

融合视觉与惯性测量数据的结构振动鲁棒监测*

王宪玉^{1,2,3}, 王军营¹, 朱前坤¹, 杜永峰¹, 薄士威²

(1. 兰州理工大学防震减灾研究所 兰州, 730050) (2. 甘肃省交通规划勘察设计院股份有限公司 兰州, 730030)
(3. 甘肃省公路养护技术创新中心 兰州, 730000)

摘要 针对计算机视觉的远距离结构振动识别技术在工程应用中存在的参数调节流程复杂、易受光照与环境干扰、稳定性和鲁棒性不足等问题,提出一种视觉与惯性测量数据融合的结构振动鲁棒监测方法。根据多源测量数据互补融合原理,将计算机视觉位移识别系统与惯性加速度传感系统集成于树莓派嵌入式计算平台,构建轻量化视觉-惯性联合监测系统。首先,分别获取结构同一测点的视觉位移与惯性加速度响应;其次,基于卡尔曼滤波的预测-更新机制,实现多速率测量数据融合;然后,在不同振动频率条件下,实现结构振动位移的鲁棒估计;最后,通过模型桥试验与现场实桥测试,对提出方法的有效性进行验证。结果表明:模型桥试验中,在行人激励及低频振动条件下,所提方法显著提升了移动端位移测量的稳定性,相较于单一视觉方法,位移误差可控制在 3% 左右;现场测试中,基于消费级相机的融合方案能够在实际桥梁运营条件下稳定识别结构振动响应。

关键词 结构振动;计算机视觉;树莓派;卡尔曼滤波;数据融合

中图分类号 TH825; TU311.3

引言

结构健康监测是保障民用基础设施安全运行的重要手段。近年来,基于振动分析的结构健康监测技术得到广泛应用^[1-3]。该类方法通过传感器获取结构在环境或人为激励作用下的振动响应,并对数据进行分析,以识别结构的动态特性并评估其健康状况。围绕振动响应的高质量获取,接触式与非接触式结构振动识别技术持续发展,不断提升数据获取的效率与可靠性。

接触式结构振动识别方法通常依赖多类型传感器进行数据采集,具有性能优异、结构紧凑以及制造成本低等优势,尤其是基于微机技术的传感器在测量精度和响应速度方面优势显著,并支持多参数测量、数据存储与信号处理等功能。在相关研究中,林瑾等^[4]设计了基于加速度传感器与无线局域网定位算法的手势控制系统,有效改善了手势控制过程中的识别混乱问题。李俊杰等^[5]以 STM32 型微控制器为主控,开发了用于电厂设备故障实时监测的振动信号采集系统。耿科等^[6]利用微机电系统(micro-electro-mechanical systems,简称 MEMS)传感器构建了隧道变形监测系统,实现了变形响应的实时获取。新型微型化、自组装的柔性传感器尺寸

小、成本低,且智能化程度高,更适用于复杂环境下的结构监测需求。以树莓派为代表的嵌入式计算平台与柔性传感器的结合^[7-10],为结构健康监测系统的小型化与集成化提供了新的技术路径。刘欣雨等^[11]基于树莓派开发了桥梁安全监测系统,实现了对风速、钢索状态及交通荷载等参数的实时监测。尽管基于微机技术的接触式结构振动识别方法不断发展,但在部分应用场景中仍受传感器性能限制,存在测量精度或响应速度不足的问题。

为提高传感器数据的可靠性与精度,传感器融合技术被广泛引入结构监测领域^[12-14]。该技术以数据融合理论为基础,通常包括数据采集、预处理与融合 3 个阶段,其实现方式主要分为基于信号处理、数学模型和模糊逻辑的 3 种方法。其中,基于信号处理的数据融合因易实现、适用性强而受到广泛关注。在工程应用方面,徐祥^[15]针对铁路桥位移传感器布设受限的问题,提出了一种基于加速度融合的多自由度无参考位移测量方法,并通过振动台试验验证了该方法的有效性。Wu 等^[16]通过融合小波变换、导航系统、全球定位系统、低成本惯性测量单元(inertial measurement unit,简称 IMU)及车轮速度信息,构建了高精度车速估计系统。沈健^[17]设计了一

* 国家自然科学基金资助项目(52168041);甘肃省重点研发计划-工业类资助项目(22YF11GA301);甘肃省交通运输厅科技资助项目(2024-13)

收稿日期:2024-06-21;修回日期:2024-08-01

种多传感器综合桥梁监测体系,并在天津海河大桥的实际应用中显著提升了分类识别精度。Jeong 等^[18]提出了一种基于多传感器融合的高速铁路桥梁时变动力放大系数评估方法,有效解决了列车过桥过程中静态响应难以测量的问题。上述研究表明,多传感器数据融合可充分发挥不同传感器的互补优势,降低测量不确定性。

