

基于图像识别的建筑外墙裂缝智能检测方法研究

刘叶兵

合肥工大共达工程检测试验有限公司, 安徽 合肥 230000

[摘要]在结构安全与使用寿命方面,早期识别建筑外墙裂缝意义重大,而传统检测方式存在主观性强、效率低等局限难以符合现代建筑维护高效化的需求。图像识别的智能检测方法利用卷积神经网络提取和分类裂缝图像特征以自动识别裂缝位置、判断类型,再结合图像预处理、数据增强、深度学习模型优化等技术提升裂缝检测的准确率与鲁棒性,从而为建筑结构健康监测提供高效、客观、可视化的技术支撑。

[关键词]建筑外墙裂缝;图像识别;卷积神经网络;智能检测;深度学习

DOI: 10.33142/ect.v3i6.16861

中图分类号: TP242.8

文献标识码: A

Research on Intelligent Detection Method of Building Exterior Wall Cracks Based on Image Recognition

LIU Yebing

HFUT Engineering Test & Inspection Co., Ltd., Hefei, Anhui, 230000, China

Abstract: In terms of structural safety and service life, early identification of cracks on building exterior walls is of great significance, but traditional detection methods have limitations such as strong subjectivity and low efficiency, which cannot meet the needs of modern building maintenance efficiency. The intelligent detection method of image recognition utilizes convolutional neural networks to extract and classify crack image features for automatic identification of crack positions and types. Combined with image preprocessing, data augmentation, deep learning model optimization, and other techniques, it improves the accuracy and robustness of crack detection, providing efficient, objective, and visual technical support for building structural health monitoring.

Keywords: cracks on exterior walls of buildings; image recognition; convolutional neural network; intelligent detection; deep learning

引言

城市建设快速推进,外墙裂缝问题因建筑结构老化和环境侵蚀愈发凸显成为影响建筑安全与美观的重大隐患,传统人工巡查式的裂缝检测效率低且易受主观因素影响,图像识别技术发展起来后为裂缝检测提供了新办法能够自动提取和精准识别裂缝,深度学习模型可高效表达图像特征推动建筑维护朝着智能化、精细化加速发展。

1 建筑外墙裂缝图像数据的获取与预处理技术

1.1 图像采集设备与环境因素控制

建筑外墙裂缝智能检测的后续图像识别效果基于高质量图像数据,高清手持相机、固定监控设备以及近年广泛应用的无人机巡检系统都是常用采集设备,与传统方式相比,无人机能多角度、无死角地大面积扫描,尤其适用于高层建筑或者人工难以接近的区域,提高了数据采集的全面性与安全性。

图像质量受采集环境因素影响显著,需严格控制光照、天气和拍摄角度等参数,光照不足或强烈阴影会掩盖裂缝特征,增加识别误差,采集宜选在均匀自然光或辅助照明下进行,拍摄角度要尽量垂直墙面以避免透视畸变且统一图像分辨率,从而确保样本数据有可比性、训练保持一致。

1.2 数据增强方法

原始图像得进行多样化的数据增强处理才能增强模

型的泛化能力,常用的增强策略有图像旋转、翻转、缩放、平移和裁剪这些几何变换,借此可模拟不同视角与构图下的裂缝表现并提升模型适应复杂现场环境的能力,若采用亮度调整、对比度增强、色彩扰动之类的光学增强技术,能模拟不同光照条件并有效拓展训练数据的多样性。

深度学习时,样本数量不够或者数据分布单一常导致过拟合,而数据增强能扩大训练样本集且保持裂缝图像特征的真实和稳定,在小样本任务里成效显著,有些研究还引入 GAN(生成对抗网络)来合成裂缝图像以进一步解决真实裂缝样本采集难的问题。

1.3 图像去噪与增强算法

采集外墙裂缝图像时,光斑、灰尘、水渍和摄像模糊等多种噪声常干扰图像,裂缝边缘清晰度以及模型准确提取特征会被这些因素影响,要提升图像质量,预处理阶段就得引入有效的去噪算法,中值滤波能有效去除椒盐噪声且保持边缘信息完整,双边滤波能平滑图像又保留边缘细节,适合裂缝这种边界清晰但纹理微弱的目标。

