

基于无人机平台的建筑外墙保温层裂缝检测

康凯 李涛会

无锡城市职业技术学院, 江苏 无锡 214153

[摘要]随着建筑物使用年限的增加, 建筑材料性能会不断老化, 其中, 建筑外墙保温层的裂缝问题尤为凸显, 直接影响建筑结构的耐久性及建筑外形的美观性。文章介绍基于无人机平台的建筑外墙保温层裂缝智能检测技术, 通过使用低空多旋翼无人机平台采集建筑物表面的裂缝图像, 再辅以基于深度学习的智能视觉检测方法, 实现对建筑外墙保温层裂缝的高效、智能化识别与检测。

[关键词]无人机; 摄影测量; 智能化检测; 外墙保温层; 裂缝

DOI: 10.33142/aem.v7i1.15267

中图分类号: TU755.7

文献标识码: A

Crack Detection of Building Exterior Wall Insulation Layer Based on UAV Platform

KANG Kai, LI Taohui

Wuxi City College of Vocational Technology, Wuxi, Jiangsu, 214153, China

Abstract: As the service life of buildings increases, the performance of building materials will continue to age. Among them, the problem of cracks in the insulation layer of building exterior walls is particularly prominent, which directly affects the durability of building structures and the aesthetics of building appearance. The article introduces an intelligent detection technology for cracks in the insulation layer of building exterior walls based on unmanned aerial vehicle platforms. By using a low altitude multi rotor unmanned aerial vehicle platform to collect crack images on the surface of buildings, and supplemented by an intelligent visual detection method based on deep learning, efficient and intelligent recognition and detection of cracks in the insulation layer of building exterior walls are achieved.

Keywords: UAV; photogrammetry; intelligent detection; exterior wall insulation layer; crack

引言

随着建筑物数量的不断增加和建筑高度的不断攀升, 传统的建筑外立面裂缝检测方法已经难以满足现代建筑安全管理的需求。长期以来, 建筑物外立面裂缝的检测主要依靠人工完成, 效率不高且难以完全覆盖需检测的区域, 检测人员的安全也难以保证。无人机摄影测量技术作为一种新兴的检测手段, 因其高效、安全和精确的特点, 逐渐成为建筑外立面裂缝检测的重要工具。近年来, 基于无人机的建筑外立面裂缝检测技术得到了越来越多的关注和应用, 无人机摄影测量技术在建筑外立面裂缝检测中的应用具有重要的工程价值和广阔的发展前景。

1 建筑外墙保温层开裂原因分析

建筑外墙保温层是建筑节能的重要组成部分, 其主要目的是提高建筑物的保温性能, 减少热量损失, 从而降低能源消耗。外墙保温材料可以分为有机类和无机类两种, 有机类保温材料如聚苯乙烯泡沫塑料 (EPS)、挤塑聚苯乙烯泡沫塑料 (XPS)、聚氨酯泡沫塑料 (PU) 等, 具有价格低廉、市场成熟、工艺简单、保温性优异的特点, 但耐火性较差, 市场占有率约为 80%。无机类保温材料如岩棉、膨胀珍珠岩等, 耐火性好、保温性能好, 但价格相对较高, 市场占有率约为 20%^[1]。

外墙保温层材料开裂有多种原因, 主要包括材料本身、

施工质量、环境因素以及设计缺陷等。(1)关于材料因素, 外墙保温层的开裂往往与材料的性能密切相关。例如, 聚苯板 (EPS) 的刚度和线性热膨胀系数较高, 容易因内外温差导致弯曲变形, 从而产生应力并引发开裂。此外, 如果保温材料的机械强度不足, 也会增加开裂的风险。不同材料之间的相容性不足, 如抹灰系统与保温材料之间未能有效结合, 也会导致开裂。(2)关于施工因素, 在施工过程中, 如果基层处理不当、黏结层控制不严、保温层施工质量差, 都会导致外墙保温层开裂。例如, 抹灰层厚度不足、网格拉伸强度不够以及网格应用不当等都会引起非定向开裂。如果施工技术不当, 如施工工序不合理、施工管理不善等, 也会导致保温层开裂。(3)关于环境因素, 环境温度的变化对建筑材料的热应力有显著影响, 特别是在温度波动较大的地区, 保温层容易因热应力而开裂。湿度的变化同样会影响保温层的稳定性, 湿胀运动可能导致裂缝的形成。(4)关于设计缺陷, 建筑主体结构或墙体构造设计存在缺陷, 如没有考虑足够的变形能力或应力释放机制, 也会导致保温层开裂。

