

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20250430095

# 建筑地震响应的视觉监测与虚拟现实验证\*

李金珂<sup>1</sup>, 李 慷<sup>1</sup>, 李胜利<sup>1</sup>, 赵雪峰<sup>2</sup>

(1. 郑州大学土木工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 大连理工大学建设工程学院, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 为解决地震期间缺乏建筑结构振动实测数据的问题, 本文提出一种基于虚拟现实与计算机视觉的建筑地震响应可视化监测与验证方法。首先, 利用虚幻引擎构建室内建筑模型, 并通过蓝图系统导入OpenSees计算的地震响应时程, 实现结构构件的非线性协调变形, 从而获得逼真的地震作用场景。其次, 采用深度学习模型实现对墙、梁、楼板等构件的实例分割, 并提取边缘线段特征。再基于摄影测量原理建立图像边缘点的空间几何关系, 计算构件的三维位移与层间位移角时程。考虑实际监控摄像头的微小振动, 进一步分析了平动、光轴位移与转角扰动对层间位移角识别结果的影响规律。结果表明, 本文方法识别的层间位移角与虚幻引擎的输入高度一致, 最大百分误差仅为0.28%; 摄像头平移抖动在层间差分中可完全抵消, 光轴微动和转角扰动引起的误差影响较小。研究表明, 本文方法能够在虚拟环境中以低成本实现视觉监测算法的验证, 并为实际建筑地震响应的视觉识别提供可行技术路径。

**关键词:** 虚拟现实; 图像实例分割; 深度学习; 地震响应; 计算机视觉

**中图分类号:** TU443 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)06-1383-14

## Visual Monitoring of Building Seismic Response and Validation through Virtual Reality

LI Jinke<sup>1</sup>, LI Kang<sup>1</sup>, LI Shengli<sup>1</sup>, ZHAO Xuefeng<sup>2</sup>

(1. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. School of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract:** To address the lack of measured structural vibration data during earthquakes, this study proposed a visual monitoring and verification method for building seismic responses based on virtual reality and computer vision. First, an indoor building model was constructed using Unreal Engine, and the seismic response time histories calculated by OpenSees were imported through the blueprint system to achieve nonlinear and coordinated deformation of structural components, thereby creating realistic seismic scenarios. Second, a deep learning model was employed to perform instance segmentation of walls, beams, slabs, and other components, followed by the extraction of edge line features. Then, the spatial geometric relationships of image edge points were established based on photogrammetric principles, and the three-dimensional displacements and inter-story drift angle time histories of the components were calculated. Considering the minor vibrations of actual surveillance cameras, the

\* 收稿日期: 2025-04-30; 修回日期: 2025-10-28

基金项目: 河南省自然科学基金青年科学基金项目(252300420408)、河南省科技攻关项目(242102240032)资助

作者简介: 李金珂(1993—), 男, 讲师, 博士。主要从事结构健康监测。E-mail: lijinke\_zzu@zzu.edu.cn

通信作者: 李胜利(1979—), 男, 教授, 博导, 博士。主要从事结构声发射监测。E-mail: lsl@zzu.edu.cn

effects of translational motion, optical-axis displacement, and angular perturbation on the identified inter-story drift angle were further analyzed. The results showed that the inter-story drift angles identified by the proposed method were highly consistent with the inputs of Unreal Engine, with a maximum percentage error of only 0.28%. The translational jitter of the camera could be completely canceled out through inter-story differencing, while the effects of optical-axis motion and angular perturbation remained minimal. This study demonstrates that the proposed method can achieve low-cost validation of visual monitoring algorithms in a virtual environment and provide a feasible technical pathway for visual identification of seismic responses in real buildings.

**Keywords:** virtual reality, image instance segmentation, deep learning, seismic response, computer vision

## 0 引言

结构健康监测系统往往仅部署于重点或特殊建筑中,因此难以获得大量普通建筑在地震作用下的结构响应信息。在现有的结构监测手段中,层间位移角与楼层加速度是反映结构动力特性的两个核心指标。传统监测方法主要包括通过LVDT传感器直接测量位移<sup>[1]</sup>,以及利用加速度信号进行二次积分以获得位移响应<sup>[2]</sup>。然而,LVDT方法在安装时需布设额外的刚性支架以连接相邻楼层,而加速度积分法则易受到基线漂移等误差的影响<sup>[3]</sup>。针对这些不足,学者们研制了多种专用监测仪器,例如基于LED灯和位置探测器组合的测量系统<sup>[4]</sup>,以及采用分布式二极管位置传感器的装置<sup>[5]</sup>。尽管这些仪器能够提高测量精度,但通常需要定制印刷电路板,系统结构复杂,制造与维护成本较高,从而限制了其在普通建筑中的推广应用。因此,开发一种低成本、易部署的结构响应监测方法具有重要现实意义。

近年来,研究者尝试提出多种替代性方案以降低监测成本,如基于智能手机的监测技术<sup>[6]</sup>和MEMS倾角仪测量方法<sup>[7]</sup>。但受限于设备精度、成本以及实时性等因素,这些方法尚未实现广泛应用。随着计算机视觉技术的快速发展,视觉测量逐渐被认为是结构监测领域具有巨大潜力的新方向。其优势在于无需额外布设传感器,仅依靠视频图像即可提取结构位移信息。常见的视觉方法包括特征点匹配<sup>[8]</sup>、光流算法<sup>[9]</sup>等,以及融合深度学习的检测与跟踪技术,如判别式相关滤波器模型<sup>[10]</sup>。这些技术被应用于缆索结构动力特性识别<sup>[11]</sup>、框架结构振动监测<sup>[12]</sup>、桥梁结构振动监测<sup>[13]</sup>、古建筑形变监测<sup>[14]</sup>等领域。

然而,视觉测量法会受到相机自身运动的影响,学者们采用多种方法进行相机运动补偿。例如,采用在相机上安装加速度计或惯性测量单元,利用传感器数据融合技术实现运动补偿<sup>[15-16]</sup>;通过分析视频中静止区域的相对位置变化来估计相机运动,从而进行补偿<sup>[17]</sup>;采用摄影测量原理建立相机与被测结构之间的空间几何关系,实现对相机姿态变化的建模与修正<sup>[18]</sup>。

随着建筑中视频监控系统的广泛应用,大量安装在室内外的摄像头能够在地震过程中实时记录结构的振动状态。这些视频数据蕴含丰富的结构动力学信息,为建筑地震响应的分析提供了新的契机。Jr. P. S. Harvey等<sup>[19]</sup>最早尝试利用监控摄像头观测建筑模型在地震作用下的形变,并据此获取结构的模态特性。随后,E. J. Cai等<sup>[20]</sup>提出了基于单目视觉的建筑位移响应监测方法,显著提升了视觉测量精度。J. Zhou等<sup>[21]</sup>则通过估算监控视频中像素间的相对位移,结合计算机视觉与时频分析手段,推算出结构的固有频率,从而实现地震后损伤评估。

尽管地震影像的利用前景广阔,但如何对视频推算的结构响应进行验证仍是关键难题。由于全尺寸结构试验成本极高<sup>[22]</sup>,难以在振动台试验中重现与实际建筑完全一致的地震作用场景<sup>[21]</sup>。现有研究多采用缩尺模型开展实验验证<sup>[21]</sup>,但缩尺模型往往无法准确复现真实建筑的室内空间布局与构造特征,从而导致验证结果与实际地震响应之间存在偏差。因此,传统实验验证方法在支撑视频监测研究的真实性与适用性方面仍存在明显局限。

近年来,虚拟现实(VR)技术的快速发展推动了其在多个领域的广泛应用,尤其在游戏和虚拟仿真方面取得了显著成果。借助虚幻引擎、3D Max

等游戏引擎构建的虚拟场景,已能够在视觉效果和交互性上与真实环境相媲美。同时,增强现实(AR)与虚拟现实技术作为强大的可视化与交互工具,正日益融入土木工程领域。通过创建沉浸式三维交互环境,这些技术被广泛应用于工程设计可视化、结构展示等方面<sup>[23]</sup>。已有研究<sup>[24]</sup>表明,基于VR的学习平台能够显著提升学习者对复杂结构概念(如建筑抗震机理)的理解能力。