图像的整体对比度与细节分层需要增强时,常通过直方图均衡化提升灰度分布的均衡性以使裂缝区域和背景区更易区分,而自适应直方图增强(CLAHE)会进一步对局部区域的亮度做调整以增强暗部细节防止整体过度增强而出现伪影和信息丢失,输入图经过高质量的图像增

强处理后,模型在复杂场景下进行分割和识别时准确率会提高且误检和漏检的风险也会显著降低。

1.4 裂缝图像标注策略

构建监督学习模型时裂缝图像标注是基础环节,模型的训练效果与识别精度直接受标注质量影响,目前有两种被广泛采用的标注方式,即人工标注和半自动辅助标注,像 Labelme、Labellmg 这类工具可被专业人员用于人工标注,手动勾画出裂缝轮廓并给上对应标签,这种标注精度高、可控性强,适用于样本数量有限而精度要求高的场景,虽然人工标注耗时久,但当裂缝边缘复杂或者形态多变时,它依旧是确保数据质量的重要方式,能给模型提供可信度高的训练样本。

大规模数据集要提高效率的话,可以引入半自动标注策略,即利用传统图像分割算法或者预训练模型初步识别裂缝区域,之后人工修正边界和标签,这样标注时间能大幅缩短且标注质量也能得到保证;构建高质量数据集必须建立统一的标注规范与标准体系,对裂缝类型、宽度、长度进行统一定义。

2 图像识别模型的构建与优化策略

2.1 基础网络架构选择

建筑外墙裂缝检测任务本质上是细粒度的图像识别问题,当前卷积神经网络(CNN)是主流的图像识别模型,其深层特征提取能力给裂缝检测可靠支持,像 VGG16、ResNet50 这些常见网络在裂缝图像分类与分割里被广泛使用,VGG 结构简单、调参容易且可参数量大但计算开销不小,ResNet 有残差连接能缓解深层网络训练时梯度消失的问题,用来构建更深更复杂的检测模型挺合适。

实验显示,相同数据集里,VGG16 的识别准确率比 ResNet50 低了大概 5%且 ResNet50 所需训练时间还增加了,MobileNet 和 EfficientNet 这样的轻量化网络能当部署端模型的备选,适用于边缘设备或者无人机系统的实时检测任务,就像表 1 呈现的那样。

表 1 基础网络架构

模型名称	参数量 (M)	训练时间 (h)	准确率 (%)
VGG16	138	5.2	86.3
ResNet50	25.6	4.8	91.5
MobileNet	4.2	3.1	88.1

2.2 特征提取机制设计

建筑裂缝识别时,清晰提取裂缝轮廓离不开低层特征像边缘、纹理这些,而高层语义特征对捕捉裂缝空间分布和形态模式有帮助,要让模型在不同场景下更鲁棒就需有效融合多层次特征,特征金字塔网络(FPN)自底向上提取纹理信息且自顶向下引入语义指导,构建多尺度融合特征图以增强模型对不同宽度、结构复杂裂缝的感知能力。

图像识别中裂缝纹理弱且背景复杂是个难题,多尺度感受野设计的引入成了关键解决办法,空洞卷积能扩大感

受野获取上下文信息且不增加计算量,Inception 模块靠并行多尺度卷积获取多层特征,再结合像 Sobel 算子、深度边缘网络这样的边缘检测模块,模型对裂缝边界的识别就会进一步强化,在噪声干扰和复杂背景下也能准确定位。

2.3 模型优化方法

要提升模型识别精度,可在结构与算法层面进行多项优化,引入注意力机制(像 SE 模块、CBAM),使模型聚焦裂缝区域,有效压制背景干扰以提高特征表达质量,而且残差连接会改善深层网络训练稳定性,提升模型在复杂数据集上的表现力。

传统交叉熵损失函数在设计损失函数时对样本分布不均的情况较敏感,容易忽略少数类样本(像细小裂缝这类),而 FocalLoss 能调整损失权重,更关注难分类样本,有效提高了模型在类别不平衡数据中的鲁棒性,适用于裂缝检测里“正常区域”远比“裂缝区域”多的场景。

2.4 过拟合防控与泛化能力增强

深度学习模型容易在训练集上表现得很好但到了测试集就泛化能力欠佳,在裂缝数据样本少或者分布不均匀的时候这种情况更显著,Dropout 策略能够随机把神经元连接给屏蔽掉以抑制特定的路径依赖从而让模型结构的鲁棒性得以增强,正则化方法(像 L2 正则)是靠限制权重参数的范围防止模型对训练样本里的噪声过度拟合。