相较于接触式结构振动识别方法,基于计算机视觉的非接触式结构振动识别技术因其低成本、非接触和实时性等优势而受到广泛关注^[19-20]。然而,视觉测量在工程应用中对光照和背景环境较为敏感,易受噪声干扰,对高速振动结构的识别能力有限,且测量参数设置对识别精度具有显著影响^[21]。为提升视觉结构振动识别的稳定性与鲁棒性,本研究在树莓派嵌入式平台上集成惯性加速度采集与视觉位移识别系统,获取结构同一测点的加速度与位移响应,并基于多速率卡尔曼滤波的预测-更新机制实现多源测量数据融合^[22-23],以降低测量误差并提高位移估计精度。通过实验室模型桥试验与实桥测试,验证该系统在不同振动频率条件下实现结构位移稳定、鲁棒监测的可行性。

1 基于树莓派的位移与加速度传感系统

基于树莓派的位移与加速度传感系统由 3 个核心模块组成:基于惯性传感器的加速度采集模块、基于计算机视觉的振动位移识别模块,以及基于卡尔曼滤波的数据融合与输出模块,系统结构示意图如图 1 所示。系统主要包括硬件选型、树莓派操作系统配置以及加速度与视觉位移数据的同步采集与处理。系统支持通过远程终端进行控制,实现结构位移与加速度响应的实时获取,并完成多源数据融合与结果可视化展示。

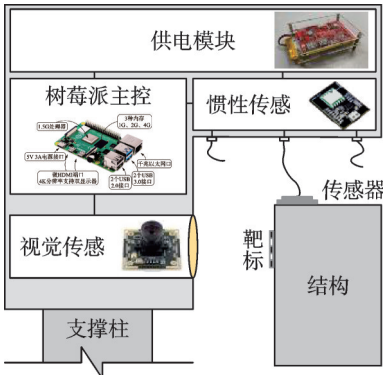


图 1 系统结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of system structure

1.1 系统硬件组成与操作系统

该系统硬件主要包括树莓派 4B 主板、加速度传感器、摄像头模块及美国测量计算公司 172 型数据采集卡。树莓派主板接口如图 2 所示。树莓派 4B 作为系统主控,搭载 1.5 GHz 的 64 位四核处理器,负责多源数据的采集与处理。系统通过高清多媒体接口 (high definition mutilmmedia interface, 简称 HDMI) 传输视频数据,通过微型通用串行总线 (universal serial bus, 简称 USB) 接口供电,并配备不间断电源 (uninterruptible power supply, 简称 UPS) Pack V3 供电扩展板及 6 500 mAh 锂电池,在移动工况下可实现约 9 h 的连续运行,电池容量可根据实际需求进行配置。UPS Pack V3 供电扩展板如图 3 所示。

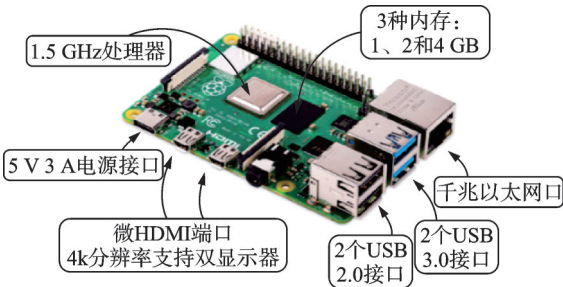


图 2 树莓派主板接口

Fig.2 Interface of the Raspberry Pi mainboard

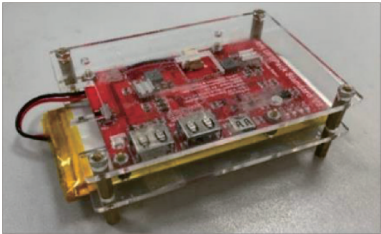


图 3 UPS Pack V3 供电扩展板

Fig.3 UPS Pack V3 power supply expansion board

为采集结构竖向振动响应,系统配置了加速度传感器与摄像模块,加速度测量采用 10 轴惯性测量单元 IMU,加速度传感器如图 4 所示,其测量精度为 $\pm(20\sim40)\text{mg}$,输出频率范围为 0.2~200 Hz,可满足高精度、高动态振动数据采集需求。视觉传感器如图 5 所示,系统选用 800 万像素 4K USB 摄像头模组,配备 IMX317 型无畸变广角镜头,通过 USB 接口与树莓派连接,并在 OpenCV 环境下实现图像采集。

