

基于监控相机的结构地震响应 监测系统及应用示范

温卫平, 翟长海, 张成, 王兴华

(哈尔滨工业大学 土木工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150090)

摘要: 结构地震响应监测对城市建筑(群)地震损伤及抗震韧性的精确评估具有关键作用。针对现有地震传感器成本高、普及率极低的问题, 该文提出了一种基于监控相机的结构地震响应监测系统, 开发了建筑结构中线段描述子逐级匹配算法, 研发了基于线匹配算法的结构地震位移响应时程数据提取技术, 解决了实际地震场景中结构表面无标靶且自然特征点不明显的难题。该系统可实时监测亚像素级别的层间位移响应, 并在四川某中学教学楼完成世界首例实际地震视觉监测应用示范。结果表明, 即便在夜间复杂多变的光照条件下, 该系统仍能保持高度的准确性, 实现亚像素级别的层间位移监测, 层间位移峰值误差 35% 以内, 结构自振频率误差不超过 5%。此外, 监测系统采用轻量化设计, 在处理单个监控视频时, 中央处理器 (central processing unit, CPU) 和图形处理器 (graphics processing unit, GPU) 的资源占用率均低于 15%, 可满足多节点实时处理的需求, 使系统能够高效运行。相比传统加速度计方案, 视觉监测系统无需额外布设专用传感器, 利用现有安防监控设备即可构建建筑群监测网络。这不仅实现了现有监控相机的平急两用, 还为城市建筑(群)地震监测提供了新的技术途径。

关键词: 结构地震响应; 视觉监测系统; 监控相机; 平急两用

中图分类号: TU99

文献标志码: A

Structural seismic response monitoring system and applications based on surveillance cameras

WEN Weiping, ZHAI Changhai, ZHANG Cheng, WANG Xinghua

(School of Civil Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

Abstract: Structural seismic response monitoring plays a crucial role in the earthquake damage assessment and evaluation of seismic resilience for urban building clusters. Addressing the issues of high cost and low prevalence of existing seismic sensors, this paper proposes a structural seismic response monitoring system based on surveillance cameras. The system develops a hierarchical line segment descriptor matching algorithm for building structures and introduces a time-history data extraction technique for structural seismic displacement responses based on line matching. This effectively resolves the challenge of targetless structural surfaces and indistinct natural feature points in real earthquake scenarios. Thereby, enabling real-time monitoring of inter-story drift at a sub-pixel level. The system has been successfully demonstrated in the world's first practical earthquake visual monitoring application at a middle school in Sichuan Province. The results show that even under complex and varying lighting conditions at night, the monitoring system maintains high accuracy, achieving sub-pixel-level inter-story drift monitoring with

收稿日期: 2025-02-17; 修回日期: 2025-04-21

基金项目: 国家优秀青年科学基金项目 (52222811); 国家自然科学基金重大项目课题 (52494963)

作者简介: 温卫平 (1987—), 男, 教授, 博士, 主要从事城市工程抗震韧性方面的研究。E-mail: wenweiping@hit.edu.cn

通信作者: 翟长海 (1976—), 男, 教授, 博士, 主要从事城市工程抗震韧性与智能防灾方面的研究。E-mail: zch-hit@hit.edu.cn

peak inter-story drift errors within 35% and structural natural frequency errors within 5%. Furthermore, the monitoring system adopts a lightweight design, with resource utilization rates of both the central processing unit (CPU) and graphics processing unit (GPU) below 15% when processing a single surveillance video, meeting the requirements for real-time multi-node processing and ensuring efficient system operation. Compared to traditional accelerometer solutions, the visual monitoring system eliminates the need for additional dedicated sensors, leveraging existing security surveillance equipment to construct a building cluster monitoring network. This approach not only enables dual-purpose use of existing surveillance cameras for both routine and emergency scenarios but also provides a new technological approach for seismic monitoring of urban building clusters.

Key words: structural seismic response; visual monitoring system; surveillance camera; peacetime and emergency dual-use

0 引言

结构地震响应监测在建筑工程领域至关重要,其重要性不仅体现在单体建筑上,也适用于群体建筑。通过实时监测和分析建筑结构在地震中的动态响应,可以全面评估抗震性能、损伤程度和安全性,为灾后应急决策和修复加固提供科学依据。有限元模拟和深度学习预测方法存在不可避免的计算误差^[1-4],进一步凸显了结构地震响应监测的重要性。对单体建筑,监测数据有助于识别薄弱环节,优化设计以提高抗震能力^[5-6];对群体建筑,监测系统能揭示建筑群的整体响应规律,为城市规划和防灾减灾提供参考^[7-11]。因此,结构地震响应监测是保障建筑安全、提升城市抗震韧性的关键技术。然而,目前我国既有建筑中安装地震监测系统的比例极低。这主要是由于现有监测系统通常由加速度传感器^[12-13]、位移传感器^[14]及配套的数据采集设备构成,不仅成本高昂,而且维护复杂,需要额外的工程支出,大多数业主难以接受。因此,开发一种兼具低成本和高精度等特点的地震监测系统,对于推动城市建筑群地震响应监测工作具有重要的科学意义和实际应用价值。

监控相机作为现代民用安防体系的重要感知终端,其部署密度已实现城市级覆盖,广泛分布于建筑内部空间及公共区域。随着计算机视觉技术的突破性发展,基于图像的智能识别^[15-17]与动态特征分析^[18-21]技术正推动监控系统从被动安防向主动感知转型。监控相机这种广泛分布的视觉传感器展现出成为地震响应监测设备的巨大潜力。修晟等^[22]构建了结构临界动态变形状态的亚像素级视觉估计方法,但其采用的工业相机固定于振动台外,未能模拟地震场景中监控相机本体与结构同步振动的复杂工况。ZARE等^[23]虽通过振动台试验验证了室内监控的振动响应监测可行性,但其算法依赖于人工设置的标靶特征,与实际地震场景中自然特征的非结构化特性存在本质差异。目前,国内外在实际地震场景中的应用仍面临两大技术瓶颈:一方面,缺乏一种能够在复杂环境下实现无标靶特征点自动识别与稳定追踪的技术,特别是在结构表面纹理稀疏、光照多变等实际场景中;另一方面,基于视觉的响应监测技术尚未能实现实际地震场景中建筑结构的实时、精准监测,其精度、采样频率及抗干扰能力仍难以满足工程需求。