目前,Unity3D与虚幻引擎等主流引擎已被用于城市规划、建筑可视化及工程决策支持的互动式虚拟环境开发中。AR与VR技术在建筑信息模型(BIM)中的深度融合,成为土木工程信息化发展的重要趋势,不仅提升了模型可视化水平,也强化了设计、施工及运维阶段的团队协作效率<sup>[25]</sup>。例如,L. Potseluyko等<sup>[26]</sup>基于BIM与VR技术构建了类似游戏的交互式平台,提升了建设项目的可视化效果。

鉴于传统足尺试验成本高昂且验证周期较长,本文提出一种基于虚拟现实技术的低成本验证思路,用于快速评估建筑层间位移识别算法的有效性。该方法通过构建虚拟室内建筑模型,结合深度学习与计算机视觉算法,对地震作用下建筑结构的动态响应进行仿真与识别,从而为结构视觉监测提供一种可行且经济的替代路径。具体而言,本研究利用虚拟现实技术重建典型室内环境模型,并充分发挥建筑内部现有监控摄像设备的潜力,实现地震响应的可视化监测与数据验证。

研究方法的总体框架如下:首先,基于虚幻引擎(Unreal Engine)构建室内建筑结构模型。通过蓝图(Blueprint)可视化编程设定各结构构件的运动规律,以模拟建筑物在地震作用下的动力响应过程。其次,构建面向室内建筑场景的深度学习分割模型,实现对柱、梁、墙、楼板等关键构件的实例分割,从而自动提取其在地震过程中不同时间步的空间位置与形态特征。随后,采用计算机视觉中的线段检测(Line Segment Detector, LSD)算法提取构件边缘特征,并基于这些特征实现结构几何形态及位移变化的跟踪。最后,结合摄影测量原理,建立边缘特征之间的空间几何关系,计算建筑物的层间位移响应,实现从图像序列到结构动力学量化指标的转换。此外,考虑到实际中存在的摄像头振动情况,分析了不同类型振动形式对于层间位移角监测的影响。

# 1 提出的方法

本文提出了一种基于游戏引擎与深度学习技术的建筑地震响应可视化监测与验证方法,整体流程包括三个部分(如图1所示):(1)使用虚幻引擎和蓝图系统创建室内模拟模型,并编程设定运动逻辑,结合OpenSees赋予室内模型以真实的结构动力学运动时程,以模拟建筑构件在地震作用下的振动。通过为构件赋予真实材料纹理,增强场景的真实感。(2)使用YOLOv8模型<sup>[27]</sup>训练一个实例分割模型,基于从互联网和室内摄影获取的大量建筑构件图像,最终得到一个能够准确识别结构构件的模型,为后续边缘特征提取与位移计算提供可靠的目标检测结果。(3)基于第二部分获得的实例分割结果,提取建筑构件的边缘特征。根据摄影测量理论,并结合室内建筑图像的先验信息,恢复建筑构件在三维空间中的位置变化,实现地震响应的可视化监测与动态验证。(4)考虑实际中监控摄像可能存在的微振动,分析监控摄像在各种振动下的层间位移角变化。以下将详细介绍方法的每个部分。

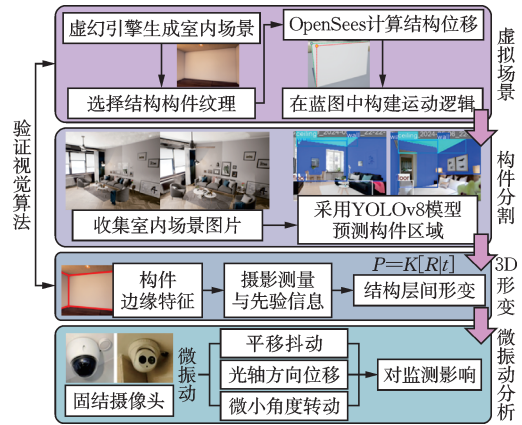


图1 提出方法的技术路线

Fig.1 Technical roadmap of proposed method

## 1.1 基于虚拟现实的结构振动模拟

在本研究中,采用虚幻引擎构建室内建筑结构模型,并通过仿真方式再现其在地震作用下的振动过程。模型中各结构构件的动力响应通过蓝图系统实现。蓝图是虚幻引擎内置的一种可视化面向对象编程工具,提供基于节点的逻辑设计界面,开发者可通过拖拽与连接功能模块实现复杂逻辑关系的构建。该系统不仅具备良好的交互性与直观

性,而且能够高效实现原型搭建与动态行为设计,特别适合缺乏编程经验的工程师进行快速开发与模型控制。

在完成室内建筑模型的几何建模后,本研究利用蓝图系统定义各构件的运动逻辑与约束关系,通过参数化方式控制其在不同方向上的位移变化,使结构构件按照设定的动力规律进行往复运动。该方法既能显著提升虚拟模型的可控性与可视化效果,又能在无需额外物理试验的情况下,模拟建筑结构在地震作用下的真实变形过程,为后续地震响应分析与视觉算法验证提供了可靠的仿真基础。

首先,使用蓝图方法创建每个建筑部件的构件。图2显示了通过使用tick事件对视频的每一帧进行时间计数。然后,将时间计数输入到正弦函数中,生成随时间周期性变化的值。生成的正弦函数值与所需的乘法因子相乘,并应用于三面墙体的旋转运动,将这些墙体的构件与该函数关联。通过这种方式,建立了三个墙体的连续旋转运动,旋转的幅度可以通过调整乘法因子来控制。这展示了使用虚幻引擎进行仿真的优势:只需调整与构件运动相关的参数,就可以进行任意构件运动实验。在本研究中,首先使用最简单的正弦函数来模拟结构构件的运动,以验证所提方法的可行性。

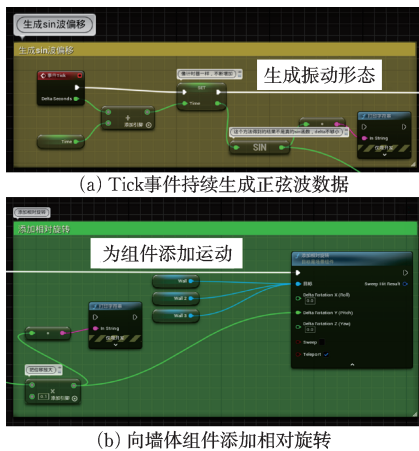


图2 单向正弦波振动的蓝图设计过程  
Fig.2 Blueprint design process for unidirectional sinusoidal vibration

为了进一步增强室内建筑环境的真实感,给室内虚拟现实模型赋予逼真的材料纹理。如图3(a)所示,地面使用了木质地板材料,墙壁赋予了混凝土表面材料,天花板模拟了木质吊顶。通过这种方式,构建的室内场景更加逼真,为后续的可视化监测提供了更可靠的模拟环境。



(a) 虚拟现实生成视频的初始帧 (b) 虚拟现实生成视频的后续一帧  
图3 虚幻引擎的虚拟摄像机录制室内场景振动的视频  
Fig.3 Video of indoor scene vibrations captured by virtual camera in Unreal Engine

最后,在构建的场景中放置了一台虚拟摄像机,它可以持续记录建筑构件的预设运动视频,如图3(b)所示。整个室内场景被渲染,并将视频导出作为后续深度学习分析的基础。在视频渲染过程中,引擎可以设置以特定的帧率进行录制,例如每秒30帧或60帧。这与室内监控摄像头拍摄的视频类似。

为进一步验证本文提出的视觉识别算法在地震动作用下的适用性,本研究构建了可用于模拟真实地震响应的虚幻引擎模型。虚幻引擎作为可视化建模与实时渲染平台,在结构响应可视化方面具有显著优势,但其默认物理引擎主要基于刚体动力学,难以直接反映结构材料的非线性行为。为弥补这一不足,本文提出一种“OpenSees动力响应驱动虚幻引擎可视化”方法(图4):首先,在UE中建立可变形板单元模型,用于模拟墙体、楼板与天花板;其次,通过OpenSees计算建筑结构在地震动作用下的非线性位移时程;然后,将节点位移数据导入虚幻引擎蓝图中,驱动四个关键节点的同步运动,使构件按照结构实际变形规律协调变形;最后采用计算机视觉方法对虚拟模型的形变过程进行监测。通过以上步骤,使得虚幻引擎可以模拟结构非线性形变。