交叉验证这种模型泛化验证方法在裂缝数据集里很常见且应用效果相当好,把样本分成多个子集让它们轮流做验证集和训练集能全面评估模型性能,再结合早停策略在验证误差刚开始上升时及时停止训练也能有效避免过拟合从而提高模型在实际裂缝检测场景中的适用性和稳定性。

3 裂缝识别算法的分类与检测流程设计

3.1 图像分割方法应用

在裂缝检测里图像分割是核心环节,后续识别与定位效果直接受其质量影响。传统图像分割方法中的阈值分割算法靠设定灰度值阈值把图像划分成裂缝区域和背景,但在复杂光照与背景条件下容易被噪声干扰,准确率不高。区域生长方法靠初始种子点向邻域扩展,虽然在裂缝边界比较清晰的场景适用,可是对形态复杂或者纹理弱化的裂缝识别效果不太好。

与传统方法相比,像 U-Net、SegNet 这样的深度学习语义分割网络在裂缝识别时具有更强的鲁棒性和精度,U-Net 结构为编码器-解码器对称架构,能融合低层纹理和高层语义信息从而准确捕捉细小裂缝特征,在裂缝边界模糊、宽度变化大的场景中尤其适用,对比实验表明,在裂缝分割任务里 U-Net 的 mIoU 值比传统算法普遍高出 20%,性能优势很显著。

3.2 裂缝检测流程构建

完整的端到端流程得由裂缝识别系统构建起来才能

实现高效自动化检测。整体流程有五个主要环节,先通过高清摄像或者无人机拍摄获取原始外墙图像进行图像输入,接着进行像去噪、增强、归一化操作以提升裂缝特征清晰度和对比度的图像预处理,再用深度神经网络提取图像里关键纹理和几何特征作为分类依据的特征提取。

到了裂缝分类判断阶段,特征图会被模型输入分类层或者分割模块,以判别图像里有没有裂缝以及裂缝类型,利用后处理算法,像形态学滤波、连通域分析之类的,把裂缝位置精确标注出来,生成裂缝轮廓图或者输出位置信息,这些信息能用于施工修复或者结构评估,这一流程可扩展性不错,可以嵌入好多检测平台和软件系统当中,从而提高建筑维护效率。

3.3 检测指标定义与评价机制

科学的评价指标得用来验证裂缝识别算法的有效性,而准确率(Precision)、召回率(Recall)与F1值是常用评价指标,其中模型识别为裂缝的像素里实际为裂缝的比例靠准确率衡量,所有真实裂缝像素里被成功识别的比例由召回率衡量,F1值是两者的调和平均且反映模型在精度与覆盖率上的综合表现。

分割类模型还得用交并比(IoU)、平均交并比(mIoU)这类指标去评估模型对裂缝轮廓定位的精度,有了这些评价指标就能客观比较不同模型在各种复杂场景下的识别效果并给模型结构的优化提供量化依据,标准化的评价机制可是推动裂缝识别算法工程化应用的重要保障。

3.4 模型推理加速与部署适应性分析

实际工程里,模型部署需要兼顾识别精度和运行效率,若要满足无人机终端这类边缘设备的实时检测需求,就得引入 MobileNet、ShuffleNet、EfficientNet-Lite 等轻量化模型,这些模型能在基本识别能力不丢的情况下大幅压缩参数量和计算负载,很适合在算力有限的嵌入式系统里部署。

在推理加速这方面,可借助模型剪枝、量化、TensorRT 优化等技术手段减少延迟、提高推理速度, MobileNet 经 8-bit 量化后推理时间能降低约 40%且精度仅损失 1%左右,再加上 ONNX 格式模型转换可在不同平台进行部署,从而增强裂缝检测系统在多终端场景下的通用性和可维护性,这些优化策略对裂缝识别模型的工程落地有着重要的现实意义。

4 裂缝类型识别与发展趋势分析

4.1 裂缝分类机制研究

建筑外墙裂缝因成因和形态不同会分成多种类型,像线状裂缝、网状裂缝、斜裂缝就挺常见且它们外观特征、结构影响和处理方式各有差别,在裂缝识别任务里,不但要把裂缝和非裂缝分成两类,还要进一步做多分类识别细化以让系统在结构安全评估、维护策略制定方面适应性更强。

