

基于数字图像的山区公路涵洞病害识别方法研究

钟向东¹, 陈贵¹, 陈波², 马倩¹, 胡睿智², 高建平²

(1. 贵州省都匀公路管理局, 贵州 都匀 558000; 2. 重庆交通大学, 重庆市 400074)

摘要: 涵洞病害检测对于确保结构安全和公路运行至关重要, 传统的检测方法通常依赖人工进入涵洞进行目视检查, 但这种方法受限于山区涵洞中空间狭窄及较高的安全风险, 导致检测效率低下且精度不高, 病害的跟踪和修复也存在困难。因此, 针对以上问题提出了一种基于YOLOv8模型的涵洞病害自动识别方法。该方法通过对预处理后的图像数据集进行YOLOv8模型训练, 生成训练模型以识别涵洞病害图像。实验结果表明, 采用该方法能够有效识别涵洞的洞身、盖板、涵底铺砌的裂缝、表面脱落等病害, 模型检测精度达到0.831, 调和平均数为0.796, 表明该方法具有较好的病害识别性能。

关键词: 山区涵洞; 病害检测; YOLOv8; 神经网络

中图分类号: U449

文献标志码: B

文章编号: 1009-7716(2025)09-0394-05

Research on Identification Methods of Diseases in Mountainous Highway Culverts Based on Digital Images

ZHONG Xiangdong¹, CHEN Gui¹, CHEN Bo², MA Qian¹, HU Ruizhi², GAO Jianping²

(1. Guizhou Province Duyun Highway Administration, Duyun 558000, China; 2. Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: Culvert disease detection is essential to ensure the structural safety and highway operation, and the traditional detection methods usually rely on the manual entry into culverts for visual inspection, but this method is limited by the narrow space and high safety risk in mountainous culverts, resulting in low detection efficiency and low accuracy. And it is also difficult to track and repair diseases. Therefore, aiming at the above problems, an automatic identification method of culvert disease based on YOLOv8 model is proposed. In this method, the YOLOv8 model is trained on the preprocessed image data set to generate a training model to identify the culvert disease images. The experimental results show that the used method can effectively identify the cracks and surface shedding diseases of the culvert body, cover plate and culvert bottom paving. The detection accuracy of the model reaches 0.831, and the average harmonic value is 0.796, indicating that the method has a relatively good performance in disease identification.

Keywords: mountainous culverts; disease detection; YOLOv8; neural network

0 引言

在山区公路的运营中, 涵洞病害是影响道路安全的重要因素之一^[1]。山区公路涵洞具有数量众多、所在的地质条件和地形条件较为复杂、涵底纵坡较大、病害类型多等特点^[2]。随着山区道路的发展, 保持涵洞的良好状态, 及时发现涵洞病害并修复对于确保道路驾驶安全具有重要意义。随着人工智能

技术的不断发展, 以及数码摄像机的普及和图像采集质量的提升, 数字图像检测技术也有了长足的发展, 在病害识别与检测领域得到了广泛的应用。该技术具备灵活性高、通用性强、精度高和成本低廉等优点, 具有广泛的推广和应用价值^[3-4]。

蒋买勇等^[5]基于YOLOv5网络建立了水工涵洞病害检测模型, 通过对识别结果进行优化, 实现了对水工涵洞病害的快速识别。同时提出了采用CCTV检测技术和数字全景图像检测技术相结合的检测方法针对隧道病害检测^[6]。王宏宇等^[7]提出了一种基于YOLOv8模型的路面病害识别方法。张晨^[8]以隧道衬砌病害地质雷达检测图像为样本库, 训练图像识别算法, 实现铁路隧道衬砌各类病害的智能识别, 为铁路隧道质量检测提供自动化、智能化工具。褚

收稿日期: 2025-02-05

基金项目: 贵州省公路局科技计划项目(2024QLK04); 重庆市研究生联合培养基地建设项目(JDLHPYJD2020015)