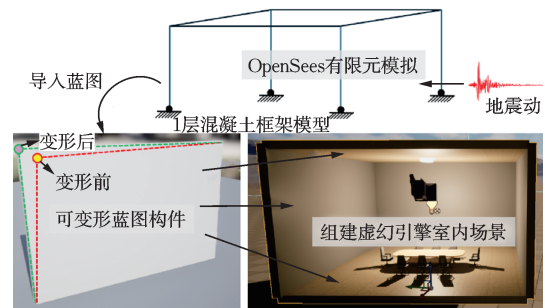


图4 虚幻引擎模拟真实地震作用下结构振动  
Fig.4 Structural vibration simulation under real ground motion using Unreal Engine

本研究利用OpenSees对一层钢筋混凝土框架结构进行动力分析,获得节点在实际地震动输入下的位移时程。随后,将这些时程数据导入虚幻引擎

的蓝图中,驱动墙体、楼板与天花板等结构构件的4个节点,使虚拟模型在地震动作用下产生与真实结构相对应的非线性变形响应。与此同时,控制整个板材的形变和板材的变形协调。

之后,采用本文提出的视觉监测流程进行验证(1.2与1.3节):使用深度学习模型进行构件实例分割,提取墙、梁、板等目标区域;然后,利用LSD检测边缘线段;最后结合摄影测量原理进行三维几何恢复与层间位移角计算。

### 1.2 建筑构件的图像实例分割模型

为了计算结构在地震作用下的楼层间位移时间历程,研究人员曾使用监控摄像头拍摄的视频,持续跟踪手动选择的标记点<sup>[28]</sup>。然而,这种方法过于依赖手动选择参考点,使得它在建筑的高度变化的室内环境中适用性较差。因此,本研究旨在采用更为通用的深度学习方法,自动识别室内建筑构件,从而推断建筑的振动。

基于深度学习的目标识别方法可以分为两大类。第一类是目标检测,它能够识别图像中的物体,并为每个物体生成边界框和分类标签<sup>[29]</sup>。第二类方法是实例分割和语义分割<sup>[30]</sup>,其任务是对图像中的每一个像素进行分类,准确分割物体的形状。由于所提出的方法要求更加精确地识别建筑构件的区域和位置,因此采用了实例分割模型。

本研究使用深度学习模型进行实例分割,以区分天花板、墙壁和地板等建筑构件,从而准确识别构件之间的边缘线。为了训练该模型,收集了大量来自互联网的视频应用程序以及部分亲自拍摄的室内图像,如图5所示。这些图像经过标注用于训练。在标注过程中,使用了EISeg软件,通过快速标注各种类型的室内构件,提高了数据标注的效率和准确性。

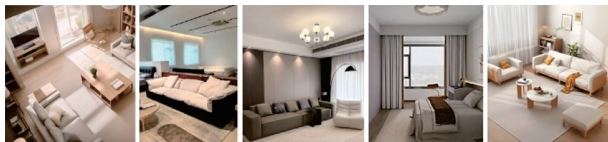


图5 来自互联网、移动 App 和实际拍摄的室内图像  
Fig.5 Indoor images from internet, apps, and photos

本研究的核心目标是捕捉建筑结构在地震响应中的运动。基于这一实际需求,所提出的方法简化了建筑构件的分类,因此仅使用了三种标签类型:天花板、墙和地板。在标注过程中,地面区域是最直观的,最容易进行标注。天花板区域则具有适

度的挑战性,主要的困难出现在天花板与墙交界处。由于室内装饰风格的多样性,这些交界处通常具有装饰性图案,给标注带来了不确定性。此外,墙的标注是最具挑战性的。墙面材料、结构和装饰差异较大,且受摄像机拍摄角度的影响显著。墙上的物品,如装饰物、相框和电视等,进一步增加了标注的复杂性。这些因素共同导致了墙面区域标签的准确度较低。

考虑到YOLOv8模型在目标检测和实例分割任务中的出色表现,本研究使用其实例分割分支对室内建筑构件进行实例分割。关于YOLOv8模型的更详细介绍,请参阅参考文献<sup>[27]</sup>。在实验中,共使用了153张图像,其中134张用于训练深度学习模型,其余19张用于模型验证。

### 1.3 结构构件边缘特征提取

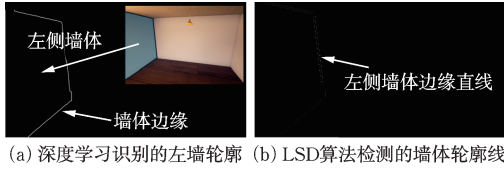
在深度学习方法识别出建筑构件之后,需要对其特征进行持续跟踪。通过分析室内建筑图像发现,天花板、墙壁和地板的边缘是最显著的特征。因此,本小节旨在通过跟踪建筑构件的边缘并使用摄影测量方法,准确获取楼层间位移的时间历程。

本研究的主要目标是验证和分析所提方法的可行性。为了实现这一目标,使用室内模型作为示例,选择三个墙壁中最左侧的墙壁作为研究对象,如图6所示。由该图可以看到,三面墙体和地板区域识别较为准确,天花板的识别范围较真实情况小。这说明,未来需要扩充实例分割模型的训练数据库,提高识别精度。对于由虚幻引擎合成的视频帧,使用YOLOv8算法进行逐帧预测,以获取每个构件在后续帧中的位置点集。预测后,可以输出每个构件的边缘点集坐标,如图7(a)所示。



图6 通过实例分割深度学习模型识别的建筑组件  
Fig.6 Building components identified by instance segmentation deep learning model

由于大多数结构构件的边缘是直线,因此使用LSD算法<sup>[31]</sup>识别深度学习预测结果的边缘特征,从而提高边缘检测的准确性。此外,LSD算法可以快速且准确地检测图像中的线段,与霍夫变换相比,



(a) 深度学习识别的左墙轮廓 (b) LSD算法检测的墙体轮廓线  
图7 结构边缘特征识别

Fig.7 Identification of structural edge features

具有更高的效率。

使用LSD算法分析深度学习识别出的最左侧墙壁的点集,得到了如图7(b)所示的线段。可以看出,LSD算法的默认设置能够识别构件的边缘。在此基础上,进行右侧垂直线和最左侧墙壁底部水平边缘的连续跟踪,以便后续对墙壁的空间位置进行计算。根据到二维图像上的线段位置范围,可以持续锁定并跟踪该构件的边缘特征。例如,最右侧线段的中点大致位于所有线段的右侧,并接近整个图像高度的中部,从而可以持续对最右侧线进行过滤。

在LSD算法中,角度误差阈值、对齐点密度等参数会对边缘识别效果产生显著影响。角度误差阈值用于判断新增像素点是否可归属于已检测的线段,当新像素与原线段的夹角小于该阈值时,即视为同一线段的延续。对齐点密度则反映检测线段在其最小外接矩形中的像素占比,当该比例低于预设阈值时,系统将判定该线段不满足线性特征要求而予以舍弃。通过合理调整上述两个参数,可有效平衡边缘检测的灵敏度与稳定性,从而提升结构性特征的提取质量。

在成功识别结构的边缘特征后,进一步应用摄影测量方法获取构件的空间特性。该方法可以将来自二维图像的边缘信息转换为三维空间中的几何特征,恢复构件在空间中的位置和形状。在本研究中,未考虑监控摄像头的振动,假设摄像头保持完全固定。对于常见的摄像头,它们可以将三维空间中的物体投影到成像平面上:

$$x_s = K [R|t] p_w = P p_w \quad (1)$$

式中, $x_s$ 表示物体在二维图像中的坐标; $p_w$ 表示物体在三维空间中的坐标; $K$ 、 $R$ 和 $t$ 分别是摄像头的内参矩阵、旋转矩阵和平移矩阵。

