

深度学习融合图像特征的路面病害损伤程度评估研究

汪雪龙 宋美莹 刘俊杰 李婧雯 周友刚 (通讯作者)

湖北三峡职业技术学院 湖北 宜昌 443000

【摘要】：针对路面病害损伤程度评估中特征提取单一、环境干扰强、传统方法精度不足等问题，探索深度学习结合多维度图像特征的评估路径与方法体系。通过整合灰度、纹理、形态等多维度图像特征，借助深度学习技术实现病害特征的自适应提取与高效融合，完成路面病害类型识别与损伤等级量化。实验验证表明，该评估方法在复杂路况下稳定性与识别精度更优，可为路面智能化检测与养护决策提供技术支撑。

【关键词】：深度学习；图像特征融合；路面病害评估

DOI:10.12417/2811-0528.26.13.013

引言

路面病害精准识别与损伤程度量化是道路安全运维的重要前提。人工巡检与传统图像处理方法存在主观性强、特征利用不充分、环境适应性差等局限，难以满足大规模、高精度检测需求。随着计算机视觉与深度学习技术的发展，多特征融合的智能化评估成为突破方向。基于图像特征与深度学习构建专业化评估方法体系，可提升检测效率与判定可靠性，推动道路养护向数字化、智能化转型。

1 路面病害图像特征提取与问题分析

1.1 路面病害图像多维度特征表征

路面病害图像包含可量化的视觉信息，不同类型病害在图像域中呈现出差异化特征分布。灰度特征反映病害区域与正常路面的亮度差异，裂缝、坑槽等典型病害在灰度直方图中表现出明显的波峰偏移，可作为病害初步识别的基础依据。纹理特征刻画病害区域的粗糙程度与分布规律，借助灰度共生矩阵等方式可提取能量、熵、对比度等参数，区分细微裂缝与大面积松散类病害^[1]。形态特征描述病害的几何结构信息，包括长度、面积、长宽比、连通域等指标，直接对应病害的实际发育规模与损伤等级，是实现损伤程度定量评估的核心依据。

1.2 路面病害图像特征提取难点

复杂现场环境对特征提取稳定性形成显著干扰，光照不均、阴影遮挡、路面污渍等因素会造成图像噪声叠加，导致真实病害特征被弱化或混淆，降低特征提取的可靠性。单一特征提取方式存在信息局限性，仅依靠灰度或纹理特征难以完整刻画病害损伤状态，容易出现特征缺失与误判情况。不同病害在特征空间中存在重叠分布，轻微裂缝与正常纹理、小型坑槽与路面修补区域的特征相似度较高，传统提取算法难以实现精准区分。人工设定特征提取规则依赖经验判断，自适应能力较弱，无法适应不同路况、不同材质路面的病害特征变化，制约评估

结果的一致性与准确性。

1.3 传统病害评估方法存在的缺陷

传统路面病害损伤程度评估依赖人工巡检与经验判定，评估结果受主观因素影响显著，同一病害在不同判定标准下易出现等级差异。人工检测效率低下，难以满足大范围道路常态化检测与快速评估需求，数据采集与记录过程耗时较长。基于传统图像处理的评估方法依赖人工设计特征与阈值分割，对复杂病害与边缘场景适应性差，无法实现高精度的损伤程度量化。现有技术缺乏对多源特征的有效整合机制，特征利用碎片化，难以构建稳定可靠的评估体系，无法为道路养护提供精准的数据支撑。

2 深度学习融合图像特征的评估方法构建

2.1 评估方法整体思路设计

深度学习融合图像特征的路面病害损伤程度评估以端到端识别与量化为核心目标，采用“特征提取—特征融合—损伤分级”的三阶实施思路。首先借助深度学习技术完成路面病害图像浅层与深层特征的自动提取，全面保留图像细节信息与高级语义信息；其次通过多特征融合技术，对灰度、纹理、形态等不同维度特征进行加权整合，消除特征冗余与冲突，形成统一的病害特征表达；最后基于融合后的特征完成病害类型判定与损伤等级划分，实现从图像输入到评估结果输出的直接映射。整体思路兼顾特征完整性与计算效率，适应工程场景下的实时评估需求。