作者简介: 钟向东(1968—), 男, 学士, 高级工程师, 从事公路工程管理工作。

通信作者: 高建平(1965—), 男, 博士, 教授, 从事交通运输工程研究工作。电子信箱: jianping@cqjtu.edu.cn

文涛^[9]提出一种基于裂缝横断面灰度曲线图以及裂缝几何走势的裂缝信息提取方法。单飞等^[10]提出了一种基于无参数注意力机制 simAM 改进 YOLOv8 的路面多病害识别算法。陈修贤等^[11]针对公路路面裂缝检测算法存在漏检误检和识别精确度低的问题,提出一种基于改进 Yolov5s 的路面裂缝病害检测模型。目前部分研究多涉及道路病害和隧道病害检测,在山区涵洞病害识别方面仍存在许多不足。因此,本文构建了一种基于 Yolov8 模型的涵洞病害识别方法,该方法能够快速准确识别山区涵洞病害,具有广泛的应用前景。

1 目标检测算法

1.1 基于 YOLOv8 的涵洞病害检测算法流程

本文利用 YOLOv8 网络模型对涵洞病害数据集进行训练处理。首先对涵洞病害数据集进行数据预处理;其次利用 labellmg 标定病害特征,将图片格式转化为 yolo 可读取的 .txt 格式,标定后的图像构成用于 YOLOv8 模型进行训练、验证数据集;选择下载预训练模型,修改模型配置参数,对模型进行涵洞病害数据集训练,生成涵洞病害特征训练模型。最终根据涵洞病害特征训练模型对涵洞病害图像进行自动检测。

1.2 数据预处理

1.2.1 数据来源

本文实验过程中数据来源于自有数据集 Culvert disease data,数据集采集来源为实地勘测拍摄。

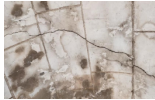
将数据进行样本划分和标注,明确病害类型及常见易混淆的干扰物类型,收集大量的数据集,本文采用 labeling 标注工具进行目标检测标框标注,整理生成目标检测数据集 Culvert disease data,将样本按照不同病害类型分成 5 类:Crack(裂缝)、Efflorescence(风化)、Spalling(表面剥落)、exposed reinforcement(外露钢筋)、rust stain(钢筋锈蚀)。采集到约 6 000 张图片,通过数据清洗和数据增强共有 5 153 张用于构建数据集,29000 多个预标注锚框,涵洞病害类型见表 1。

将样本图片进行归一化处理,提高模型的处理能力,归一化的尺寸为 640×640 像素。为验证模型的可靠性和稳定性,将样本数量按照 8:1:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集。

1.2.2 噪声去除

山区涵洞环境较为复杂,视频图像易受到多种

表 1 涵洞病害样本表

病害名称	病害类别	样本图片	样本数量
裂缝	1		2 800
风化	2		1 400
表面剥落	3		1 900
外露钢筋	4		2 400
钢筋锈蚀	5		1 600

噪声干扰,这些噪声会降低图像质量,影响后续处理与分析。在处理模型前,对病害图像进行增强,提升模型对病害特征的提取能力。对于涵洞病害图像的滤波处理,选择合适的滤波算法对保留图像中的细节信息与边缘特征极为关键。

二维高斯滤波算法是一种结构简单、处理速度快的线性平滑滤波,在处理涵洞病害图像时,可保留图像的特征信息,并减少噪声的影响,适用于数字图像中高斯噪声的滤除^[11]。它通过对图像中的每个像素点与一个高斯核进行卷积运算,根据高斯分布的特性对噪声进行平滑处理,使噪声的影响减小。同时高斯噪声的灰度值服从高斯分布,高斯滤波可以有效地降低噪声的方差,从而减少噪声对图像的影响。公式如式(1)所示:

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{1}$$

式中: $G(x,y)$ 表示高斯函数,像素 (x,y) 处的平滑值; (x,y) 为像素点位置; σ 即高斯核标准差,决定了高斯函数的形状和分布范围。

1.2.3 像素归一化

像素归一化是一种对图像像素值进行处理的操作,目的是将像素值的范围映射到一个特定的、更适合模型训练或处理的区间。它的原理是通过计算每个像素值与最小值的差值占最大值和最小值差值的比例,将像素值映射到 $[0,1]$ 区间。公式如式(2)所示:

$$x_{\text{norm}}=\frac{x-x_{\text{min}}}{x_{\text{max}}-x_{\text{min}}} \tag{2}$$

式中: x 是原始像素值; x_{norm} 是归一化后的像素值; x_{min} 和 x_{max} 分别是数据集中该像素通道的最小和最大像素值。

本文采用线性归一化的方式,将像素值归一到合适的范围内,使不同图像间的像素值具有差异性,有效降低因图像亮度和对比度不一致引起的误差,从而加快收敛速度,提高YOLOv8模型对涵洞病害数据集的训练效果和数据处理能力。