2 建筑外立面裂缝检测方法的研究现状

建筑裂缝的检测方法目前可大致分为三大类^[2]: (1)典型的实时监测传感技术, 通常利用应力应变传感器、拉线式裂缝计等设备检测, 通过直接测量裂缝的宽度、深度

及扩展速率,实现对结构裂缝的即时、精确监控,这些传感器能够持续捕捉结构状态的变化,为结构健康监测提供宝贵数据支持;(2)典型的无损检测技术,利用超声波、微波雷达等技术检测裂缝,其利用波的传播特性,在不破坏结构完整性的前提下,有效识别裂缝的位置、形态及潜在危害,此类技术不仅适用于大面积快速筛查,还能对复杂结构中的隐蔽裂缝进行精准定位;(3)新型无损检测技术,包括摄影测量技术、激光扫描、热成像等技术检测裂缝,摄影测量技术通过高分辨率图像捕捉与分析,能够精确重建裂缝的三维形态;激光扫描技术则利用激光束的快速扫描,生成高精度的三维点云数据,实现裂缝的精细化测量;热成像技术则通过探测结构表面的温度差异,间接揭示裂缝的存在与分布,为裂缝评估提供独特的视角。

新型无损检测技术中的摄影测量技术如今越来越受到重视,因为摄影测量技术在成本效益、操作简便性和生成永久性记录方面具有优势,尤其适用于需要快速部署和低成本解决方案的场景。摄影测量技术首先要依托无人机平台,无人机的摄影测量路径也会影响到数字图像采集效果,然后辅以图像处理分析,可进一步实现裂缝区域的识别。

近年来,基于深度学习的建筑表面裂缝识别方法取得了显著的研究进展。这些方法主要集中在利用卷积神经网络(CNN)和其他深度学习技术来提高裂缝检测的精度和效率。深度学习技术已被广泛应用于建筑裂缝检测中,包括混凝土结构、历史建筑以及道路等领域的裂缝识别。在混凝土结构领域,已有不少基于浅层卷积神经网络的模型被提出,并用于实时监控混凝土表面的裂缝。此外,CNN也被用于进行砖砌体表面裂缝的自动分类和分割。虽然基于深度学习的建筑裂缝检测技术已有了广泛发展,但针对建筑外墙保温层裂缝识别系统仍需进一步探索。

3 基于无人机平台的建筑外立面裂缝检测的关键技术

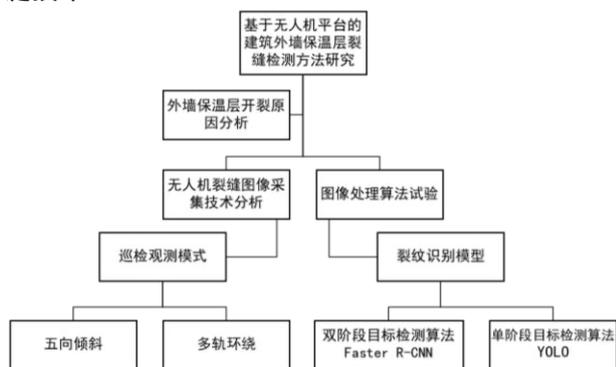


图1 一套基于无人机平台的建筑外墙保温层裂缝检测流程

本文提出一种基于无人机摄影测量技术的建筑外立面裂缝检测流程,利用低空多旋翼无人机平台高效采集建筑物表面裂缝图像,并结合基于深度学习的智能视觉检测方法,实现对裂缝的精准识别,从而构建了一套完整的裂

缝检测系统(如图1),以期显著提高建筑物安全评估与维护的效率。

3.1 建筑巡检路径规划

首先对目标建筑物的结构特征、周边环境以及可能的飞行限制因素进行了详尽的分析,包括建筑物的几何尺寸、屋顶形状、外墙材质、周围障碍物(如树木、电线等)以及法律法规对无人机飞行的具体要求。基于以上信息,制定飞行路径规划,需符合安全规范又高效节能的飞行轨迹,确保无人机能够覆盖整个建筑物,并以外立面作为重点观测对象。建筑巡检采用了五向倾斜观测和多轨环绕观测两种模式。五向倾斜观测模式是指无人机在垂直拍摄建筑物顶部的基础上,额外设置四个倾斜角度(通常为上、下、左、右各约45度),以获取建筑物侧面及屋顶边缘等难以从单一视角捕捉到的细节信息。这一模式有效弥补了传统垂直拍摄视角的局限性,极大提升了图像采集的全面性和准确性。而多轨环绕观测模式则是让无人机沿预设的多条不同高度和半径的轨道环绕建筑物飞行,通过连续拍摄,不仅能捕捉到建筑物的整体外貌,还能通过图像序列的叠加处理,为后续的三维建模提供丰富的数据支持。