2.2 多维度图像特征自适应提取方法

采用改进型深度学习算法实现多维度图像特征的自适应提取，在基础网络结构上增加特征细分离支，强化对微小病害与边缘区域的特征捕捉能力。算法前端通过卷积与池化操作完成浅层视觉特征提取，保留病害边缘、纹理变化等基础信息，

降低环境噪声对有效特征的干扰;算法深层通过多层卷积与非线性激活实现高级语义特征挖掘,识别病害的整体结构与发育趋势,建立特征与损伤程度之间的映射关系。引入注意力机制增强对病害关键区域的特征权重,弱化背景冗余信息干扰,提升特征提取的针对性与有效性。算法参数在训练过程中自适应优化,实现对不同路况、不同病害类型特征的稳定提取,不依赖人工预设规则。

2.3 图像特征融合与损伤评估实施流程

采用串行与并行结合的融合策略实现多维度图像特征融合,将浅层视觉特征与深层语义特征进行拼接,同时对灰度、纹理、形态特征进行加权融合。通过归一化处理统一不同维度特征的数值范围,消除量纲差异带来的融合偏差,提升特征表达一致性^[2]。融合后的特征向量具备更全面的病害信息,能够完整反映病害的外观表现与损伤程度。在损伤评估环节,构建多分类映射关系,将融合特征与预设的病害损伤等级进行匹配,通过深度学习算法的全连接层与分类函数输出量化评估结果。评估过程中设置特征校验环节,对异常特征与冲突信息进行过滤,保障评估过程稳定可靠,提升输出结果的精准度。

3 评估方法性能验证与病害损伤程度精准评估

3.1 验证数据集构建与预处理

构建覆盖多种路面类型、多种病害形式的验证数据集,包含不同光照、不同拍摄角度、不同损伤程度的路面病害图像,确保数据分布贴近实际道路场景。对数据集进行统一格式转换与尺寸标准化,消除图像分辨率、比例差异对评估过程的影响。采用图像增强方式扩充数据集样本数量,提升评估方法的泛化能力,同时通过噪声去除、灰度校正等预处理操作优化图像质量,突出病害有效特征。按照固定比例将数据集划分为训练集、验证集与测试集,保证不同子集在病害类型、损伤等级上的分布均衡,为评估方法性能测试提供标准化数据基础。

参考文献:

- [1] 李聪聪,袁子龙,滕桂法.基于深度学习的时空特征融合网络入侵检测模型研究[J].信息安全研究,2025,11(2):122-129.
- [2] 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] 邹政,陈江,郎洪,王笑风,万晨光,丁朔,陆键.基于机器学习方法的路面病害检测研究综述[J].交通信息与安全,2025,43(2):154-168.

3.2 评估指标与对比实验设计

选取准确率、精确率、召回率、平均精度等指标作为评估方法性能的量化判定依据,全面反映该方法在病害识别与损伤程度评估中的综合表现。设置对比实验环节,将所构建的评估方法与传统图像处理方法、单一特征深度学习评估方法进行平行测试,在相同数据集与运行环境下完成性能比对。记录不同方法在病害定位、类型识别、损伤等级判定等环节的输出结果,统计各项评估指标数值差异。控制实验变量,保持数据集、硬件环境、参数设置一致,确保对比结果能够真实反映该评估方法在特征融合与评估精度上的优势^[3]。

3.3 方法性能分析与损伤评估应用

测试结果表明,所构建的深度学习融合图像特征评估方法在路面病害识别与损伤程度评估中具备更高的稳定性与准确性,多特征融合策略有效提升了对复杂病害与边缘样本的判定能力。该方法在不同路况与环境条件下均能保持稳定输出,对噪声与干扰信息具备较强的抵抗能力,各项量化指标均优于单一特征评估方法与传统方法。该方法输出的损伤程度评估结果具备量化可追溯性,能够直接反映病害实际发育状态,为道路养护优先级判定、维修方案制定提供数据支撑。在实际应用场景中,该方法可实现快速图像输入与实时评估输出,适配大规模道路检测任务,提升路面病害管理的智能化与精细化水平。

4 结语

深度学习融合图像特征的路面病害损伤程度评估方法,有效解决了单一特征信息不足、环境干扰明显、传统方法精度有限等问题。多维度特征融合与自适应提取提升了病害识别与损伤分级的准确性与鲁棒性,该方法可实现端到端、高效率、量化式评估,具备较强工程应用价值,为道路病害智能检测、全生命周期运维管理提供有效技术方案。