首先,获取摄像头的内外参在虚幻引擎中的参数非常重要,因为这是恢复墙体在三维空间中位置的关键。

在虚幻引擎中进行摄像头标定并不难;内参矩阵可以通过使用已知大小的物体及其在二维图像中的像素大小来获取。随后,可以将六个物体放置

在摄像头的视野内,或者找到六个参考点,并使用直接线性变换方法(Direct Linear Transformation, DLT)计算投影矩阵 $P$ 。

一旦知道 $K$ 和 $P$ ,就可以用它们来计算摄像头的旋转矩阵 $R$ 和平移向量 $t$ 。投影矩阵 $P$ 可以经过以下变换。

$$P = K [R|t] = [KR|Kt] = [H|h] \quad (2)$$

设 $KR=H$ 和 $Kt=h$ ,其中 $H$ 是一个 $3 \times 3$ 矩阵, $h$ 是一个 $3 \times 1$ 矩阵。由于摄像头内参矩阵 $K$ 是上三角矩阵,且 $R$ 是一个正交矩阵,可以推导出以下关系。

$$H^{-1} = (KR)^{-1} = R^{-1}K^{-1} = R^T K^{-1} \quad (3)$$

通过使用QR分解,可以将矩阵 $H$ 进行因式分解,从而获得矩阵 $R$ 。通过求解方程(4)得到的 $K$ 可能与典型形式不同,因此需要进行标准化,标准化可以通过以下方式进行:

$$K_2 = \frac{1}{k_{33}} K \quad (4)$$

式中, $K_2$ 是标准化后的摄像头内参矩阵; $k_{33}$ 是通过方程(4)得到的 $K$ 中第三行第三列的值。随后,平移矩阵可以按以下方式计算:

$$t = K^{-1} h \quad (5)$$

一旦摄像头的内参和外参矩阵确定后,如图8所示,可以使用式(1)计算从摄像头光心到结构构件边缘线端点的光线表达式。通过式(1),可以推导出:

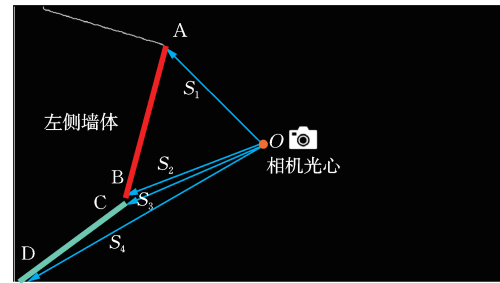


图8 摄像机捕捉到的左墙模型

Fig.8 Left wall model captured by camera

$$K^{-1} x_s = [R|t] p_w = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & t_1 \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & t_2 \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} X_i + R_{12} Y_i + R_{13} Z_i + t_1 \\ R_{21} X_i + R_{22} Y_i + R_{23} Z_i + t_2 \\ R_{31} X_i + R_{32} Y_i + R_{33} Z_i + t_3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式(6)的左侧可以简化为:

$$K^{-1} \mathbf{x}_s = [R | t] \mathbf{p}_w = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{11}x_i + k_{12}y_i + k_{13} \\ k_{21}x_i + k_{22}y_i + k_{23} \\ k_{31}x_i + k_{32}y_i + k_{33} \end{bmatrix} \quad (7)$$

这可以得到点  $i$  的方向向量  $\mathbf{S}_i$ :

$$\mathbf{S}_i = R \begin{bmatrix} k_{11}x_i + k_{12}y_i + k_{13} - t_1 \\ k_{21}x_i + k_{22}y_i + k_{23} - t_2 \\ k_{31}x_i + k_{32}y_i + k_{33} - t_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_i \\ n_i \\ k_i \end{bmatrix} \quad (8)$$

换句话说,如果已知图像中某个特定点的坐标,可以推导出从虚拟摄像头光心到该点在三维空间中对应位置的光线方程。然而,若没有额外的信息,无法确定该点在空间中的精确位置。必须结合该点的物理数据来获取其位置。当建筑物在地震力作用下发生振动时,可以将相邻楼层视为无限刚性,且相对运动可近似为水平运动。通过利用这些物理先验信息,可以推导出额外的条件来确定三维坐标。一些关于本文中建筑左墙的先验知识如下:

- (1) 底边  $CD$  所在平面的  $z$  坐标为 0。
- (2) 右端点  $A$  的  $z$  坐标为  $h$ 。
- (3) 墙体的边  $AB$  和  $CD$  彼此垂直。
- (4) 摄像头光心的位置为  $(x_o, y_o, z_o)$ 。

基于以上条件,从光心到点  $A$ 、 $B$ 、 $C$  和  $D$  的光线方程分别可以表示为  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ 、 $S_4$ 。这些光线方程为  $S_i$  的形式如下:

$$\frac{X - X_0}{m_i} = \frac{X - Y_0}{n_i} = \frac{Z - Z_0}{k_i} \quad (9)$$

由于左墙的边缘线  $AB$  和  $CD$  彼此垂直,因此  $\overrightarrow{AB}$  和  $\overrightarrow{CD}$  的点积为 0。

通过以上先验知识以及式(9),可以获得左墙四个端点  $A$ 、 $B$ 、 $C$  和  $D$  在三维空间中的具体坐标。一旦知道这四个点的坐标,就可以确定左墙的法向量。通过持续计算每一帧视频中法向量与初始帧法向量之间的夹角,可以计算出左墙在空间中随时间变化的旋转轨迹。

#### 1.4 监控摄像微小振动影响

在计算机视觉监测中,摄像头的安装方式直接影响测量结果的稳定性。在实际工程中,监控摄像头主要有两种安装形式:(1) 通过支架固定于天花板下方;(2) 采用膨胀螺栓直接与天花板固结。前者因支架存在柔性,会放大环境振动(Jr. P. S. Harvey

等<sup>[19]</sup>的研究表明,不同材质的摄像头支架会放大监测的位移响应);而固定监控摄像的刚度较高,可视为与天花板整体刚性连接。

本研究所采用的摄像头类型为第二种,即刚性固定于天花板的监控摄像头,可认为其与天花板之间不存在相对位移,如图 9(b)所示。

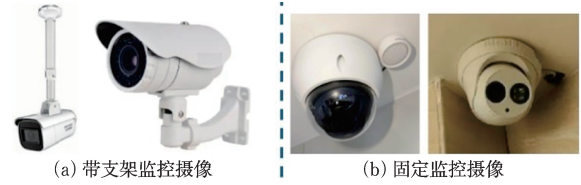


图 9 常见的两类监控摄像

Fig.9 Two common types of surveillance cameras

但是,对于固定摄像头实际中可能存在的固结不牢的问题,进一步分析摄像头微小振动对识别结果的影响。本研究分析了三种典型振动情形:平面内平移抖动、光轴方向位移以及微小角度旋转。

##### (1) 平面内平移抖动

若摄像头发生平面内平移  $\Delta$ ,所有特征点均产生相同偏移,因此在计算层间位移角时,该偏移项将相互抵消:

$$\widehat{IDR}_x(t) = \frac{(u_{i,x} + \Delta) - (u_{i-1,x} + \Delta)}{H} = IDR_x(t) \quad (10)$$

式中, $H$ 为层高; $u_{i,x}$ 与 $u_{i-1,x}$ 假设为第 $i$ 层与第 $i-1$ 层在图像平面上识别到的像素位移分别从式(10)可见,监控摄像平移不会影响识别结果。

##### (2) 光轴方向位移

当摄像头沿光轴方向( $Z$ 轴)发生微小位移  $\Delta Z_c$ 时,将导致尺度误差  $\Delta Z_c / Z_0$ 。假设目标点在成像平面的像素坐标为  $(u, v)$ ,摄像头到目标的距离为  $Z_0$ ,则根据针孔成像模型有:

$$u = \frac{f \cdot X}{Z_0} \quad (11)$$

式中, $f$ 为焦距; $X$ 为物体在世界坐标系中的水平位置。当摄像头发生光轴位移  $\Delta Z_c$ 后,成像方程变为:

$$u' = \frac{f \cdot X}{Z_0 - \Delta Z_c} = \frac{1}{Z_0} \cdot \frac{f \cdot X}{1 - \frac{\Delta Z_c}{Z_0}} \quad (12)$$