1.3 YOLOv8 网络模型架构

YOLOv8的网络模型基本架构主要由BackBone(主干网络)、Neck(颈层)和Head(解码预测端)组成^[13]。

(1)主干网络是负责提取图像特征的核心部分,通过一系列卷积层、池化层等操作,逐步降低图像的分辨率,同时增加通道数,以提取更抽象、更高级的语义特征。C2f模块可以将高层次和低层次的特征进行有效结合,使模型既能获取到图像的整体语义信息,又能关注到局部的细节特征,提升对小物体和复杂背景的检测能力。

(2)颈层采用FPN来进一步处理从主干网络得到的高维度特征。FPN的核心思想是将不同层次的特征图进行融合,通过上采样操作将深层的特征图与浅层的特征图进行相加或拼接,从而得到包含多尺度信息的特征表示。模型能够同时利用深层特征图中包含的语义信息和浅层特征图中包含的细节信息,有效提高了对不同尺度目标的检测精度。

(3)解码预测端采用了解耦头部的设计,将目标性、分类和回归任务分离,使用两个独立的头分别进行类别概率预测和边界框的预测,使得每个任务在优化过程中能够专注于各自的目标,从而提高各自的精度,同时引入了Anchor-Free机制,不再依赖固定的锚框来进行目标检测,在面对不同形状和大小的物体时更加灵活,能够更准确地预测目标的位置和大小。

本文使用YOLOv8模型对涵洞病害数据集进行训练,并通过反复迭代的方式对模型参数进行修正更新。这一训练过程经历了多轮迭代(epochs),模型在每一轮中都会从输入图像中逐步学习特征,从而提高检测准确性和效果。如图1所示为涵洞病害检测模型的训练流程。在进行模型训练之前,设置配置文件中的超参数,其中batch size(批量大小)设为8,epoch设为100。模型在每次读取一个batch后,就会更新一次参数,直到达到指定的epoch值后保存训

练结果,最后利用训练好的模型对测试集的病害图像进行预测,最终输出带有预测边框和病害标注的图像。

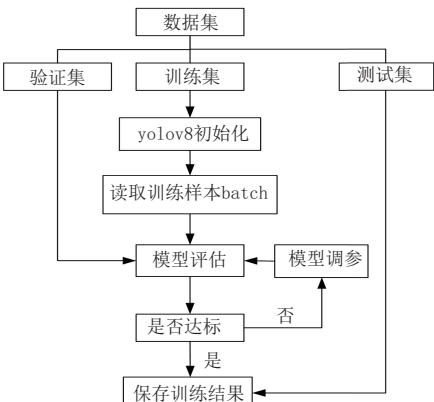


图1 模型训练流程图

2 实验与分析

2.1 实验环境

本文实验采用Windows 10专业版64位操作系统,Python3.9.21开发语言,Pytorch2.5.1+cu121,CPU(13th Gen Intel Core(TM) i5-13600KF),深度学习框架,所用显卡为NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti, 1T SSD硬盘,32GB内存,CUDA版本为CUDA 12.1。

因训练的模型需保证模型的精度,也要保证模型的大小和训练速度,本文选用YOLOv8模型和YOLOv8s.pt权重文件进行训练,参考了同类研究中常见的迭代次数范围,epoch设置为100在该数据集上可使模型达到较好的收敛效果,基于对硬件设备内存限制与模型训练效率的综合考量,在保证训练数据充分利用的同时避免内存溢出将Batch size设置为8。

2.2 评估指标

为了验证Yolov8模型在涵洞病害检测中的可靠性,通常采用精准度、召回率、调和平均数和平均精度均值指标对模型准确率进行评估^[14]。精准度 P (Precision)指的是模型所检测出的病害区域里,正确属于病害的占比,即真正被检测出的病害数量,在整体检测数量中所占的比例。召回率 R (Recall)^[15]主要用来判定实际存在的病害区域,有多少被模型准确检测出来,体现了模型找到所有真实目标的能力。调和平均数F1值综合了精确率和召回率的信息,能够更全面地评估模型的性能。“ m_{AP} ”(mean Average Precision)即平均精度均值,是评估目标检测模型性能的关键指标,主要用于衡量模型在不同类别上的