3.2 图像采集处理技术

本研究利用大疆智图这一专业的无人机影像处理软件进行图像处理。通过无人机搭载的相机进行图像采集,然后将采集到的高分辨率图像导入软件,对图像进行拼接处理,利用计算机视觉技术自动识别和匹配航摄图像中的特征点,自动生成建筑物的高精度三维模型,以实现对建筑物外观形态的精准数字化再现。三维重建成果则包括多细节层次模型(OSGB、B3DM、S3MB格式)、单一纹理模型(PLY、OBJ、I3S格式)、点云(PNTS、LAS、S3MB格式)和空三文件(XML和Terra格式)。大疆智图在处理贴近摄影测量数据时表现出色,能够还原细小结构,并且重建精度高。

3.3 裂缝数据库的建立

有效的样本是深度学习的前提。本研究针对建筑外墙保温层裂缝识别,构建了一套具备泛化性的保温层裂缝样本数据集,外墙保温层包含多种类型,如EPS材质、XPS材质及岩棉材质等。在图像采集的基础上,本研究将采集的原始影像裁剪为等大小图块,对有无裂缝标注分类,建立了一个包含5000个裂缝正样本和5000个裂缝负样本的外墙保温层裂缝数据库。然后通过全随机旋转、亮度调整和对比度变换等影像处理操作实现初始样本数据的内部增广,另在样本中加入其他数据集中的不同裂纹形态及网络下载和数码相机拍摄等其他方式获得的不同分辨率裂缝数据,进一步拓展样本数据,最终获得正负样本各为10000张裂缝数据集,并按照7:2:1划分为训练集、验证集和测试集,为后续的裂缝检测算法提供了数据支持。

3.4 裂缝识别模型

本研究用目前主流的深度学习卷积神经网络模型

Faster R-CNN 与 YOLO 分别对裂缝数据库进行训练和测试，并对比两种模型进行裂缝目标识别的效果。

(1) Faster R-CNN (快速区域卷积神经网络) 是于 2016 年提出的一种用于目标检测的深度学习模型^[3], 属于双阶段目标检测算法, 它通过区域提议网络 (Region Proposal Network, RPN) 来生成候选区域, 从而减少需要提取特征的区域数量, 提高检测效率。在裂缝检测领域, Faster R-CNN 已被广泛应用于道路、混凝土结构和岩石裂隙的检测中, 在本研究则被用于建筑外墙保温层裂缝的识别。

Faster R-CNN 模型的训练过程主要包括两个阶段: 首先是区域建议网络 (RPN) 的训练, 其次是在 RPN 基础上的裂缝检测网络的训练。在 RPN 训练阶段, 利用了图像中裂缝和非裂缝区域的特征, 通过滑动窗口的方式生成候选区域, 这些候选区域被称为锚框 (anchor boxes)。RPN 的目标是为这些锚框提供精确的位置调整和对对象分类 (裂缝或非裂缝)。

在裂缝检测网络训练阶段, 使用了从 RPN 得到的候选区域, 并对这些区域进行进一步的分类和边界框回归。这一阶段的目标是减少误检率, 并提高裂缝检测的精确度。Faster R-CNN 模型通过共享卷积层特征的方式, 减少了计算量, 同时保持了较高的检测性能。

为了训练 Faster R-CNN 模型, 首先需要构建一个包含裂缝样本的数据集。这个数据集包含了从无人机拍摄的建筑物外墙图像中手动标注的裂缝区域。这些图像经过预处理, 包括灰度化、噪声去除和对对比度增强等步骤, 以提高裂缝特征的可识别性。在数据集准备好之后, 如前文所述已分为训练集和测试集, 其中训练集用于模型的训练, 测试集用于评估模型的性能。在训练过程中, 采用了交叉熵损失函数来计算分类误差, 并使用损失函数来计算边界框回归误差。通过反向传播算法, 更新了模型的权重, 以最小化这些损失函数。此外, 还采用了数据增强技术, 如随机缩放、裁剪和翻转, 以增加数据集的多样性, 防止模型过拟合。

测试结果表明, Faster R-CNN 模型在裂缝检测任务上表现出色。与传统的基于人工设计特征的方法相比, Faster R-CNN 能够自动学习裂缝的复杂特征, 并在大尺度图像中实现更准确的裂缝定位。通过与传统方法相比, 可发现 Faster R-CNN 在裂缝检测的准确率、召回率等评价指标上更佳。

(2) YOLO (You Only Look Once) 是一种基于深度学习的目标检测算法, 由 Redmon 等人于 2016 年首次提出^[4], 该算法属于单阶段目标检测算法, 其核心特点是能够实现实时处理, 并且只需对图像进行一次检查即可完成目标检测。不同版本的 YOLO 模型在裂缝检测中的表现有所不同, 每个版本都进行了不同的改进和优化。例如, YOLOv5 系列模型在检测精度上比前系列有所提升, 其中 YOLOv5m 模型在裂缝检测任务中表现出色, 具有较高的精度。此外,