由于摄像机沿着光轴的位移  $\Delta Z_c$  远小于摄像机到被测物体之间的距离,因此  $\left| \frac{\Delta Z_c}{Z_0} \right| \ll 1$ ,用泰勒展开可以得到:

$$\Delta u = u' - u \approx \frac{fX}{Z_0^2} \cdot \Delta Z_c \quad (13)$$

同理,可以推导出沿着光轴振动情况下,像素坐标  $v$  的变化  $\Delta v$ ,从而推导相机沿着光轴方向产生位移对于层间位移角的影响。

### (3) 微小角度转动的影响

设相机主点为  $(c_x, c_y)$ , 图像平面上一点  $(u, v)$  到主点的径向距离定义为:

$$r = \sqrt{(u - c_x)^2 + (v - c_y)^2} \quad (14)$$

当相机绕光轴( $z$ 轴)发生小角度转动  $\theta$  时,该点在图像上的切向位移幅值近似为:

$$\Delta s \approx r \theta \quad (15)$$

其在  $x$  方向的分量为:

$$\Delta u_x \approx r \theta \cos \phi \quad (16)$$

式中,  $\phi$  为该点的极角(从  $x$  轴到主点连线的夹角)。

对相邻两层代表特征(如左墙右边缘的上下两点)分别记半径为  $r_i, r_{i-1}$ , 若它们的  $\phi$  接近, 则层间差分后的残余  $x$  向位移近似满足上界估计:

$$|\Delta u_{x,i} - \Delta u_{x,i-1}| \leq |(r_i - r_{i-1}) \theta| = \Delta r \theta \quad (17)$$

像素位移到物理位移的换算近似为:

$$\Delta x \approx \frac{Z}{f_x} \Delta u_x \quad (18)$$

据此,可以推导出转动引起的层间位移角上界为:

$$\Delta IDR_x \leq \frac{Z}{fH} \Delta r \theta \quad (19)$$

式中,  $Z$  为相机到被观测物体的距离;  $f$  为焦距像素值(本研究  $f$  为 960 像素)。相机转动引起的水平  $y$  方向的层间位移角变化推导类似。

## 2 结果与分析

### 2.1 虚拟现实模拟结构振动结果

本文提出了一种基于虚幻引擎的蓝图方法,用于快速生成建筑振动视频。图 10 展示了使用虚幻引擎构建的不同室内场景。通过使用虚幻引擎中的蓝图工具,可以通过改变构件的材料快速模拟各种类型的室内场景。图 10 展示了木地板、大理石地板、混凝土墙壁和木墙,每种类型的构件呈现出截然不同的逼真效果。此外,通过放置不同的家具,可以构建更为逼真的室内场景。例如,在图 10(b) 到图 10(d) 中,增加了桌子、椅子、灯等家居物品,使得室内场景更加接近真实。



图 10 室内场景变化后的虚幻引擎建模结果

Fig.10 Modeling results in Unreal Engine after changes of indoor scene

然而,在地震作用下,建筑内部的各种家具可能开始摆动或从高处掉落。家具的摇晃等效增加了游戏引擎的难度,需要为每种家具使用适当的物理引擎来实现真实的仿真。本研究首先针对最简单的场景,模拟了建筑在地震作用下的振动,并由虚拟摄像机捕捉,模拟了最基本的单向正弦振动,如图 10(a) 所示。

如图 3 所示,本研究在虚幻引擎中构建的室内建筑模型能够较为逼真地再现实际建筑环境,模型在几何形态、材质纹理及光照条件等方面均展现出较高的仿真度。通过为场景设置特定的光源参数,室内照明效果与真实环境形成了近似一致的视觉表现,从而显著提升了虚拟场景的真实性与沉浸感。

此外,利用蓝图系统可有效模拟建筑构件在地震作用下的动力响应。如图 10(b) 所示,当施加正弦型地震输入时,各构件产生单向往复摆动,较为真实地反映了地震引起的结构振动特征。虚拟摄像机在此过程中能够完整捕捉建筑构件的动态变化,为后续的边缘特征识别、跟踪及层间位移计算提供了连续而精确的图像数据基础。

采用 OpenSees 计算 1 层框架结构的位移时程,并且导入虚幻引擎的振动如图 10(c) 所示。可以看到,无论场景、光照、桌椅、阴影都较为真实。综上所述,本文提出的方法可以有效地模拟室内构件在地震作用下的振动视频。

### 2.2 建筑构件图片实例分割结果

本文中提到的室内建筑构件实例分割模型已经完成训练。图 11(a) 和图 11(b) 展示了实例分割

模型的训练过程。随着训练周期的增加,模型的损失函数数值逐渐下降,训练准确率提高,并最终稳定下来。这表明模型已经收敛,并成功地学习了三种结构构件的特征。最终,模型的准确率超过了0.8。

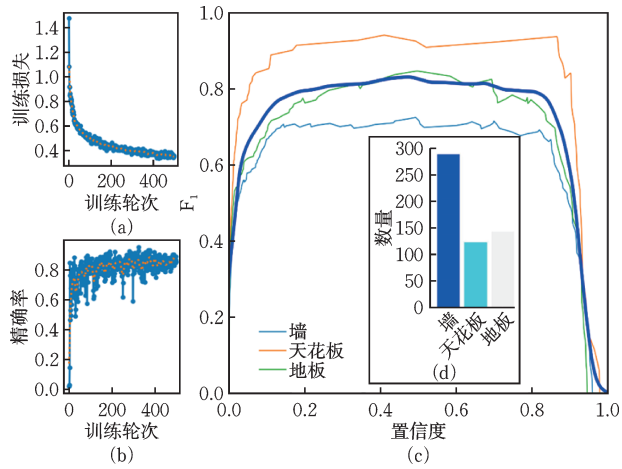


图 11 训练历史  
Fig.11 Training history

图 11(c)显示了实例分割模型的  $F_1$  置信度曲线。从该曲线可以观察到,地板和天花板的  $F_1$  分数较高,而墙的  $F_1$  分数较低。然而,在本文中用于实例分割模型的训练数据集中,墙的数量是最多的,而天花板和地板的数量大约是墙数量的一半,如图 11(d)所示)。这一结果的原因是地板和天花板的特征更加明显,而墙的特征则更加复杂。墙面上的物品种类繁多,如画作、家具、电视、装饰品和壁纸,使得墙识别效果相对较差。

如图 12 所示,实例分割模型能够对建筑室内的主要结构构件进行有效识别,其中墙体、天花板与地板通过不同颜色加以区分。尽管室内场景中包含多种干扰物体,如床、画作、桌椅、沙发及电视等,模型仍能准确区分三类关键构件(天花板、墙体、地板),并能够进一步识别出不同方位的墙面。这为后续构件边缘特征的提取与追踪提供了可靠的数据基础。通过对不同房间布局和装饰风格的图像分析可以发现,模型在多样化的室内环境中均表现出稳定的识别性能,能够适用于互联网室内图片、实景拍摄图像以及虚幻引擎生成的虚拟场景图像,展现出良好的泛化能力。这说明本文提出的方法具备从虚拟建模场景向真实结构场景迁移的潜力。此外,模型在结构构件交界区域(如墙—顶、墙—墙及墙—地接缝处)的分割表现尤为突出,这些区域的精确识别对后续基于边缘特征的空间几何推断具有关键意义。



图 12 室内结构的实例分割结果

Fig.12 Instance segmentation results of indoor structures

如图 13 所示,对虚幻引擎生成的地震响应动画视频进行分析可知,在大多数视频帧中,实例分割模型均能稳定识别出三类主要构件,其预测置信度普遍超过 0.7,显示出良好的时序一致性。总体来看,模型在分割性能上表现稳健,但个别帧中前墙识别效果略有下降,可能出现沿边界的局部缺失或轻微越界现象。例如图 14(b)中,天花板的预测就出现局部缺失。在后续的视觉追踪与识别阶段,为

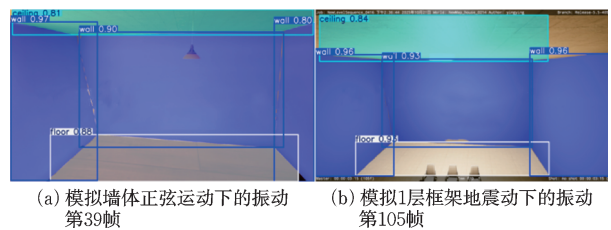


图 13 虚幻引擎模型中室内组件的预测结果

Fig.13 Prediction results of indoor components in Unreal Engine model

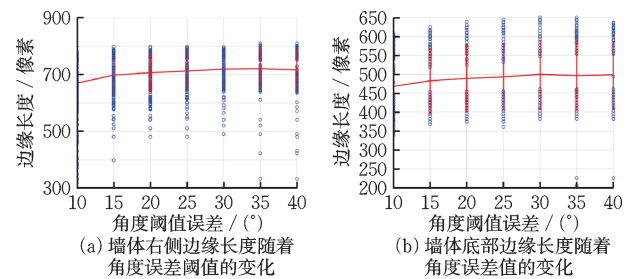


图 14 LSD 算法的线角度误差阈值对结构边缘检测的影响  
Fig.14 Effect of line angle error threshold of LSD algorithm on structural edge detection