基于以上分析,本文提出了一种基于监控相机的结构地震响应监测系统,研发了基于线匹配算法的结构地震位移响应时程数据提取技术,并在四川某中学教学楼完成世界首例实际地震视觉监测应用示范,分析了该监测系统在实际地震作用下监测结构位移响应的准确性和实时性,实现了基于监控相机的实际建筑结构地震响应的无标靶监测。该监测系统在保证数据提取精度和速度的同时,无需额外高昂费用,显著降低了传统地震监测的人力成本,并实现了现有监控相机的平急两用。

1 基于监控相机的地震响应监测系统及方法

1.1 监测系统

本文建立了基于监控相机的监测系统,并在四川省某中学教学楼开展了应用示范。该教学楼为6层框架结构,长40.32 m、宽10.80 m、高25.15 m,视觉监测系统安装于该结构的首层,见图1。本研究选用了海康威视旗下的FWDV2-IS半球型监控相机,其具备3840×2160分辨率和20 fps帧率,并通过膨胀螺钉牢固安装

于天花板,具体安装方式见图 2(a),半球型监控相机的实时画面见图 2(b),图中给出了该建筑的东-西(EW)方向和南-北(NS)方向。监控相机始终保持开机状态,录制的视频不仅保存在本地计算机,还同步传输至云端,以实现异地视频数据的便捷下载与分析。在柱子顶端和下层地面固定安装惯性传感单元(inertial measurement unit, IMU),采样频率设置为 100 Hz,用于验证视觉监测系统的监测结果,其现场安装情况及示意图见图 3。IMU 早期应用于机器人领域^[24],目前已向无人机定位^[25]与汽车无人驾驶^[26]领域发展。IMU 具有价格低廉、可测量三轴方向加速度等优势,通过将其固定于建筑结构,能够有效监测结构的加速度响应,并通过积分处理可得到结构的地震位移响应监测结果。

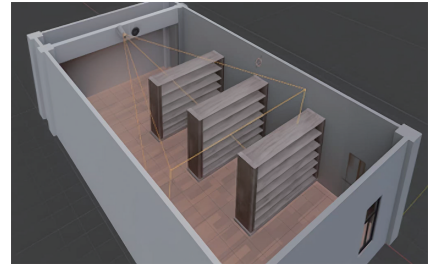


图 1 视觉监测系统示意图
Fig. 1 Schematic diagram of the visual monitoring system



(a) 监控相机安装方式 (b) 监控画面

图 2 监控相机安装方式与画面展示

Fig. 2 Installation methods and video display of surveillance cameras

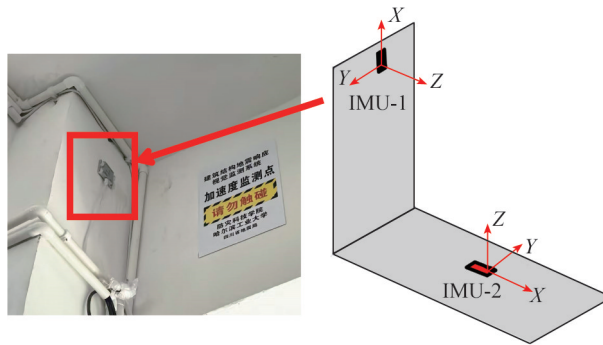


图 3 IMU 现场安装及示意图

Fig. 3 On-site installed IMU and its schematic diagram

由于监控相机与建筑结构牢固连接,当地震发生时,相机与楼板之间会共同振动,因此可将其视为刚性连接。基于刚性连接式相机的 3 条基本假定^[27]:①刚性连接假定。相机与上层楼板之间刚性连接,在地震荷载作用下相机随上层楼板共同振动且两者之间无相对运动;②刚性楼盖假定。楼板在自身平面内刚度无限大,因此在水平地震荷载作用下,楼板为刚体平移或转动;③假定层间高度不变。

1.2 监测方法

本文的监测流程主要包括基于线匹配算法的特征点像素坐标追踪^[28]、基于直接线性变换^[29](direct linear transformation, DLT)的相机投影矩阵计算,以及像素位移向物理位移的坐标转换^[27]。

1.2.1 基于线匹配算法的特征点像素坐标追踪

特征点像素坐标的精确提取对确保层间相对位移识别的准确性至关重要。然而,在实际地震监测场景中,视频画面往往存在光线变化的挑战,传统的光流法^[30]和模板匹配法^[31]在进行特征点跟踪时往往容易失效。光流法依赖于特征点临近像素的梯度信息,而光线变化会破坏这种梯度,导致光流估计不准确;模板匹配法则受限于模板的固定性,当光线变化导致目标外观显著改变时,模板匹配效果大幅下降。相比之下,地震时建筑结构的监控画面中通常包含丰富的自然特征,如直线段,这些线段蕴含着稳定的空间位置和几何属性,便于检测和利用。为克服传统方法的局限,本文提出了一种基于线段匹配与线段交点确定特征点的方法^[28],与传统基于人工标靶(如棋盘格、圆心点)的方法不同,本文方法充分利用自然建筑场景中的直线段

特征,无需依赖人工标记。

在地震前的准备阶段,需进行相机畸变矫正和待匹配线段的确定。由于民用监控相机多为广角相机,其监控画面通常存在显著的畸变,因此在线段检测前需要通过相机标定实现畸变校正,以确保后续分析的几何精度和可靠性。本文采用双阶段标定策略对监控相机进行标定,分别在实验室阶段和现场安装后分别考虑多视角、多距离的情况进行棋盘格标定,综合两阶段标定数据优化相机内参,见图4。该策略可有效降低靶标角度、距离及环境差异变化引起的标定偏差。通过标定图片求解监控相机的内参信息矩阵与畸变系数^[32]。其中相机的内参信息矩阵 \mathbf{K} 如式(1)所示:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & f/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: f 为相机焦距,即相机镜头到图像平面的距离(mm); d_x 和 d_y 分别为像素在 x 和 y 方向上的物理尺寸(mm); (u_0, v_0) 为主点坐标(光心位置),即光轴与图像平面的交点坐标,单位为像素。利用内参矩阵将像素坐标转换为归一化坐标,并通过获取的畸变系数 k_1, k_2, k_3 , 可对画面进行畸变矫正,如式(2)和式(3)所示:

$$\begin{pmatrix} x_{\text{dist}} \\ y_{\text{dist}} \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{K}^{-1} \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_{\text{undist}} = x_{\text{dist}} (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ y_{\text{undist}} = y_{\text{dist}} (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \end{cases} \quad (3)$$