综合表现。

精准度 P 的计算公式为:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \tag{3}$$

召回率 R 的计算公式为:

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \tag{4}$$

式中: T_p 为真正为正的样本预测为正; F_p 为真正为负的样本, 预测为正; F_N 为真正为正的样本, 预测为负。

调和平均数 F_1 计算公式为:

$$F_{1, Score} = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{5}$$

平均精度均值 m_{AP} 的计算公式为:

$$m_{AP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \tag{6}$$

式中: N 为总类别数目; AP_i 为第 i 类的 AP 值。

2.3 结果分析

涵洞病害的验证集、测试集预测结果部分见图 2、图 3, 模型验证指标结果见表 2。

由图 2 和图 3 可以看出, 在不同部位下模型均能识别出涵洞结构的病害, 且识别效果较好。由表 2 可知, 模型在数据集 Culvert disease data 的验证集和测试集各项指标值较好。裂缝病害的召回率较高, 可能是由于其在图像上呈现的特征较为明显, 易于模型识别; 而钢筋锈蚀病害的召回率相对较低, 可能

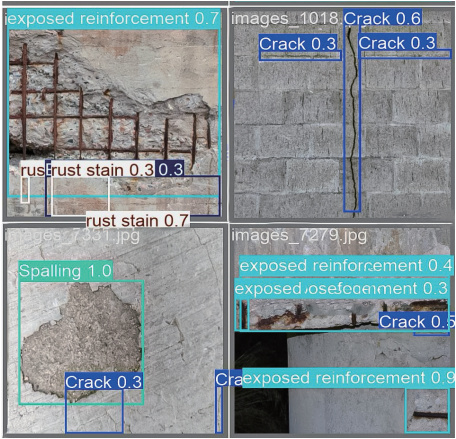


图 2 验证集预测图

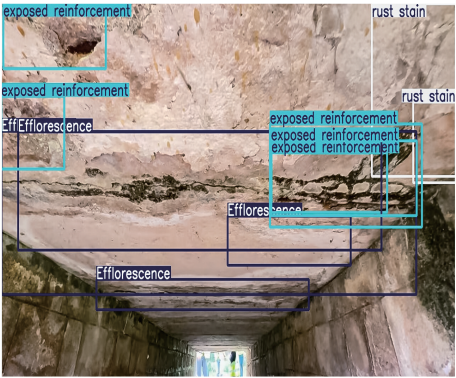


图 3 测试集检测结果图

与其他病害或背景在图像特征上存在一定混淆。模型整体的精准度为 0.831, 召回率为 0.764, 调和平均数为 0.796, 检测目标的可靠度数值均能达到较高值, 证明算法具有一定的鲁棒性。

表 2 模型验证结果表

data	class	Images	Instances	Precision	Recall	$m_{AP}0.5$	$m_{AP}0.5\sim0.95$
Culvert disease data	all	512	2 749	0.831	0.764	0.819	0.663
	裂缝	287	832	0.876	0.805	0.918	0.742
	风化	244	569	0.867	0.801	0.823	0.681
	表面剥落	168	495	0.750	0.769	0.767	0.575
	外露钢筋	191	516	0.847	0.753	0.845	0.681
	钢筋锈蚀	141	337	0.816	0.693	0.741	0.636

3 结 语

(1) 通过构建基于 YOLOv8 模型的涵洞病害识别方法, 运用 YOLOv8 网络模型在涵洞病害数据集上进行训练, 经对自有数据集的训练与验证, 表明该方法能够快速自动识别涵洞洞身、涵底、盖板等不同部位的裂缝、风化、钢筋锈蚀等多种病害。

(2) 图像识别测试结果表明模型检测精度可达到 0.831 的良好效果。适用于不同类型涵洞的多种病害识别, 且随训练样本的增加, 其检测精度仍有一定的提升空间。

(3) 由于样本量有限, 本方法尚有一定的局限性, 可能导致模型在非常见病害类型或特殊环境下的泛化能力不足, 而在涵洞三维非表面病害识别方面, 本方法与无人机技术结合、算法提升改进方面有更大的提升空间和应用前景。

参考文献:

[1] 吉训刚. 山区公路涵洞病害成因分析与防治[J]. 交通科技, 2017(4): 115-118.
[2] 胡可. 分析山区高速公路涵洞设计方法[J]. 黑龙江交通科技, 2014, 37(5): 32.
[3] 高本国. 计算机数字图像技术在 AUV 水下管道检测中的应用[J].