综合考虑操作系统特性与试验需求,系统选用官方推荐的 Raspbian 操作系统。该系统支持基于 Python 的程序开发,可满足多线程控制、数据处理及图形界面构建等试验需求,具有良好的开放性与可扩展性。

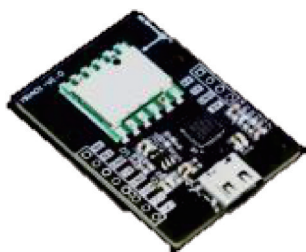


图 4 加速度传感器
Fig.4 Accelerometer sensor

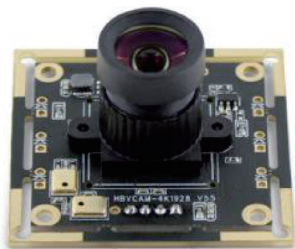


图 5 视觉传感器
Fig.5 Vision sensor

1.2 系统数据采集及其可视化

数据采集主要包括加速度数据采集和位移数据采集 2 部分。基于树莓派的加速度数据采集系统主要包括竖向加速度采集、数据存储和数据可视化 3 个模块。加速度传感器连接方式如图 6 所示。系统运行过程中,将 10 轴 IMU 惯性测量模块通过 USB 接口与树莓派连接,并固定于结构测点位置,通过程序设置采样频率及数据存储格式,实现加速度信号的实时采集。采集数据以逗号分隔值 (comma-separated values, 简称 CSV) 文件格式保存,并利用 Matplotlib 模块进行实时可视化展示。

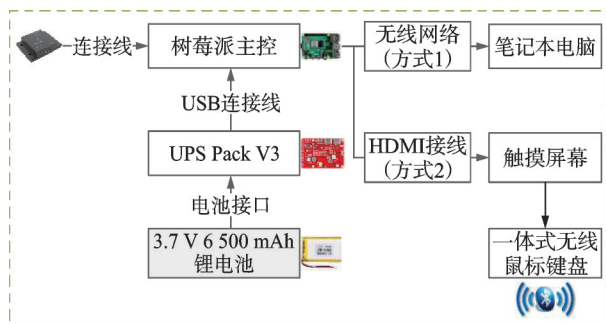


图 6 加速度传感器连接方式
Fig.6 Acceleration sensor connection method

基于计算机视觉方法实现位移数据采集与识别。本研究采用 OpenCV 开源计算机视觉库进行图像处理与分析,利用其特征提取与目标跟踪功能实

现结构振动位移识别。摄像头连接方式如图 7 所示,采集的视频数据以音频视频交错(audio video interleaved, 简称 AVI)格式存储。在图像处理过程中,采用卢卡斯-卡纳德(lucas-kanade, 简称 LK)光流法计算相邻视频不同帧之间的像素位移,以估计目标点的运动轨迹。树莓派通过 OpenCV 调用摄像头并实时显示光流跟踪结果。通过引入比例因子将像素位移转换为实际物理位移,从而实现结构真实位移的识别,具体实现流程可参见文献[24]。



图 7 摄像头连接方式
Fig.7 Camera connection method

树莓派操作系统可视化界面如图 8 所示。为保证加速度与位移数据的同步采集,并减弱传感器触发延迟带来的影响,系统采用基于时间戳的数据同步策略。在数据采集过程中,分别为加速度传感器与位移传感器采集的数据标记时间戳,记录各数据点的采集时刻,从而为后续多源数据融合提供一致的时间基准。



图 8 树莓派操作系统可视化界面
Fig.8 Raspberry Pi operating system visualization interface

2 基于卡尔曼滤波的位移与加速度监测数据融合

2.1 卡尔曼滤波模型

卡尔曼滤波器的实现主要包括预测和更新步

骤。预测阶段基于上一时刻的最优估计及系统动态模型,对当前状态及其协方差进行预测。更新阶段结合当前观测值和观测模型,对预测结果进行修正,得到状态估计及其协方差。上述2个步骤交替执行,从而实现状态的递推估计。具体实现步骤如下。

首先,需要定义系统的状态和观测值,可以由以下方程描述。

1) 状态方程为

$$\mathbf{x}_w = \mathbf{A}\mathbf{x}_{w-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{w-1} + \boldsymbol{\omega}_{w-1} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x}_w$ 为系统在 w 时刻的状态向量; $\mathbf{x}_{w-1}$ 为系统在 $w-1$ 时刻的状态向量; $\mathbf{A}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{B}$ 为控制输入矩阵,用以描述系统的控制输入; $\mathbf{u}_{w-1}$ 为控制向量; $\boldsymbol{\omega}_{w-1}$ 为系统过程噪声。