式中: (u, v) 为像素坐标; $(x_{\text{dist}}, y_{\text{dist}})$ 和 $(x_{\text{undist}}, y_{\text{undist}})$ 分别为同一点在修正前和修正后的归一化坐标; r 为坐标点 $(x_{\text{dist}}, y_{\text{dist}})$ 到畸变画面中心的距离。



图4 相机标定

Fig. 4 Camera calibration

待匹配线段的确定需要从震前监控画面中选取一帧,通过线检测方法^[33]识别并筛选出感兴趣的线段,这些线段的交点将作为后续分析的特征点,为像素位移向物理位移的坐标转换提供基础。对于筛选出的线段,需进一步提取其描述子信息,包括线段长度、位置、方向以及平均像素梯度。这些描述子信息将用于地震视频中的线段匹配和特征点像素坐标的确定。假设画面 A 包含震前已选定的线段描述子,画面 B 表示地震过程中的某一帧,则运用线段匹配算法对画面 B 进行线段匹配时,需遵循线描述子四层逐级匹配关系,如式(4)~式(8)所示:

线段长度匹配,

$$|L_{\text{length-A}} - L_{\text{length-B}}| \leq \varphi \quad (4)$$

线段方向匹配,

$$|L_{\text{direction-A}} - L_{\text{direction-B}}| \leq \beta \quad (5)$$

线段位置匹配,

$$|x_A - x_B| \leq \mu_1, |y_A - y_B| \leq \mu_2 \quad (6)$$

线段像素平均梯度匹配,

$$E(i) = \sqrt{[I_{Ax}(i) - I_{Bx}(i)]^2 + [I_{Ay}(i) - I_{By}(i)]^2} \quad (7)$$

$$AGE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(i) \leq \omega \quad (8)$$

式中: $\varphi, \beta, \mu, \omega$ 分别为长度、方向、位置和像素梯度对应的阈值,单位依次为像素、度、像素和无量纲。这些阈值可根据实际应用、图像分辨率和匹配精度的需求进行设置,推荐范围分别为线段长度的 10%~20%、初始角度的 5°~15°、长度像素值的 5%以内、平均像素梯度值的 5%~10%;其中 $L_{length}, L_{direction}, (x, y)$ 分别为线段的长度、角度、中点位置坐标; $I_x(i)$ 和 $I_y(i)$ 分别为线段上第 i 个像素点 x 和 y 方向的像素梯度; $E(i)$ 为感兴趣线段与待检测线段之间上第 i 个像素点处像素梯度的欧氏距离; AGE 为感兴趣线段与待检测线段上所有像素点像素梯度的欧氏距离平均值。上述参数均经过试验标定验证,并成功应用于 3 840×2 160 分辨率的视频数据。而量化不同分辨率和光照变化强度的影响,仍需后续进一步研究以优化参数设置,提升算法的适应性和稳定性。

模拟监控画面的线段检测与匹配的示意过程见图 5。对于匹配完成的线段,可通过求解其线性方程的交点来确定特征点的像素坐标。基于线段匹配确定特征点的方法充分利用了线段的空间信息和几何属性,即使在光线变化的复杂环境下,仍能保持较高的跟踪鲁棒性和准确性,从而显著提升了地震监测的实用性和可靠性。

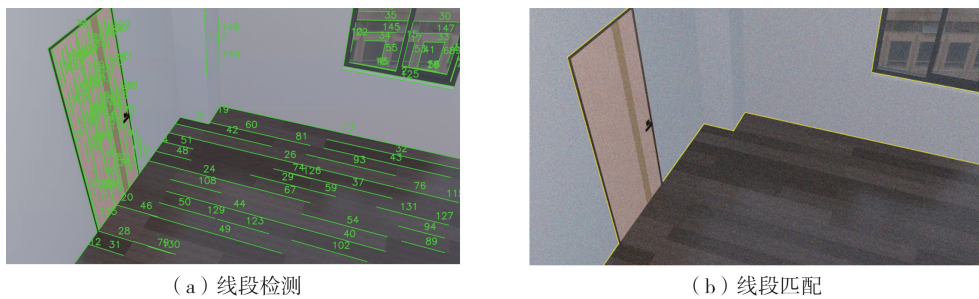


图 5 线段描述子匹配算法结果

Fig. 5 Results of the line segment descriptor matching algorithm

1.2.2 基于 DLT 法的相机投影矩阵计算

本文采用了 DLT^[29] 算法来对建筑室内监控视频图像中的相机投影矩阵进行计算,其实现简便,易于操作和应用;且 DLT 方法在计算机视觉领域具有广泛的适用性,无论是相机标定、三维重建还是姿态估计等任务均能胜任。其具体步骤如下。

首先,将三维坐标系下的点的齐次坐标及其在二维像素坐标系中的投影点的齐次坐标转换为线性方程组的形式。接着,使用奇异值分解方法求解该线性方程组,得到近似解。然后,通过重塑该近似解,获得相机的投影矩阵。需要注意的是,由于方程组存在零空间解,DLT 算法得到的解并非唯一解,因此需要对解进行归一化处理以确保其唯一性和稳定性。此外,如果所有输入点均位于同一平面,则无法求解出理想的相机投影矩阵,因此在求解相机投影矩阵时,必须确保所有输入点不共面。标定相机时输入点的选取示例见图 6,这些点在三维空间中应具有足够的分布多样性,以保证标定结果的准确性和鲁棒性。通过上述步骤,可以有效地计算相机投影矩阵,为后续的像素位移转化为物理位移奠定基础。