- 电子测试,2015(21):164-166.
- [4] 刘学增,桑运龙,苏云帆.基于数字图像处理的隧道渗漏水病害检测技术[J].岩石力学与工程学报,2012,31(增刊2):3779-3786.
- [6] 蒋买勇,梁经纬,祝志恒,等.CCTV与数字图像检测技术在水工隧(涵)洞病害检测中的综合应用研究[J].湖南水利水电,2018(6):49-52.
- [7] 王宏宇,韩笑,宋席发,等.基于YOLOv8的路面病害识别方法研究[J].工业控制计算机,2024,37(5):98-99;101.
- [8] 张晨,石峰,孟超,等.铁路隧道衬砌病害智能检测技术研究[J].铁道工程学报,2024,41(10):57-62.
- [9] 褚文涛,李郑明,陆键.路面病害检测中的裂缝信息快速识别方法研究[J].中外公路,2013,33(6):80-84.
- [10] 单飞,李辉,孙浩,等.基于改进simAM-YOLOv8的路面多病害识别方法[J/OL].吉林大学学报(工学版),1-14[2024-12-27].
- [11] 陈修贤,高焕兵,杨志强,等.基于改进Yolov5s的路面裂缝病害检测与识别研究[J].软件导刊,2024,23(12):206-212.
- [12] 王静娴,白清,曲晓辉,等.基于二维图像高斯滤波的BOTDR噪声抑制方法研究[J].光学技术,2024,50(5):513-519.
- [13] Varghese R, Sambath M. YOLOv8: A Novel Object Detection Algorithm with Enhanced Performance and Robustness[C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS).0[2025-01-09].
- [14] Yuan J, Wan F, Lei G, et al. FEB-YOLOv8: A Steel Surface Defect Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8s[C]//2023 3rd International Conference on Computer Science, Electronic Information Engineering and Intelligent Control Technology (CEI).0[2024-05-23].
- [15] 高小伟,吴合凤,谭启昀,等.基于YOLO框架的无锚框输电线路多种缺陷检测[J].测控技术,2023,42(3):24-31.

(上接第389页)

- [2] 栾刚.围堰技术在中小型水利工程施工中的应用分析[J].科技创新,2019(34):129-130.
- [3] 吴梦喜,宋世雄,吴文洪.低渗透覆盖层上围堰渗流与应力变形耦合仿真研究[C]//土石坝技术2020年论文集.北京:中国科学院力学研究所,中国科学院大学,中国电建集团中南水利水电勘测设计研究院有限公司,2022.
- [4] 彭金科,童立.降雨条件下含夹层边坡稳定性及影响因素敏感性分析[J].黑龙江交通科技,2022,45(8):37-39.
- [5] 何忠明,王保林,胡庆国,等.强降雨条件下含软弱夹层土坡稳定性影响因素敏感性分析[J].长沙理工大学学报(自然科学版),2017,14(3):21-28.
- [6] 蔡亚飞,蔡春明.渗流-应力耦合及降雨入渗作用下的边坡稳定性分析[J].南华大学学报(自然科学版),2019,33(3):33-39;43.
- [7] 纵岗.复杂降雨条件下边坡稳定性分析[D].镇江:江苏科技大学,2014.
- [8] 刘艳红,靳志伟.二维水力学模型在红光大桥洪水影响评价中的应用[J].水利规划与设计,2017(11):157-161.
- [9] 邸恪楠.非饱和土MGCM与拉-剪耦合强度模型的数值实现及在土质边坡工程中的应用[D].北京:北京交通大学,2019.
- [10] 宋成年,邓洋,刘德兵,等.基坑不同水位降速下土石围堰松散粘质边坡渗流特性与开挖稳定性研究.水电能源科学,2021,39(2):69-73.
- [11] 杨航.抛填饱和粉质粘土夹淤泥质土围堰稳定及自动化监测技术研究[D].南昌:华东交通大学,2022.
- [12] 赵伟龙.土石围堰渗流稳定性分析及变形安全风险预警研究[D].长沙:中南大学,2023.
- [13] 石兴鹏.基于复杂条件下土石围堰渗流及稳定可靠度研究[J].吉林水利,2022(4):22-27.