YOLOv8 模型通过引入可变形卷积网络和注意力机制等技术, 进一步提升了对复杂场景下裂缝特征的捕捉能力。而 YOLOv10 在处理复杂环境下的目标检测任务时表现出色, 特别是在无人机航拍图像的目标检测中, 其优化策略包括数据预处理、注意力模块的应用以及卷积优化等。在本研究采用最新的 YOLO 模型来训练裂缝数据, 旨在实现对建筑物表面裂缝的快速且准确的检测。

YOLO 模型的核心在于其能够直接从图像像素到边界框和类别概率的映射, 这一过程无需复杂的区域建议网络 (RPN) 或后续的候选区域提取步骤。这种设计使得 YOLO 在处理大规模图像数据时具有显著的速度优势, 同时保持了较高的检测精度。

为了训练 YOLO 模型, 首先如前文所述构建了一个包含裂缝和非裂缝样本的数据集。数据集中的裂缝样本通过无人机拍摄的建筑物外墙图像获得, 并将其进行了精确的标注。这些图像经过预处理, 包括尺寸调整、归一化和数据增强等步骤, 以提高模型的泛化能力和鲁棒性。

在训练过程中, YOLO 模型将整个图像分割成一个个格子 (grid cell), 每个格子负责预测中心点落在该格子内的目标。每个格子会预测多个边界框 (bounding boxes), 每个边界框包含目标的置信度 (confidence score)、边界框的位置和目标的类别概率。置信度表示边界框包含目标的可能性以及预测框与实际框的匹配程度。

采用了多尺度训练策略, 以适应不同尺寸的裂缝目标。YOLO 模型在训练时会同时考虑不同尺度的特征图, 这使得模型能够检测到不同大小的裂缝。此外, 还使用了锚框 (anchor boxes), 这些预定义的边界框帮助模型更好地预测目标的形状和尺寸。

在损失函数方面, YOLO 采用了一种复合损失函数, 包括类别预测损失、边界框坐标损失和置信度损失。这种损失函数的设计旨在优化模型的预测性能, 使其在裂缝检测任务中达到最佳的性能。

测试结果表明, YOLO 模型在裂缝检测任务上表现出色, 其检测速度和准确率均优于传统的基于人工设计特征的方法。YOLO 模型的快速检测能力使其特别适合于大规模建筑物表面的裂缝检测, 尤其是在需要快速响应和处理的场景中。

3.5 裂缝检测系统的建立

通过 Faster R-CNN 和 YOLO 裂缝识别模型的结果对比, 发现两者较传统的基于人工设计特征的方法而言, 均有着较高的准确率, Faster R-CNN 的裂缝目标检测方法在识别的结果上更精准, 而 YOLO 的裂缝目标检测方法在裂缝数据集上进行训练和测试得到分类结果及检测速率方面更佳, 在后续的外墙保温层裂缝图像检测阶段最终决定使用 YOLO 的方法来完成裂缝检测。结合前面的工作步骤, 最终可以建立建筑外墙保温层裂纹智能识别, 实现整体建

筑保温层巡检到识别全过程的自动化,为高效率的监测提供有效观测手段。

4 结论与展望

本研究使用低空多旋翼无人机平台采集建筑物外墙保温层的裂缝图像,再通过基于深度学习的智能视觉检测方法实现对裂缝的识别,提高了建筑物保温层裂缝检测的效率。通过整合无人机平台和深度学习技术,成功构建了一套高效、准确的建筑外墙保温层裂缝检测系统。未来,随着无人机技术和深度学习算法的进一步发展,该方法有望在建筑物维护和安全管理领域得到更广泛的应用。同时将来的工作将进一步优化深度学习模型,并探索将系统应用于更多类型的结构健康监测任务中,为土木工程领域的智能化发展贡献力量。

[参考文献]

[1]陈于文,钟传均,田贵川,等.建筑外墙保温材料研究综

述[J].四川建材,2023,49(10):1-3.

[2]刘春,艾克然木·艾克拜尔,蔡天池.面向建筑健康监测的无人机自主巡检与裂缝识别[J].同济大学学报(自然科学版),2022,50(7):921-932.

[3]Ren S,He K,Girshick R,et al.Faster R-CNN:Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[C].New York:IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017.

[4]Redmon J,Divvala S K,Girshick R B,et al.You Only Look Once:Unified,Real-Time Object Detection[J].2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2016(1):779-788.

作者简介:康凯(1990.3—),男,毕业院校:罗蒙诺索夫莫斯科国立大学,所学专业:土木工程,当前就职单位:无锡城市职业技术学院,职称:讲师。