1.2.3 像素位移转化为物理位移

参考 WEN 等^[34] 提出的基于室内监控摄像机的建筑结构及设备地震响应自动监测方法,并根据相机成像模型以及 3 条基本假定,建立了如图 7 所示的计算模型,图中分别给出了在初始 t_0 时刻与地震作用下 t_n 时刻,下层楼板相对室内监控相机(上层楼板)的位置关系。



注:①~⑥为选定的便于测量且易于观察的特征点。

图 6 DLT 计算取点示意图

Fig. 6 Schematic diagram for selecting points in DLT calculation

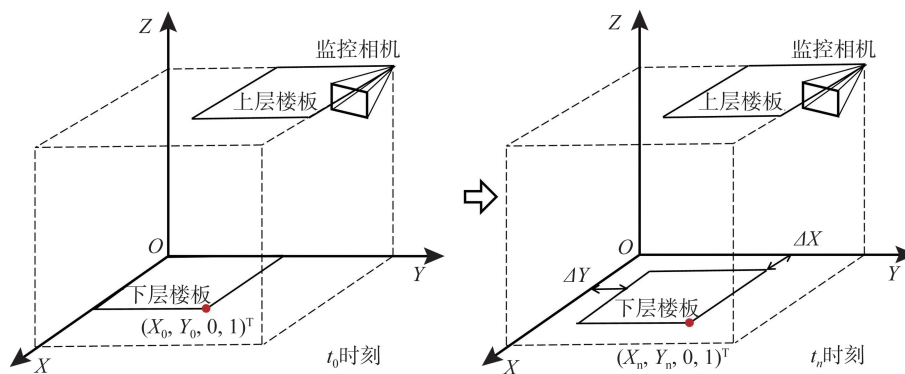


图7 基于刚性连接式相机的结构地震响应监测计算模型

Fig. 7 Calculation model for monitoring the seismic response of structures based on rigidly connected cameras

相机矩阵 $\mathbf{P}_{3 \times 4}$ 由子元素 p_{ij} 组成, 如式(9)所示:

$$\mathbf{P}_{3 \times 4} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} \quad (9)$$

在二维像素坐标系中, 结构特征点的坐标方程如式(10)所示:

$$\begin{cases} u = \frac{p_{11}X + p_{12}Y + p_{14}}{p_{31}X + p_{32}Y + p_{34}} \\ v = \frac{p_{21}X + p_{22}Y + p_{24}}{p_{31}X + p_{32}Y + p_{34}} \end{cases} \quad (10)$$

在三维像素坐标系中, 结构特征点的坐标方程如式(11)所示:

$$\begin{cases} X = \frac{-M_{23,24}u + M_{13,24}v - M_{12,24}}{-M_{23,12}u + M_{13,12}v - M_{12,12}} \\ Y = \frac{M_{23,14}u - M_{13,14}v + M_{12,14}}{-M_{23,12}u + M_{13,12}v - M_{12,12}} \end{cases} \quad (11)$$

$M_{ij,ck}$ 为相机矩阵 $\mathbf{P}_{3 \times 4}$ 的 2 阶子式, 计算公式为

$$M_{ij,ck} = p_{ic}p_{jk} - p_{ik}p_{jc} \quad (12)$$

令 ΔX 、 ΔY 分别为 t_0 时刻与 t_n 时刻结构特征点在三维坐标系下 X 方向、 Y 方向的层间位移响应, 其计算公式为

$$\begin{cases} \Delta X = X_0 - X_n \\ \Delta Y = Y_0 - Y_n \end{cases} \quad (13)$$

2 地震情况及结构监测数据

2024 年 10 月 10 日凌晨 1 时 52 分, 四川省宜宾市发生了 4.5 级地震, 震源深度为 10 km, 震中位置位于北纬 $28^{\circ}07'$ 、东经 $105^{\circ}08'$ 。本文利用此次地震作用下的结构响应监测数据, 对所提方法和系统进行了应用验证。为评估 IMU 测量加速度数据的准确性, 首先将其测量结果与 TDA-33M 力平衡加速度计的测量结果进行了对比分析, 时程曲线见图 8, 频谱分析结果见图 9。

为了评估 IMU 数据的准确性, 我们采用了相关系数 (r) 这一统计指标来将其与专业加速度计的数据进行对比, 计算公式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (m_i - \bar{m})(n_i - \bar{n})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (m_i - \bar{m})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (n_i - \bar{n})^2}} \quad (14)$$

式中: N 为地震响应时程中的采样点数; m_i 和 n_i 分别为两类传感器在 t_i 时刻的数据; \bar{m} 和 \bar{n} 分别为两类数据的均值。