保证算法鲁棒性, 优先选择分割结果稳定且边界连续的构件作为跟踪对象。基于此研究, 本研究选取左侧墙体作为主要识别与跟踪目标, 以实现结构边缘的动态提取与空间位移分析。

### 2.3 边缘几何特征的识别结果

基于上述方法, 对虚幻引擎生成的地震模拟视频逐帧进行处理, 并利用深度学习模型识别各建筑构件的空间位置。依据分割结果, 进一步提取天花板、墙体与地板三类主要构件的边缘轮廓。本文以左侧墙体为研究对象, 采用线段检测 LSD 算法提取其边缘轮廓线。

使用上述方法分析了虚幻引擎生成的视频, 并将相同角度误差阈值下所有帧中右侧边缘线的长度绘制为散点图。同时, 计算了散点的均值和标准差。如图 14(a) 所示, 当角度误差阈值为  $30^\circ$  或  $35^\circ$  时, 识别出的右侧边缘线的平均长度最长, 为 720 像素。对于低于  $30^\circ$  和高于  $35^\circ$  的阈值, 右侧边缘线的平均长度下降, 且变异性增加。对于底部边缘线, 当角度误差阈值为  $30^\circ$  时, 识别出的边缘的平均长度最长, 为 499 像素。低于  $30^\circ$  和高于  $35^\circ$  的识别结果显示下降。总的来说, 当角度误差阈值为  $30^\circ$  时, 识别效果最佳。

接下来, 分析了对齐点密度对边缘线识别结果的影响。通常, 对齐点密度越大, 识别出的线条越直。相反, 当对齐点密度较小时, 识别出的线条可能更加弯曲, 且线条识别结果可能包括更多的像素点。如图 15 所示, 对齐点密度对墙体边缘识别的影响相对较小。当对齐点密度从 0.4 增加到 0.7 时, 识别出的墙体右侧和底部边缘的长度仅略有减少。只有当对齐点密度达到 0.8 时, 识别出的右墙边缘长度显著减少, 从 720 像素降至 632 像素。因此, 0.8

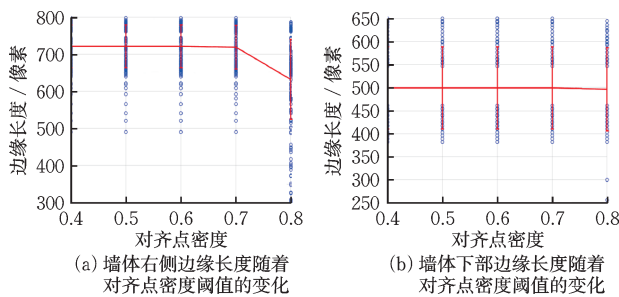


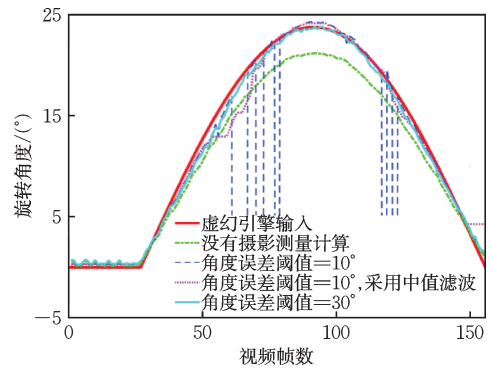
图 15 LSD 算法中边界矩形对齐点密度阈值对结构边缘检测的影响

Fig.15 Effect of aligned-point density threshold of LSD bounding rectangle on structural edge detection

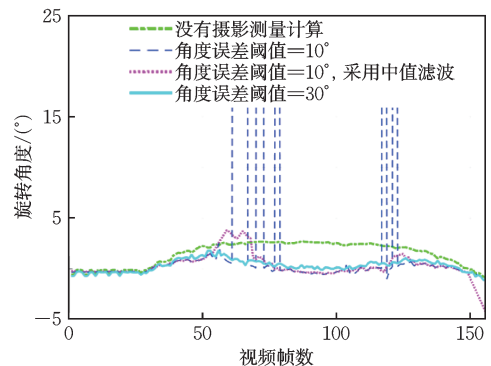
以上的对齐点密度阈值过于严格, 建议使用 0.4 到 0.7 之间的对齐点密度阈值。

通过上述分析结果, 可以选择更好的 LSD 算法参数, 从而更加准确地识别墙体边缘特征。然而, 由于摄像机与左墙之间的角度, 2D 图像中识别出的边缘位置并不能反映墙体的实际位移。需要额外的摄影测量计算, 如第 1.3 节所述, 将图像中的 2D 坐标转换为 3D 空间坐标。最后, 通过计算墙体法向量在空间中的角度, 可以得到墙体的旋转角度时间历程。图 16(a) 显示了通过多种方法识别的建筑墙体的旋转时间历程, 即楼层间位移时间历程。

在图 16(a) 中, 与虚幻引擎输入的结果相比, 如果没有第 1.3 节中的摄影测量计算, 整体识别结果仍然呈现正弦曲线模式, 但峰值处的最大百分误差为 10.8%。如果摄像机角度发生变化, 识别结果的百分误差可能会更大。相比之下, 如果 LSD 算法的角度误差设置为  $10^\circ$ , 则识别结果中会有大量的异常值。当使用中值滤波方法处理该监测结果时, 滤波窗口大小为 15 时, 可以消除许多异常值。经过中值滤波后, 峰值处的最大百分误差降至 2.04%。然而, 如果异常值集中, 经过中值滤波后的结果与来自虚幻引擎输入的结构旋转时间历程之间的差异较大,



(a) 使用各种方法计算结果



(b) 测量误差

图 16 结果与误差

Fig.16 Results and errors

如从35帧到70帧的识别结果所示。相比之下,当LSD算法的角度误差设置为 $30^\circ$ 时,识别出的峰值的最大百分误差仅为 $0.28\%$ ,表明本文提出方法的识别效果较好。

此外,图17展示了OpenSees与计算机视觉识别得到1层混凝土框架的层间位移角时程对比结果。可以看到,在地震动加速度较小的 $0\sim 2$  s内,视觉识别结果与计算结果存在轻微偏差;当地震动幅值增大后,二者的层间位移角曲线基本保持一致。这说明本文提出的视觉识别方法能够较准确地反映结构在地震动作用下的动态响应,具有良好的鲁棒性与工程适用性。

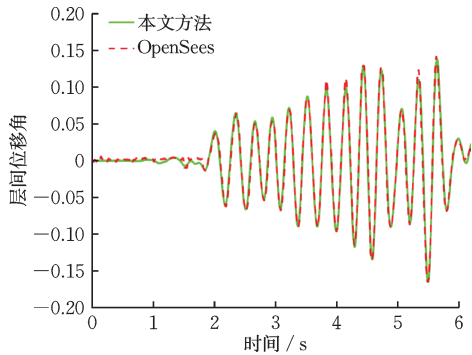


图17 1层混凝土框架模型的识别结果  
Fig.17 Identification results of one-story concrete frame model

综上,使用摄影测量方法和结构构件边缘跟踪,本研究获得的结构旋转时间历程与游戏引擎的输入结果具有良好的一致性。这证明了所提方法具有良好的识别性能,同时也表明本文提出的游戏引擎方法可以用于验证计算机视觉识别方法的可靠性。

#### 2.4 监控摄像微小振动影响分析

由于摄像头平移抖动不会影响层间位移角识别结果,分析摄像头沿着光轴抖动和转动对于层间位移角的影响。

由图18可以看到,在固定 $\Delta Z_c$ 时,误差 $\Delta IDR_c$ 随摄像头到跟踪物体距离 $Z$ 的增加而减小,且衰减趋势符合 $1/Z$ 关系;在固定距离时,误差随 $\Delta Z_c$ 线性增长,表现出典型的比例型误差特征。图中, $\Delta IDR^{true}$ 代表层间位移角的幅值。 $\Delta Z_c$ 一定时,层间位移角幅值越大则误差越大,说明相机沿光轴微小主要导致尺度型误差而非随机噪声。