假设 $\boldsymbol{\omega}_{w-1}$ 服从均值为0、过程噪声协方差矩阵为 $\mathbf{Q}$ 的高斯白噪声,即 $p(\boldsymbol{\omega}) \sim (0, \mathbf{Q}_w)$ 满足

$$E[\boldsymbol{\omega}_n \quad \boldsymbol{\omega}_n^T] = \begin{cases} \mathbf{Q}_w & (n=w) \\ 0 & (n \neq w) \end{cases} \quad (2)$$

2) 观测方程为

$$\mathbf{Z}_w = \mathbf{C}\mathbf{x}_w + \boldsymbol{\nu}_w \quad (3)$$

其中: $\mathbf{Z}_w$ 为 w 时刻的观测向量; $\mathbf{C}$ 为观测矩阵,可将状态变量转化为预测观测值; $\boldsymbol{\nu}_w$ 为系统观测噪声。

假设 $\boldsymbol{\nu}_w$ 服从均值为0、测量噪声协方差矩阵为 $\mathbf{R}$ 的高斯白噪声,即 $P(\boldsymbol{\nu}) \sim (0, \mathbf{R}_w)$ 满足

$$E[\boldsymbol{\nu}_n \quad \boldsymbol{\nu}_n^T] = \begin{cases} \mathbf{R}_w & (n=w) \\ 0 & (n \neq w) \end{cases} \quad (4)$$

其次,通过将测量数据与系统状态模型相结合,最小化状态估计误差,实现系统状态的估计与预测,并对测量误差进行校正,该过程主要包括以下预测和更新步骤。

1) 预测步骤的先验估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_w^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{w-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{w-1} \quad (5)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}_w^-$ 为先验估计值; $\hat{\mathbf{x}}_{w-1}$ 为上一时刻估计值,根据上一次最优估计的结果,预测当前时刻的估计值。

先验估计的协方差可表示为

$$\mathbf{P}_{w-1}^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_w\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{P}_{w-1}^-$ 为先验估计协方差,通过最小化该值(方差和最小)使得误差最小,从而求出后续卡尔曼增益; $\mathbf{P}_w$ 为上一次的误差协方差,作为下一次迭代输入值。

2) 更新步骤的后验估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_w = \hat{\mathbf{x}}_w^- + \mathbf{K}_w(\mathbf{Z}_w - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_w^-) \quad (7)$$

其中: $\mathbf{Z}_w - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_w^-$ 为实际观测与预测观测之间的残差; $\mathbf{K}_w$ 为卡尔曼增益。

$\mathbf{K}_w$ 的计算式为

$$\mathbf{K}_w = \frac{\mathbf{P}_w^- \mathbf{C}^T}{\mathbf{C}\mathbf{P}_w^- \mathbf{C}^T + \mathbf{R}} \quad (8)$$

先验估计值和实际值之间存在误差,为使该误差最小化,通过对增益 $\mathbf{K}$ 求导并使其为0来确定最优的 $\mathbf{K}$ 值,在这种情况下误差达到最小。通过调整测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 可以调整增益,决定观测值和预测值的信任度权重占比。

更新误差协方差为

$$\mathbf{P}_w = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_w \mathbf{C}) \mathbf{P}_w^- \quad (9)$$

在卡尔曼滤波的递推过程中,每一步预测均基于上一时刻的估计结果,迭代起始于初始状态及其协方差,即 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和 $\mathbf{P}_0$ 。该递归过程实现了状态的连续更新,卡尔曼递推算法如图9所示。初始值的选取对算法收敛速度具有重要影响,通常应设置为与真实值同一数量级或较小的数值,以加快收敛。过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 反映对系统模型的信任程度,矩阵中 $\mathbf{Q}$ 值越小,表示对模型的信任度越高。测量噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 则反映对观测数据的信任程度,矩阵中 $\mathbf{R}$ 值越小,表示对测量结果的信任度越高。若矩阵中 $\mathbf{Q}$ 或 $\mathbf{R}$ 取值过大,滤波过程可能出现不稳定;取值过小则可能导致估计结果振荡。

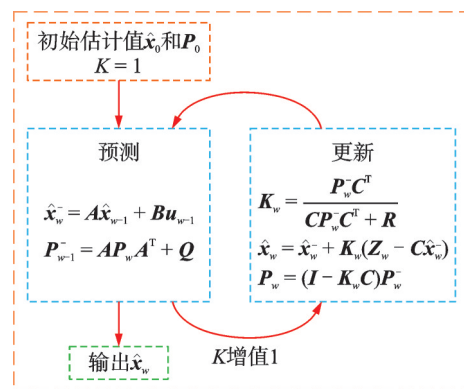


图9 卡尔曼递推算法

Fig.9 Kalman recursion algorithm

2.2 位移与加速度监测数据的融合

在桥梁结构动态监测中,位移与加速度是表征结构动力响应的关键。受测量噪声影响,单一传感器数据存在不确定性。为此,本研究基于树莓派平

台同步采集结构位移与加速度响应,并采用卡尔曼滤波对多源测量数据进行融合估计,综合考虑视觉位移测量与加速度传感器的噪声特性,实现结构状态的可靠估计。基于上述融合策略,将视觉获取的结构位移作为系统观测量,将加速度作为系统输入,建立桥梁结构动态响应的加速度-位移离散状态空间模型,其表达式为