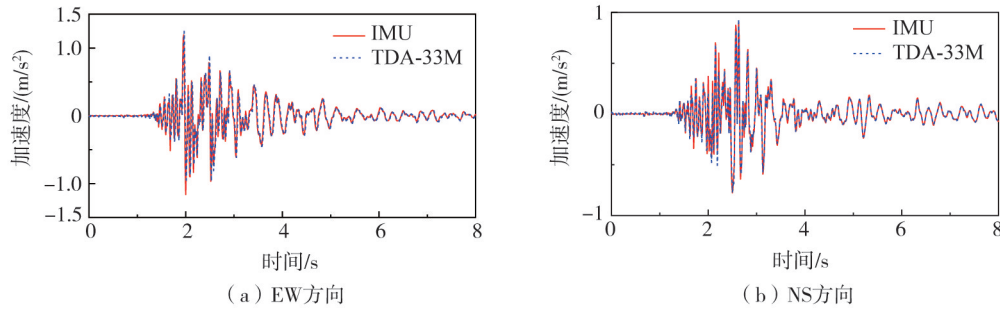


图 8 地震动时程曲线

Fig. 8 Time history curves of ground motion

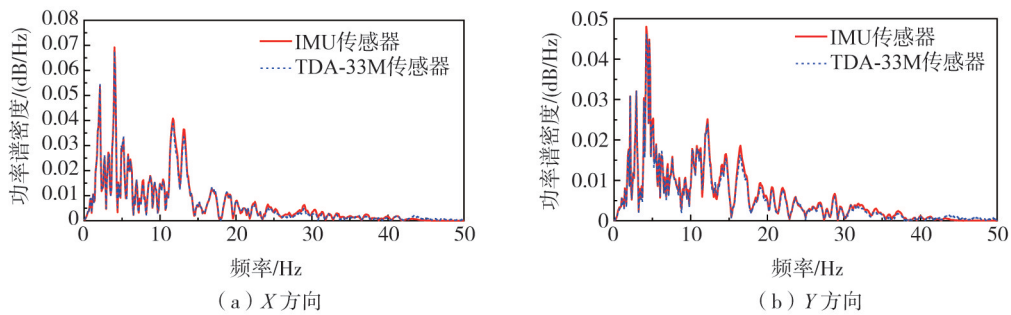


图 9 地震动频谱分析

Fig. 9 Spectral analysis of ground motion

通过对比 IMU 与专业加速度计的时程和频谱分析结果,发现两者在 2 个方向上的结果几乎完全重叠,相关系数分别高达 0.98、0.97,这有力地证明了 IMU 在监测地震动数据方面具有极高的准确性。进一步地,通过对 IMU 数据进行积分处理,可以求解出层间相对位移,这为视觉监测结果提供了极为可靠、有力的对比数据支持。而监控相机录制的视频,由于地震发生在夜间,震前楼道灯光熄灭,环境较为昏暗;地震发生后楼道声控灯打开,室内光线随之发生了明显变化,见图 10。震前记录视频画面见图 10(a),图 10(b)虚线框内的区域为震后楼道声控灯光透过窗户对室内地面的照射,表明楼道灯光影响了室内的视频亮度。

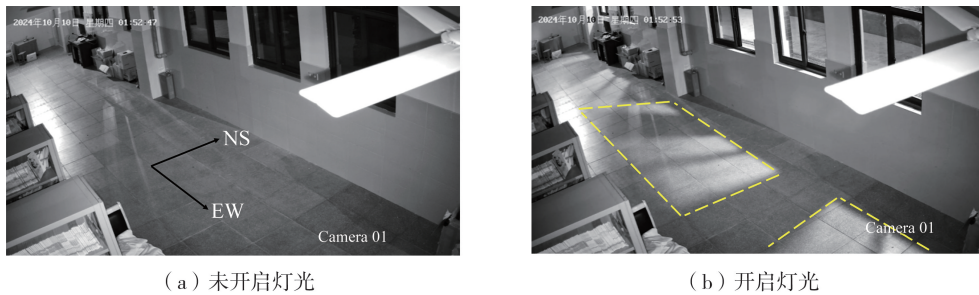


图 10 地震前后的明暗变化

Fig. 10 Changes in brightness before and after the earthquake

3 基于监控视频的结构地震响应识别

将第 1 部分介绍的线匹配的结构地震位移识别技术,应用到第 2 部分所描述的真实地震事件中录制的监控视频,得到了该教学楼一层 EW 方向和 NS 方向的层间相对位移视觉监测计算结果。在进行 IMU 加速度数据处理时,首先进行了加速度信号的滤波处理,采用了巴特沃斯滤波器以消除高频噪声,随后通过二次积分计算得到位移数据。为减少积分过程中可能出现的基线漂移问题,积分结果经过了畸变矫正处理,从而保证与视觉监测结果的有效对比。基于视觉监测和 IMU 加速度积分分别获得的位移时程结果对比,见

图 11。为了更全面地量化地震响应视觉监测方法的精度,采用了均方根误差 (root mean square error, RMSE)、峰值相对误差 (δ) 以及决定系数 (R^2) 这三项指标,来评估结构地震响应监测过程中的误差情况。相关的计算公式分别如 (15)~式 (17) 所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2} \quad (15)$$

$$\delta = \left| \frac{y_{\max} - y'_{\max}}{y_{\max}} \right| \times 100\% \quad (16)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (17)$$

式中: N 为地震响应时程中的采样点数; y_i 和 y'_i 分别为时间 t_i 时的 IMU 二次积分得到地震位移响应值和视觉监测值。 y_{\max} 和 y'_{\max} 分别为 IMU 监测加速度积分得到的位移峰值和视觉监测到的位移峰值。

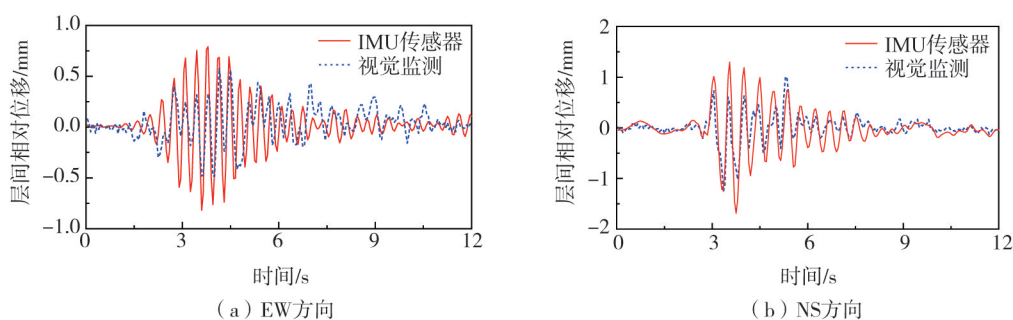


图 11 基于地震视频的视觉监测系统位移计算结果

Fig. 11 Displacement calculation results of the visual monitoring system based on earthquake video

根据 IMU 加速度 2 次积分得到的位移监测数据,地震视频中 EW、NS 方向的层间位移峰值分别为 0.78、1.75 mm。由于地震视频跟踪点区域的像素尺寸近似为 1 pixel = 2.3 mm,这意味着跟踪是在亚像素级别上进行的,在实际地震场景中具有极大的挑战性。视觉监测方法在 EW 方向的峰值相对误差在 35% 以内,NS 方向不超过 30%,决定系数 (R^2) 分别为 0.57、0.73,均方根误差分别为 0.41、0.37 mm。以上误差主要来源于两个方面:首先,亚像素级别的位移跟踪对图像噪声和计算精度高度敏感,导致不可避免的误差;其次,地震复杂环境(如夜间光照变化和背景干扰)会对特征点检测和匹配造成影响。这些因素共同作用,导致了在实际应用中一定范围内误差的存在。尽管如此,本文提出的方法在现有条件下已经实现了亚像素级别的层间位移监测,并验证了其在实际地震场景中的可行性,为未来进一步优化算法和提升测量精度提供了重要的研究基础。