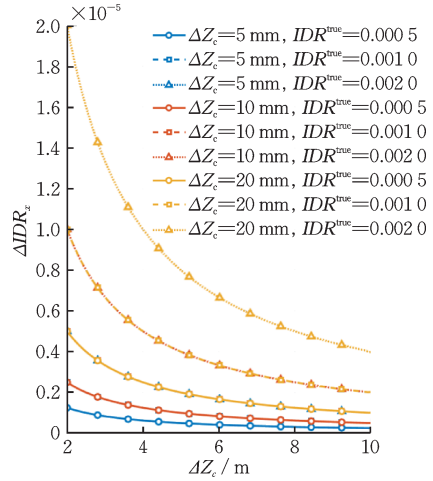


图18 摄像头与跟踪物体间距离对层间位移角的影响  
Fig.18 Effect of distance between camera and tracked object on inter-story drift angle

当摄像头与被测物体的距离一定时,可以分析摄像头沿光轴振动距离 $\Delta Z_c$ 对层间位移角的影响。如图19所示,在相同的距离 $Z$ 下,随着 $\Delta Z_c$ 的增加,对层间位移角的影响呈线性逐渐增加。此外,在相同的距离 $Z$ 下,随着层间位移角幅值 $\Delta IDR^{true}$ 的增加,层间位移角受到的影响越大。

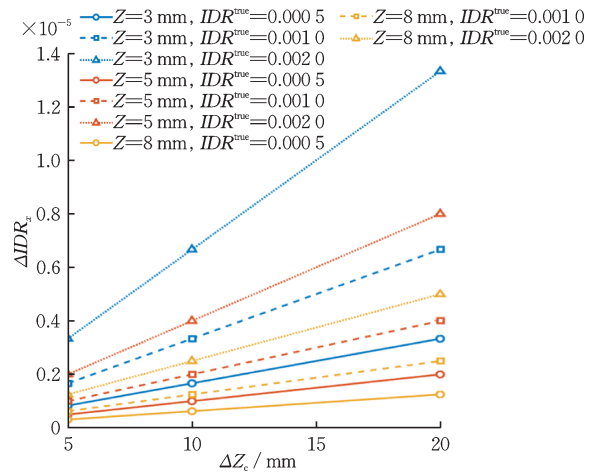


图19 摄像头沿光轴位移对层间位移角的影响  
Fig.19 Effect of camera displacement along optical axis on inter-story drift angle

考虑真实情况,典型室内距离 $Z_0 = 3\sim 5$  m, $\Delta Z < 0.1$  m。在这个取值范围内,无论在 $\Delta Z_c$ 或 $Z$ 如何变化,层间位移角受到的影响都在 $2.0 \times 10^{-5}$ 以下,说明摄像头沿光轴振动,对于监测结果影响较小。当 $Z = 4$  m、 $\Delta Z_c = 10$  mm时,误差约为 $2.5 \times 10^{-6}$ ,相对误差仅 $0.25\%$ ;即使在 $Z = 3$  m、 $\Delta Z_c = 20$  mm的极端情况下,相对误差也不足 $1\%$ 。这与理论式 $\epsilon_z \approx \Delta Z_c / Z$ 的预估完全一致。

在不同工作距离下,误差曲线均随转角 $\theta$ 的增大呈近似线性增长(图20),表明转角引起的层间位移角误差与角度变化成正比。当 $\theta < 0.5^\circ$ 时,大部分曲线的 $\Delta IDR_x$ 均保持在 $10^{-4}$ 量级,且变化平稳;随着距离 $Z$ 的增大,曲线的斜率略有上升,说明在相机距离较远的情况下,转角扰动对识别精度的放大作用更明显。不同线型对应的 $\Delta r$ 值变化反映了特征点到主点径向距离差的影响:当 $\Delta r$ 由20像素增至80像素时,曲线整体向上平移,误差幅值几乎成倍增加。

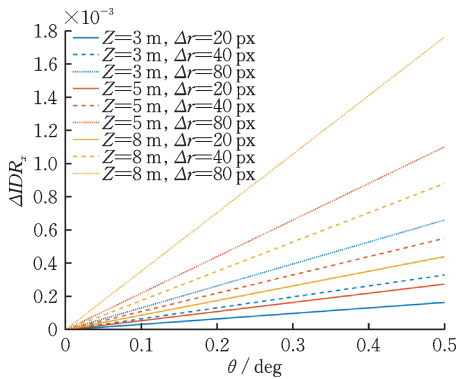


图20 摄像头转动角度对层间位移角的影响

Fig.20 Effect of camera rotation angle on inter-story drift angle

图21表明,层间位移角误差随工作距离 $Z$ 增加而近似线性增大,在同一转角下,距离每增加1m,误差的增长率基本保持恒定。不同 $\Delta r$ 对应的曲线间隔近似平行,说明 $\Delta r$ 对误差的影响为线性放大。由图中趋势可见,若保持 $\theta < 0.5^\circ$ 且 $\Delta r \leq 40$ 像素,滚转引起的层间位移角误差通常小于 $5.0 \times 10^{-4}$ ,对于层间位移角影响较小。

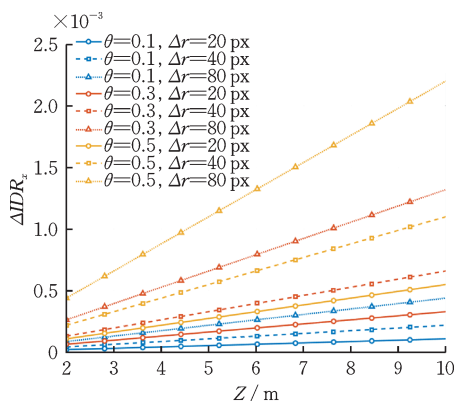


图21 摄像头转动情况下,摄像头到跟踪物体之间的距离对于层间位移角的影响

Fig.21 Effect of distance between camera and tracked object on inter-story drift angle under camera rotation

图22三维曲面进一步展示了误差在 $Z$ 与 $\theta$ 双变量下的分布特征,曲面整体近似平面,等高线为直线形态,表明在工程常用的小角度范围内误差变化规律呈双线性关系。误差随 $Z$ 与 $\theta$ 单调增大,未出现明显非线性放大或临界拐点,说明所建立的线性上界模型能较好地描述实际误差变化。

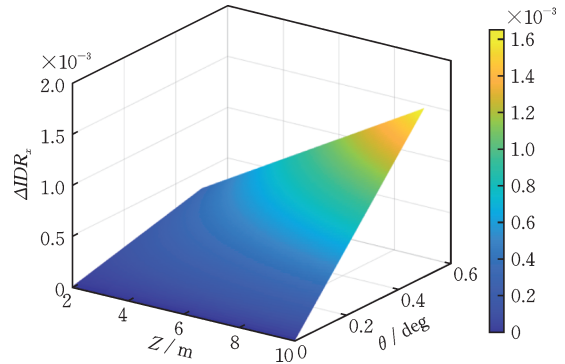


图22 相机转角与距离对层间位移角误差的影响曲面

Fig.22 Surface plot of effect of camera rotation angle and distance on inter-story drift angle error

此外,以上分析对于构件特征选择与跟踪有指导意义:离监控摄像拍摄的图像中心越近,构件边缘对于 $x$ 和 $y$ 轴的对称性越好,摄像头振动的影响越小。因此,在构件特征跟踪时,优先选择具有上述特点的特征,以减小摄像头振动导致的误差。

综上所述,在固结摄像头微振动的条件下,摄像头的平面平移抖动在层间差分计算中可完全抵消;沿光轴微动仅造成比例型尺度误差,误差随 $\Delta Z/Z$ 线性变化;转扰动引起的层间位移角误差与 $Z, \Delta r$ 及 $\theta$ 呈线性关系,且在实际安装条件下量级极小。总体上,刚性固结安装条件下摄像头的微小振动不会显著影响视觉识别结果的准确性,误差上界远低于结构地震响应引起的层间位移角变化幅值,从而验证了本文提出视觉监测方法在工程应用中的可靠性。