$$X(w) = A(\Delta t)x(w-1) + B(\Delta t)a(w-1) + B(\Delta t)\omega(w) \quad (10)$$

$$Z_w = CX(w) + v(w) \quad (11)$$

其中: $X(w) = [x(w) \quad \dot{x}(w)]^T$, 为状态变量; $a(w-1)$ 为测量的加速度向量; $v(w)$ 为基于视觉的位移向量; Δt 为采集的时间间隔; C 为观测矩阵, 具体形式为 $[1 \ 0]$ 。

式(10)中 A 和 B 分别为 Δt 的函数, 即

$$A(\Delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$B(\Delta t) = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^2}{2} \\ \Delta t \end{bmatrix} \quad (13)$$

根据前一时刻 $w-1$ 的后验估计值 $\hat{x}_{w-1}$ 和加速度值 a_{w-1} 获得 w 时刻的先验估计值 $\hat{x}_w^-$, 即

$$\hat{x}_w^- = A(\Delta t)\hat{x}_{w-1} + B(\Delta t)a_{w-1} \quad (14)$$

对应的误差协方差矩阵 $\hat{P}_w^-$ 为

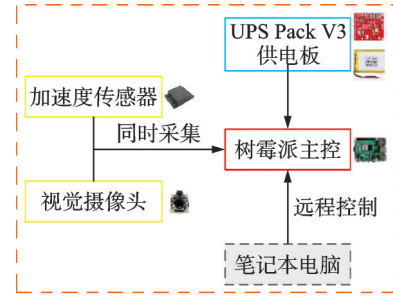
$$\hat{P}_w^- = A(\Delta t)\hat{P}_{w-1}A^T(\Delta t) + QB(\Delta t)B^T(\Delta t) \quad (15)$$

最后, 基于式(8)计算卡尔曼增益系数, 利用图9所示的递推过程求解最优值。

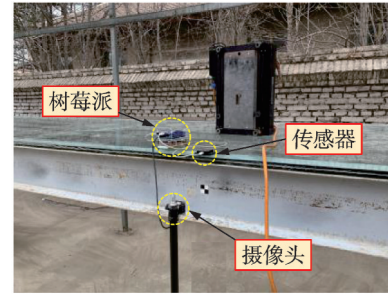
3 模型桥试验验证

3.1 试验方案设计

在实验室的人行玻璃桥上进行基于树莓派的视觉位移和加速度传感器数据的卡尔曼数据融合试验, 具体操作步骤为: ①将连接树莓派的加速度传感器置于人行桥跨中玻璃板的边缘位置, 使视觉摄像头正对加速度传感器下方, 确保2种传感器在同一直线上; ②调整摄像头, 确保人工标识物位于画面正中央, 并调整焦距使特征点清晰可见, 再将树莓派的采样频率设置为 20 Hz; ③同时采集结构位移和加速度数据, 对比分析采集后的卡尔曼融合估计的位移与单一视觉识别数据, 并对人行和激振器2种工况进行对比。试验系统与布置如图10所示。



(a) 试验系统
(a) Experimental system



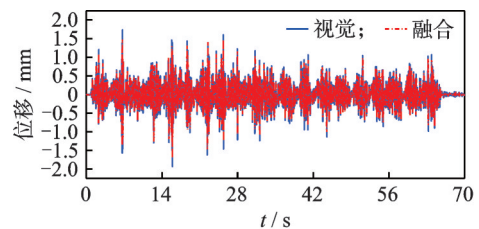
(b) 试验布置
(b) Experimental setup

图10 试验系统与布置

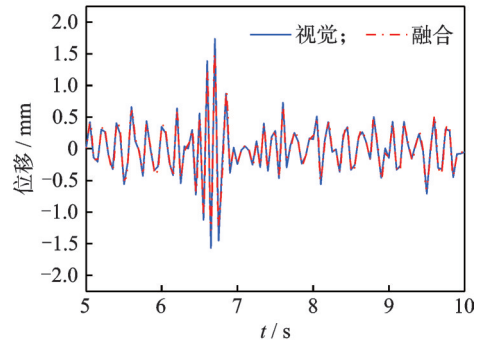
Fig.10 Experimental system and setup

3.2 试验结果分析

图11为人行工况试验。图11(a)展示了在人行工况下, 桥梁跨中位置处仅使用视觉方法与通过卡尔曼滤波数据融合方法测得的人行桥结构竖向位移。图11(b)展示了采集过程中桥梁位移的部分时