基于地震响应监测结果来识别结构的自振频率是结构地震监测的重要内容,本文分别对 IMU 加速度积分得到的层间位移时程和视觉监测得到的层间位移时程进行频谱分析,其功率谱对比见图 12。EW 方向由 IMU 监测数据和视觉监测数据得到的自振频率分别为 2.99、3.12 Hz,两者误差为 4.4%;NS 方向由 IMU 监测数据和视觉监测数据得到的自振频率均为 2.24 Hz,误差为 0。频谱分析结果表明即使是对于夜晚且存在光照急剧变化的地震视频,本文所发展的视觉监测系统和方法能准确、稳定地监测结构的自振频率。

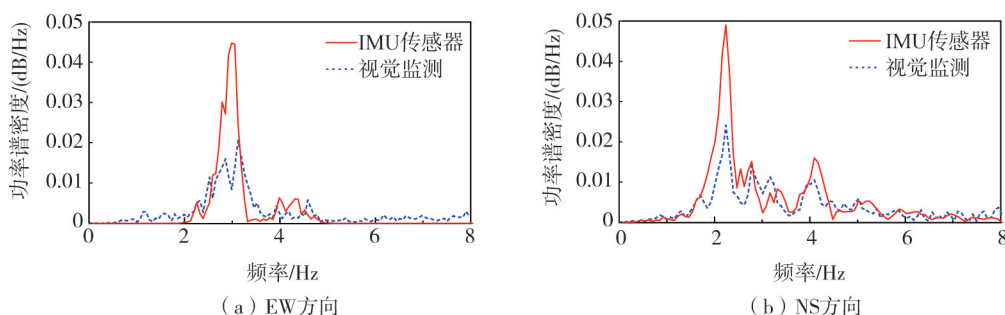


图 12 层间位移时程的功率谱密度

Fig. 12 Power spectral density of inter-story displacement time histories

为了进一步验证方法的有效性,本文基于 Blender 构建了室内环境模型,并通过 Python-API 接口导入了真实地震位移数据,作为楼层间的相对位移输入。为模拟地震过程,设置了与楼板刚性连接的监控相机。模拟场景设定为夜间图书馆,地震发生时楼道灯光亮起,监控画面同步模拟了光线变化的过程。同时,考虑到夜间监控相机的感光单元特性,为视频中的每一帧添加了均值为 0、标准差为 0.05 的高斯随机噪声,并将其幅度放大 255 倍,以匹配图像的像素值范围。此外,模拟所采用的相机参数(分辨率 3 840×2 160,帧率 20 fps)与实际监控设备参数保持一致,以尽可能真实地还原实际地震监测环境。需要指出的是,尽管模拟试验还原了部分真实场景的特征,但动态模糊、运动模糊以及其他环境干扰因素还未能完全复现,这些将是未来研究中需要改进和探索的方向。Blender 模拟场景中光线变化前后的线匹配与特征点提取过程见图 13,基于模拟视频的视觉监测系统位移计算结果见图 14,计算结果见表 1。

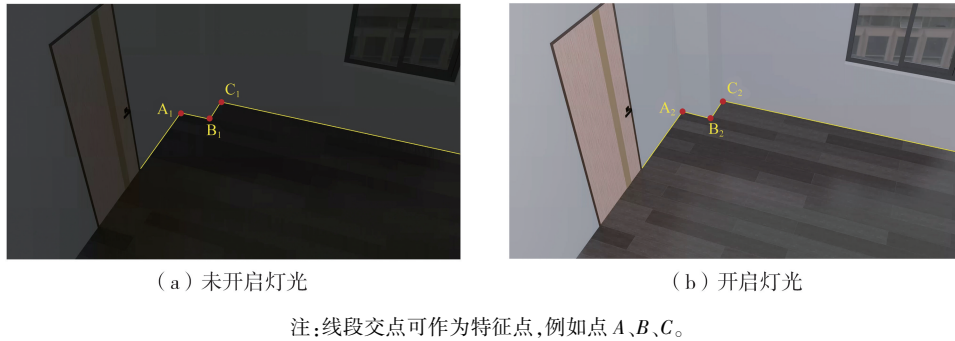


图 13 光线变化前后的线段匹配与特征点确定

Fig. 13 Line segment matching and feature point determination before and after illumination changes

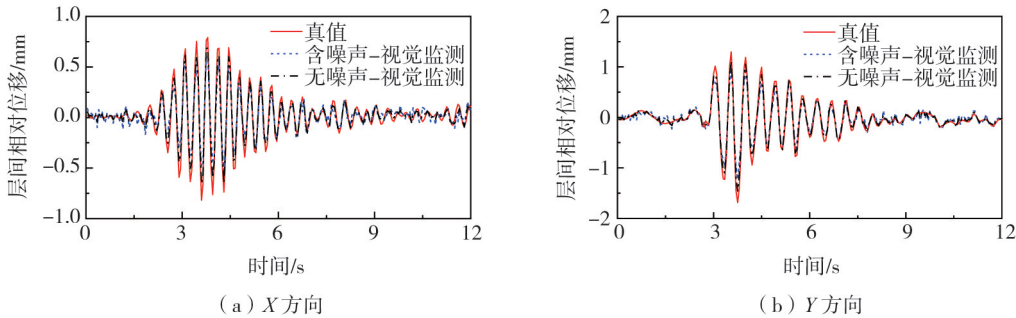


图 14 基于模拟视频的视觉监测系统位移计算结果

Fig. 14 Displacement calculation results of the visual monitoring system based on simulated video

表 1 基于地震视频和模拟视频视觉方法的监测误差

Table 1 Monitoring errors based on visual methods using earthquake video and simulated video

位移响应	均方根误差/mm	峰值相对误差/%	决定系数
地震视频 X 方向	0.41	34.62	0.57
地震视频 Y 方向	0.37	28.95	0.73
含噪声模拟视频 X 方向	0.22	28.49	0.76
含噪声模拟视频 Y 方向	0.18	17.91	0.79
无噪声模拟视频 X 方向	0.17	21.69	0.83
无噪声模拟视频 Y 方向	0.15	9.47	0.87

