地离不开管理制度的创新与基层人才的培养,唯有实现技术、制度与人的协同发展,才能真正释放智能养护的全部潜能。

参考文献

- [1]张明,燕飞,王鹏涛,等.基于人工智能的路面病害自动识别方法[J].施工技术(中英文),2025,54(12):129-133.
- [2]傅肯旋,江玥.图像识别技术在路面病害智能检测与养护中的应用研究[J].现代工程科技,2025,4(06):105-108.
- [3]刘明松,陈洁瑜,罗永棋.基于图像识别及3D建模的路面病害识别[J].信息与电脑(理论版),2022,34(07):135-137.
- [4]张光勇.公路路面病害智能识别与自动评估系统的设计与应用[J].全面腐蚀控制,2025,39(09):215-217.