(a) 位移时程曲线
(a) Curves of displacement time history



(b) 局部放大对比
(b) Comparison of localized magnification

图11 人行工况试验

Fig.11 Pedestrian condition experiments

程。从数据图中可以看出,在 2 种方法下人工标识物的位移时程曲线基本一致,卡尔曼滤波融合与视觉位移相比,误差仅为 3.3%。

图 12 为激振器工况试验。图 12(a)比较了在激振器作用下跨中位置处的结构位移,激振器输出电压幅值为 2.5 V,对应峰-峰值电压为 5 V,振动频率为 4 Hz。图 12(b)展示了采集过程中部分位移的时程,在该工况下桥梁振动频率过快,导致摄像拍摄速度跟不上振动频率,连续帧图像受到振动影响而变形,导致视频中标识物出现上下变形。

标识物图像变形如图 13 所示,数据上下幅值参差不齐,出现较大误差。在此工况下,2 种方法的误差为 6.7%。

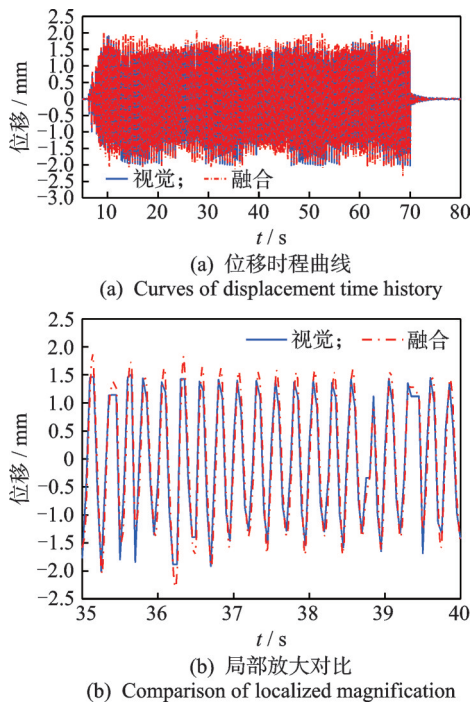


图 12 激振器工况试验

Fig.12 Exciter condition experiments

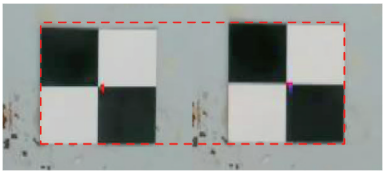


图 13 标识物图像变形

Fig.13 Deformation of the marker image

为解决激振器工况试验中树莓派摄像头在拍摄高速运动和高频率振动情况下导致视频图像变形,无法准确采集位移信息的问题,在保持激振器设置不变的情况下,改用实验室现有相机设备进行高频率结构位移识别,并将加速度传感器的采集频率提

高至 50 Hz。所用相机为 Canon 5D4 型,搭配 24~105 mm 变焦镜头,采集分辨率为 1 920×1 080 像素,帧率为 50 Hz,与加速度传感器同步。设备布置如图 14 所示。

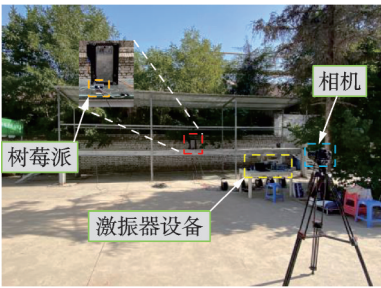


图 14 设备布置

Fig.14 Equipment setup

图 15 为相机辅助的激振器工况。图 15(a)展示了结合相机与加速度传感器的卡尔曼滤波数据融合技术估计的结构位移数据,并与相机识别的位移数据进行比较。结果表明,两者数据的相对误差为 2.6%,位移时程曲线基本一致。图 15(b)为该数据图的局部细节展示。