由表 1 可知,基于模拟视频的视觉监测结果显著优于实际地震视频,其峰值相对误差控制在 30% 以内,决定系数均超过 0.75。特别是在无噪声的模拟视频中,决定系数更是高达 0.8 以上,充分展示了所提视觉算法在处理高质量视频数据时的精确性。

为评估视觉算法的计算效率和资源占用情况,本文计算在 Windows 系统下采用 Python 语言,基于 Intel Core i7-13700KF@ 3.4 GHz 处理器、32 GB 内存和 RTX 4060 GPU 的硬件环境,对 15 s、20 帧/s 的地震视频与模拟视频进行了视觉方法的计算效率对比实验,实验结果见表 2。

表 2 基于地震视频和模拟视频视觉方法的计算时间

Table 2 Computation time based on visual methods using earthquake video and simulated video

视频类别	地震视频	无噪声模拟视频	含噪声视频
时间/s	14.21	13.87	13.95

所有视频的计算时长均小于 15 s,处理速度高于视频帧率(常见监控相机的帧率通常低于 20 帧/s)。在处理单个视频时,计算机的 CPU 和 GPU 资源占用率均低于 15%,表明系统能够实时、批量地完成视觉计算任务。由此可见,基于视觉的地震监测系统结合现有民用安防监控相机,在结构地震响应监测领域展现出广泛应用的巨大潜力。

4 结论

本文提出了一种基于监控相机的结构地震响应监测系统,开发了建筑结构中线段描述子逐级匹配算法,并基于此算法研发了结构地震位移响应时程数据的实时提取技术。为验证其可靠性,在四川某中学教学楼开展了该监测系统的应用示范,并通过 Blender 软件模拟进行了更深入的视觉算法验证,得出如下主要结论:

1)即便民用监控相机在夜间拍摄时存在模糊和光亮变化的问题,基于视觉的方法依然能够保持较高精度的跟踪性能。该算法能够实现亚像素级别的层间位移识别,层间位移峰值误差 35%以内,结构自振频率误差 5%以内。

2)通过 Blender 软件还原了地震响应时的视频场景,本文方法的峰值误差可控制为 9.47%,决定系数为 0.87,进一步证明了本文的视觉算法的有效性。

3)本文所提出的方法在处理监控视频并获取结构响应结果方面展现出了实时性的优势,且对 CPU、GPU 资源的占用率保持较低水平。这一特性为未来实时、批量处理监控视频数据奠定了坚实的基础。

4)本文方法更适用于中强地震情景,在保证连接方式和供电的前提下,中强地震作用使得结构层间位移较大,视觉特征的跟踪精度更高。相对而言,小震作用下虽不会发生连接方式改变和供电中断的情形,但是地震复杂情景下亚像素位移的识别极具挑战性。

5)未来研究可进一步结合多源监控相机,应用本文所提监测系统和方法可实现对建筑整体地震响应的全面分析,并可进一步扩展至城市建筑群的监测网络中。

参考文献:

- [1] WEN W P, ZHANG C Y, ZHAI C H. Rapid seismic response prediction of RC frames based on deep learning and limited building information[J]. *Engineering Structures*, 2022, 267: 114638.
- [2] ZHANG C Y, WEN W P, ZHAI C H, et al. Hidden structural information reconstruction and seismic response analysis of high-rise residential shear wall buildings with limited structural data[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2025, 40(8): 1100-1125.
- [3] HU J, WEN W P, ZHANG C Y, et al. Rapid peak seismic response prediction of two-story and three-span subway stations using deep learning method[J]. *Engineering Structures*, 2024, 300: 117214.
- [4] ZHANG C Y, WEN W P, ZHAI C H, et al. Structural nonlinear seismic time-history response prediction of urban-scale reinforced concrete frames based on deep learning[J]. *Engineering Structures*, 2024, 317: 118702.
- [5] 张桂欣, 孙柏涛. 基于模糊层次分析的建筑物单体震害预测方法研究[J]. *工程力学*, 2018, 35(12): 185-193, 202. ZHANG Guixin, SUN Baitao. Seismic damage prediction for a single building based on a fuzzy analytical hierarchy approach[J]. *Engineering Mechanics*, 2018, 35(12): 185-193, 202. (in Chinese)
- [6] 康现栋, 付皓然, 赵光, 等. 单体建筑抗震韧性评估方法研究与应用[J]. *土木工程学报*, 2021, 54(8): 37-42. KANG Xiandong, FU Haoran, ZHAO Guang, et al. Research and application of evaluation methods for earthquake resilience of individual building structure[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2021, 54(8): 37-42. (in Chinese)
- [7] 马小平, 林旭川, 朱瑞, 等. 城市建筑物情景构建及地震风险评估——以玛曲县为例[J]. *地震工程与工程振动*, 2023, 43(3): 46-55. MA Xiaoping, LIN Xuchuan, ZHU Rui, et al. Scenario construction of urban buildings and earthquake risk assessment: An example of Maqu County[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2023, 43(3): 46-55. (in Chinese)
- [8] 杨静, 李大鹏, 翟长海, 等. 城市抗震韧性的研究现状及关键科学问题[J]. *中国科学基金*, 2019, 33(5): 525-532. YANG Jing, LI Dapeng, ZHAI Changhai, et al. Key scientific issues in the urban earthquake resilience[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2019, 33(5): 525-532. (in Chinese)
- [9] 翟长海, 刘文, 谢礼立. 城市抗震韧性评估研究进展[J]. *建筑结构学报*, 2018, 39(9): 1-9. ZHAI Changhai, LIU Wen, XIE Lili. Progress of research on city seismic resilience evaluation[J]. *Journal of Building Structures*, 2018, 39(9): 1-9. (in Chinese)
- [10] 郭安薪, 侯爽, 李惠, 等. 城市典型建筑地震损失预测方法 II: 地震损失估计[J]. *地震工程与工程振动*, 2007, 27(6): 70-74. GUO Anxin, HOU Shuang, LI Hui, et al. Earthquake loss prediction method of typical urban buildings II: Earthquake loss assessment[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2007, 27(6): 70-74. (in Chinese)
- [11] HU J, WEN W P, ZHAI C H, et al. Seismic resilience assessment of buildings considering the effects of mainshock and multiple aftershocks[J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 68: 106110.