构建有分类能力的检测模型,训练阶段需引入带标签

的多类别裂缝图像,并用多标签分类网络或者多分支卷积结构将不同裂缝类型的特征向量分别提取出来,由于细长裂缝和交错裂缝容易混淆,还可引入几何形态约束与形态学规则作为辅助判别依据以提升模型分辨复杂裂缝形态的能力。

4.2 多尺度识别挑战与解决方法

图像中的裂缝尺度各异,小的是毫米级细纹,大的则为多条裂缝交织的破损区域,由于尺度不一致,深度学习模型在进行特征提取时容易有特征丢失、识别模糊之类的问题,想要提升多尺度识别能力的话,可以构建图像金字塔来形成多分辨率输入或者用空洞卷积等能扩大感受野的卷积模块提取不同尺度的上下文信息。

注意力机制的引入能让模型自动聚焦关键裂缝区域并强化对微小裂缝特征的响应,进而提高模型对细粒度信息的敏感度,而 FPN(特征金字塔网络)结构的运用可融合高分辨率纹理信息与低分辨率语义信息以有效解决小裂缝易被忽视的问题,从而提升整体识别系统的稳健性。

4.3 结合 BIM 与 GIS 等多源信息发展方向

建筑裂缝检测数字化升级时,提升系统智能化水平的重要途径是融合多源信息,BIM(建筑信息模型)技术能提供建筑构件的几何、物理和功能信息,给裂缝检测结果提供空间定位、构件编号与历史维护记录等辅助数据以实现裂缝与建筑结构精确映射。

GIS(地理信息系统)在大范围裂缝监测、城市级建筑维护规划方面空间管理与可视化能力很强,将裂缝检测结果集成到 GIS 平台就能实现裂缝位置的空间分布分析和热力图绘制,从而为决策支持提供宏观依据,以后构建 BIM+GIS+AI 融合框架会是智能检测系统从数据采集到结构管理全链条自动化的重要方向。

4.4 未来趋势展望

人工智能和建筑信息融合得越来越深,裂缝检测系统朝着自适应与预测性方向发展,自适应检测系统不断学习、更新模型,能根据不同建筑材料、气候环境和光照条件自动调整检测策略以达成环境感知与参数动态调整。

时序图像建模与结构应力分析被裂缝演化预测模型用于推演裂缝扩展趋势从而为预防性维护和建筑寿命管理提供支持,多任务学习模型也是未来研究的重点方向,它能进行裂缝检测、类型识别、位置标注、严重程度评估等任务进而提高模型的效率与应用价值,算法精度在提升且边缘计算技术也在发展,建筑裂缝识别会在智能运维、城市管理和结构健康监测等领域更广泛地落地应用。

5 结语

建筑外墙裂缝检测运用图像识别技术有效打破了传统人工巡检的局限,使裂缝识别变得高效、智能且可视化,构建深度学习模型、优化特征提取机制、融合多源信息系统不但提高了裂缝检测的准确率与适应性,还为建筑结构

健康监测提供可靠技术支撑,随着人工智能、BIM 和 GIS 等技术不断融合发展,裂缝检测系统会持续朝着多任务协同、自适应优化和预测性分析的方向发展,推动建筑运维管理全面步入智能时代。

[参考文献]

- [1]刘桐.建筑施工中外墙保温工程裂缝防治与质量控制措施[J].中国建筑装饰装修,2024,11(6):166-168.
[2]陈曹阳.基于无人机与改进的 Mask R-CNN 的外墙裂缝检测技术研究[D].湖南:长沙理工大学,2022.
[3]夏子祺,马临原,单伽程,等.基于计算机视觉的建筑外墙

剥落和裂缝两阶段检测方法[J].建筑结构学报,2023,44(2):207-216.

[4]刘少华,任宜春,郑智雄,等.基于航拍图像与改进 U-Net 的建筑外墙裂缝检测方法[J].土木与环境工程学报(中英文),2024,46(1):223-231.

[5]蔡茹莹.基于计算机视觉的建筑物外墙裂缝智能检测及其几何量化评级研究[D].广东:深圳大学,2022.

作者简介:刘叶兵(1987.9—),毕业院校:西安交通大学,所学专业:土木工程,当前就职单位:合肥工大共达工程检测试验有限公司,职称级别:工程师。