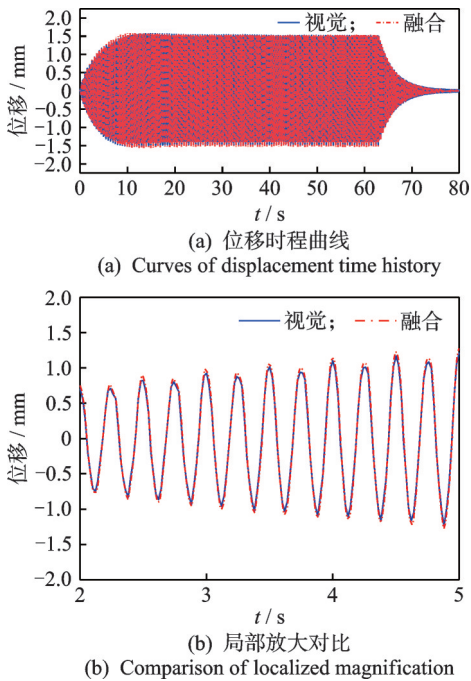


图 15 相机辅助的激振器工况

Fig.15 Exciter condition assisted by camera

由于 Q 与 R 共同决定卡尔曼滤波融合结果的准确性与稳定性,因此有必要通过系统试验分析不同 Q - R 参数组合对融合效果的影响。图 16 为不同协方差参数组合的位移融合,给出了在过程噪声协方

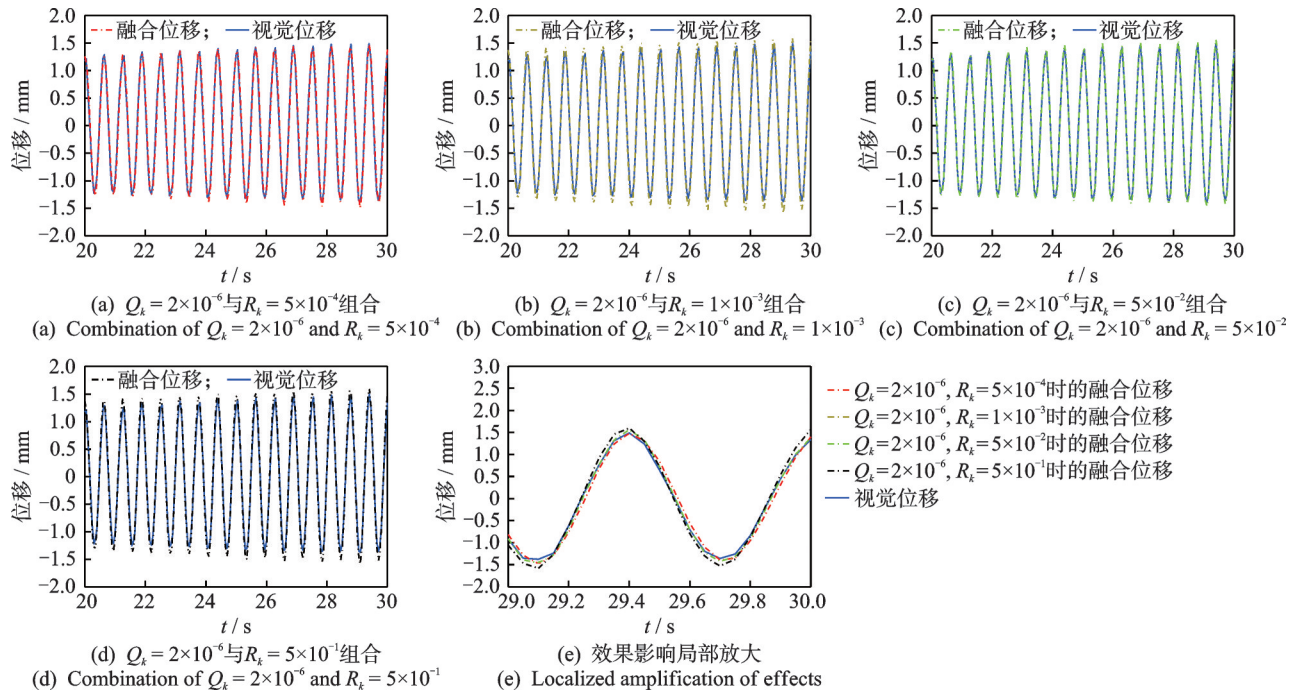


图 16 不同协方差参数组合的位移融合

Fig.16 Integration of displacement with different covariance parameter combinations

差矩阵 Q 固定的条件下,测量噪声协方差矩阵 R 的取值对卡尔曼融合结果的影响。与单一视觉位移结果相比,4 组参数下的相对误差分别为 0.077%、0.56%、3.33% 和 14.4%,对应的局部时程如图 16 (a)~(d)所示,整体对比如图 16(e)所示。结果表明,在矩阵中 Q 值保持不变的情况下, R 的取值对数据融合效果具有显著影响。基于上述对比分析,本研究选取第 1 组参数作为系统的噪声协方差设置,以获得较优的视觉位移融合效果。