- [12] SAUNDERS J K, GOLDBERG D E, HAASE J S, et al. Seismogeodesy using GPS and low-cost MEMS accelerometers: Perspectives for earthquake early warning and rapid response [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2016, 106(6): 2469–2489.
- [13] 李成宏, 李陶, 栗广才, 等. 加速度计及其融合高采样 GNSS 的低频信号测量特性研究[J]. *大地测量与地球动力学*, 2019, 39(12): 1293–1298.
- LI Chenghong, LI Tao, LI Guangcai, et al. Low-frequency signals measurement characteristics of accelerometers and its combination with high-rate GNSS for earthquake monitoring[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2019, 39(12): 1293–1298. (in Chinese)
- [14] 单伽程, 张寒青, 宫楠. 基于监测数据的结构地震损伤追踪与量化评估方法[J]. *工程力学*, 2021, 38(1): 164–173.
- SHAN Jiazeng, ZHANG Hanqing, GONG Nan. Tracking and quantitative evaluation of earthquake-induced structural damage using health monitoring data[J]. *Engineering Mechanics*, 2021, 38(1): 164–173. (in Chinese)
- [15] 王文斌, 王啸霆, 王涛, 等. 基于计算机视觉的混凝土表观裂缝识别和宽度测量[J]. *地震工程与工程振动*, 2024, 44(3): 41–51.
- WANG Wenbin, WANG Xiaoting, WANG Tao, et al. Detection and width measurement of concrete apparent cracks based on computer vision [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2024, 44(3): 41–51. (in Chinese)
- [16] 霍林生, 张耀文, 王胜法, 等. 基于图像识别的震损结构残余变形检测[J]. *地震工程与工程振动*, 2016, 36(3): 127–133.
- HUO Linsheng, ZHANG Yaowen, WANG Shengfa, et al. Residual deformation detection of earthquake damaged structures based on image recognition[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2016, 36(3): 127–133. (in Chinese)
- [17] WEN W P, XU T F, HU J, et al. Seismic damage recognition of structural and non-structural components based on convolutional neural networks [J]. *Journal of Building Engineering*, 2025, 102: 112012.
- [18] 韩建平, 张一恒, 张鸿宇. 基于计算机视觉的振动台试验结构模型位移测量[J]. *地震工程与工程振动*, 2019, 39(4): 22–29.
- HAN Jianping, ZHANG Yiheng, ZHANG Hongyu. Displacement measurement of shaking table test structure model based on computer vision[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2019, 39(4): 22–29. (in Chinese)
- [19] 冯海龙, 刘伯奇, 胡海天, 等. 基于视觉测振技术的高铁无站台柱雨棚振动测量方法[J]. *地震工程与工程振动*, 2022, 42(3): 209–215.
- FENG Hailong, LIU Boqi, HU Haitian, et al. Vibration measurement method of canopy without station column for high-speed railway based on vision technology[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2022, 42(3): 209–215. (in Chinese)
- [20] 赵思程, 陈苏, 李小军. 基于视觉观测技术的强震动记录校正方法验证[J]. *地震工程与工程振动*, 2019, 39(5): 189–198.
- ZHAO Sicheng, CHEN Su, LI Xiaojun. Verification of strong motion record correction method based on visual observation technology [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2019, 39(5): 189–198. (in Chinese)
- [21] 党育, 贺一哲. 基于计算机视觉的隔震支座动态位移测量[J]. *地震工程与工程振动*, 2022, 42(5): 96–103.
- DANG Yu, HE Yizhe. Dynamic displacement measurement of isolated bearings based on computer vision [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2022, 42(5): 96–103. (in Chinese)
- [22] 修晟, 张愿, 单伽程. 基于视觉和振动监测数据融合的结构动态位移识别及其试验验证[J]. *工程力学*, 2023, 40(11): 90–98.
- XIU Sheng, ZHANG Yuan, SHAN Jiazeng. Vision and vibration data fusion-based structural dynamic displacement measurement with test validation[J]. *Engineering Mechanics*, 2023, 40(11): 90–98. (in Chinese)
- [23] ZARE HOSSEINZADEH A, TEHRANI M H, HARVEY P S. Modal identification of building structures using vision-based measurements from multiple interior surveillancecameras[J]. *Engineering Structures*, 2021, 228: 111517.
- [24] SANTOS G, WANDERLEY M, TAVARES T, et al. A multi-sensor human gait dataset captured through an optical system and inertial measurementunits[J]. *Scientific Data*, 2022, 9(1): 545.
- [25] CHEN P, DANG Y J, LIANG R H, et al. Real-time object tracking on a drone with multi-inertial sensing data[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(1): 131–139.
- [26] SUKKARIEH S, GIBBENS P, GROCHOLSKY B, et al. A low-cost, redundant inertial measurement unit for unmanned air vehicles[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2000, 19(11): 1089–1103.
- [27] 胡铮永. 基于室内监控相机的结构与设备地震响应监测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2024.
- HU Chengyong. Research on monitoring method for structural and equipment seismic response based on indoor surveillance cameras[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2024. (in Chinese)
- [28] ZHANG C, WEN W P, ZHAI C H, et al. Method of extracting structural seismic response from blurred surveillance videos based on line matching technique[J]. *Measurement*, 2025, 248: 116937.
- [29] ABDEL-AZIZ Y I, KARARA H M, HAUCK M. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2015, 81(2): 103–107.
- [30] SUHR J K. Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) feature tracker[J]. *Computer Vision (ECCV)*, 2009: 9–18.
- [31] BRUNELLI R. Template matching techniques in computer vision: Theory and practice[M]. John Wiley & Sons, 2009.
- [32] 杨必武, 郭晓松. 摄像机镜头非线性畸变校正方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(3): 269–274.
- YANG Biwu, GUO Xiaosong. Overview of nonlinear distortion correction of camera lens[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(3): 269–274. (in Chinese)
- [33] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: A line segment detector [J]. *Image Processing On Line*, 2012, 2: 35–55.
- [34] WEN W P, ZHANG C, HU J, et al. Automatic monitoring method for seismic response of building structures and equipment based on indoor surveillance cameras[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 224: 112220.