### 3 结论

本文提出了一种基于虚拟现实方法的室内建筑振动可视化测量验证方法。通过构建室内建筑的虚拟仿真模型,并使用实例分割方法识别虚拟图像中的结构构件,利用计算机视觉算法和摄影测量方法识别结构振动时间历程,验证了这种可视化监测方法在室内结构振动监测中的有效性。结果表明,这种方法在建筑结构健康监测领域具有广泛的

应用前景。本文的主要结论如下:

(1) 基于虚幻引擎的虚拟现实仿真方法可以模拟逼真的室内建筑环境,且虚幻引擎的蓝图工具能够逼真模拟结构在地震动作用下的运动。

(2) 实例分割模型可以有效地区分三种类型的结构构件:墙、天花板和地板,且分割置信水平大于0.8。

(3) 通过使用摄影测量方法和先验知识,可以识别结构的旋转时间历程,当LSD算法的角度误差设置为 $30^\circ$ 时,识别的峰值最大百分误差仅为0.28%。通过1层混凝土框架模拟,验证了本文提出的计算机视觉算法。

(4) 固定监控摄像的微振动分析结果表明,摄像头的平面平移抖动对于层间位移角时程无影响,沿光轴微动的影响小于 $2.0 \times 10^{-5}$ ,转动的影响小于 $5.0 \times 10^{-4}$ 。离监控摄像拍摄的图像中心越近,构件边缘对于 $x$ 和 $y$ 轴的对称性越好,摄像头振动的影响越小。

然而,本研究也存在一些局限性。例如,在使用带支架监控摄像头拍摄室内地震响应视频时,摄像头本身的振动是一个不可忽视的问题,需要考虑如何进行运动补偿。本文方法在一定程度上实现了物理一致性与视觉真实性的结合,使游戏引擎仿真结果能够反映结构动力学规律。然而,当结构在强震下发生局部屈曲、材料开裂等非连续变形时,当前模型仍假定构件连续可变形,未能体现破坏演化过程。未来将结合有限元子模型或开发自定义插件,进一步提升虚幻引擎模型的物理逼真度。因此,未来的研究将重点关注摄像头振动对监测结果的影响,探索相应的振动补偿方法,模拟更为复杂的结构振动场景。此外,可以基于虚拟仿真平台,模拟不同摄像头安装方式的动态响应,并引入可控振动模型,系统分析摄像头振动对视觉监测精度的影响。

## 参考文献:

[1] Lemnitzer A, Massone L M, Skolnik D A, et al. After-shock response of RC buildings in Santiago, Chile, succeeding the magnitude 8.8 Maule earthquake [J]. *Engineering Structures*, 2014, 76: 324-338.

[2] Li H H, Dong S Y, El-Tawil S, et al. Relative displacement sensing techniques for postevent structural damage assessment: review [J]. *Journal of Structural*

*Engineering*, 2013, 139(9): 1421-1434.

[3] Skolnik D A, Wallace J W. Critical assessment of inter-story drift measurements [J]. *Journal of Structural Engineering*, 2010, 136(12): 1574-1584.

[4] Xiang P, Nishitani A, Marutani S, et al. Identification of yield drift deformations and evaluation of the degree of damage through the direct sensing of drift displacements [J]. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2016, 45(13): 2085-2102.

[5] McCallen D, Petrone F, Coates J, et al. A laser-based optical sensor for broad-band measurements of building earthquake drift [J]. *Earthquake Spectra*, 2017, 33(4): 1573-1598.

[6] Li J K, Xie B T, Zhao X F. Measuring the interstory drift of buildings by a smartphone using a feature point matching algorithm [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2020, 27(4): e2492.

[7] Hou S, Zeng C S, Zhang H B, et al. Monitoring inter-story drift in buildings under seismic loading using MEMS inclinometers [J]. *Construction and Building Materials*, 2018, 185: 453-467.

[8] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.

[9] Dong C Z, Celik O, Catbas F N, et al. Structural displacement monitoring using deep learning-based full field optical flow methods [J]. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2020, 16(1): 51-71.

[10] Javed S, Danelljan M, Khan F S, et al. Visual object tracking with discriminative filters and Siamese networks: A survey and outlook [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(5): 6552-6574.

[11] Li S L, Cao Z H, Li J K, et al. Complex background removal method for video of an inclined cable based on UAV detection of structural vibration frequencies [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2024, 2024(1): 1630928.

[12] Zhao J, Li H, Xu Y. Nodes2STRNet for structural dense displacement recognition by deformable mesh model and motion representation [J]. *International Journal of Mechanical System Dynamics*, 2023, 3(3): 229-250.

[13] 朱前坤, 崔德鹏, 刘艺, 等. 基于计算机视觉的复杂背景人行桥振动识别[J]. *土木工程学报*, 2023, 56(6): 75-86.

Zhu Q K, Cui D P, Liu Y, et al. Computer vision-

- based vibration recognition of pedestrian bridges with complex backgrounds [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2023, 56(6): 75-86. (in Chinese)
- [14] 杨娜, 汪德佳, 李天昊, 等. 基于计算机视觉方法的古建筑变形监测[J]. *建筑结构学报*, 2023, 44(1): 192-202.  
Yang N, Wang D J, Li T H, et al. Deformation monitoring of ancient buildings based on computer vision method [J]. *Journal of Building Structures*, 2023, 44(1): 192-202. (in Chinese)
- [15] Xu Y, Brownjohn J M W, Huseynov F. Accurate deformation monitoring on bridge structures using a cost-effective sensing system combined with a camera and accelerometers: Case study [J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2019, 24: 05018014.
- [16] Ma Z, Choi J, Sohn H. Noncontact cable tension force estimation using an integrated vision and inertial measurement system [J]. *Measurement*, 2022, 199: 111532.
- [17] Chen J G, Davis A, Wadhwa N, et al. Video camera-based vibration measurement for civil infrastructure applications [J]. *Journal of Infrastructure Systems*, 2017, 23(3): B4016013.
- [18] Wang X, Lo E, De Vivo L, et al. Monitoring the earthquake response of full-scale structures using UAV vision-based techniques [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2022, 29(1): e2862.
- [19] Harvey Jr P S, Elisha G. Vision-based vibration monitoring using existing cameras installed within a building [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2018, 25(11): e2235.
- [20] Cai E J, Zhang Y, Lu X Z, et al. Estimating structural motions in extreme environmental conditions: A dynamic correlation filter based computer vision approach [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 215: 111398.
- [21] Zhou J, Huo L, Huang C, et al. Feasibility study of earthquake: induced damage assessment for structures by utilizing images from surveillance cameras [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2024, 2024(1): 4993972.
- [22] Hwang S H, Lignos D G. Assessment of structural damage detection methods for steel structures using full-scale experimental data and nonlinear analysis [J]. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 2018, 16(7): 2971-2999.
- [23] Narwan I P O, Widayani W, Astuti I A, et al. Rancang bangun interior architectural visualization menggunakan unreal engine 4 [J]. *Sistemasi*, 2021, 10(3): 741.
- [24] Kuncoro T, Ichwanto M A, Muhammad D F. VR-based learning media of earthquake-resistant construction for civil engineering students [J]. *Sustainability*, 2023, 15(5): 4282.
- [25] Diao P H, Shih N J. Trends and research issues of augmented reality studies in architectural and civil engineering education: A review of academic journal publications [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(9): 1840.
- [26] Potseluyko L, Pour Rahimian F, Dawood N, et al. Game-like interactive environment using BIM-based virtual reality for the timber frame self-build housing sector [J]. *Automation in Construction*, 2022, 142: 104496.
- [27] Ultralytics. Tasks: Segment Documentation[EB/OL]. (2024-01-01)[2024-11-16] <https://docs.ultralytics.com/tasks/segment/>.
- [28] Zare Hosseinzadeh A, Tehrani M H, Harvey P S. Modal identification of building structures using vision-based measurements from multiple interior surveillance cameras [J]. *Engineering Structures*, 2021, 228: 111517.
- [29] Wang N N, Zhao X F, Zhao P, et al. Automatic damage detection of historic masonry buildings based on mobile deep learning [J]. *Automation in Construction*, 2019, 103: 53-66.
- [30] Li S, Zhao X, Zhou G. Automatic pixel-level multiple damage detection of concrete structure using fully convolutional network[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2019, 34(7): 616-634.
- [31] Grompone von Gioi R, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: A line segment detector[J]. *Image Processing on Line*, 2012, 2: 35-55.

(本文编辑:张艺)