4 实桥测试与数据分析

以兰州市七里河区西津东路(西段)小西湖公园外人行天桥为对象开展现场应用验证。该人行天桥全长为 31.5 m、宽为 3.1 m,为钢结构体系,由 4 根钢柱支撑桥面,两侧设置高为 1.2 m 钢管扶手。试验过程中,在桥梁梁板位置粘贴带反光功能的人工标识物。摄像设备布置在桥下人行道处,并加装长焦镜头以满足远距离观测需求;树莓派及加速度传感器安装在标识物正上方的桥面位置,实现同测点位移与加速度同步采集。现场设备布置如图 17 所示。数据采集时间为上午 11 时左右,处于车辆高峰期。为避免大型车辆遮挡相机视线,数据采集选择在红灯亮起时进行,采集持续 30 s,以桥梁初始位置为基准。

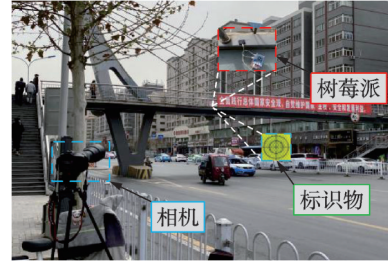


图 17 现场设备布置

Fig.17 On-site equipment layout

图 18 为视觉位移时程曲线,展示了采集期间桥梁标识物位置的竖向位移时程。图 19 为加速度时程曲线,展示了树莓派采集的加速度时程。图 20 为融合位移时程曲线,图 20(a)展示了经过卡尔曼滤波融合后的位移时程曲线,图 20(b)则展示了位移的对比情况。可以看出,融合后的位移数据表现出较好的平稳性,可有效克服视觉测量的不确定性,准确反映结构的实际振动情况。

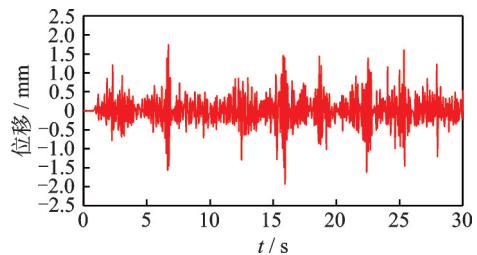


图 18 视觉位移时程曲线

Fig.18 Curves of vision displacement time

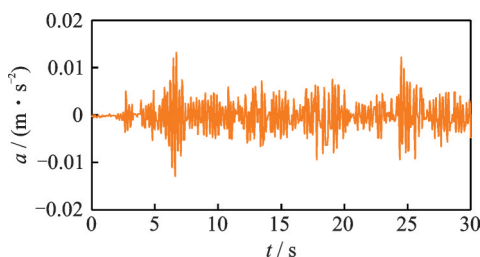
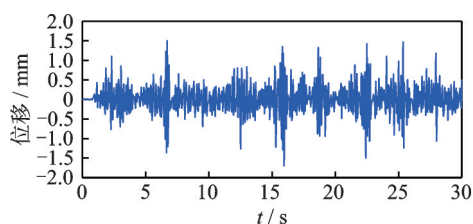


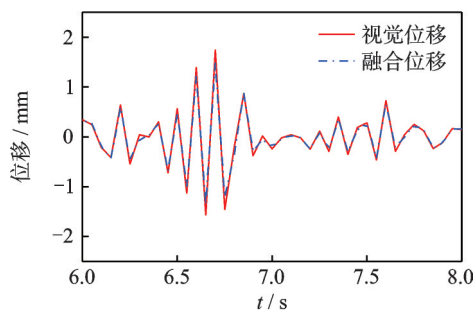
图 19 加速度时程曲线

Fig.19 Curves of acceleration time history



(a) 位移时程曲线

(a) Curves of displacement time history



(b) 局部放大对比

(b) Comparison of localized magnification

图 20 融合位移时程曲线

Fig.20 Curves of fused displacement time history

5 结 论

1) 构建了一套以树莓派为主控的视觉与加速度联合监测系统,实现了结构位移与加速度响应的同步采集及实时可视化,该系统具有良好的集成性与工程适用性。

2) 基于卡尔曼滤波的预测-更新机制,对视觉位移与加速度数据进行融合估计,有效提升了位移识别的稳定性。在人行及低频振动工况下,融合结果相较单一视觉方法的误差为 3.3%;在成像条件较差时,经数据融合后,位移数据相对误差由 6.7% 降至 2.6%。

3) 针对高频振动工况,采用独立相机替代树莓派摄像头以提升成像能力,实现了快速振动条件下位移与加速度数据的有效融合。此外,分析了不同过程噪声协方差和测量噪声协方差参数设置对融合结果的影响,并将该方法应用于实际桥梁振动测试,验证了所提系统与方法的可行性与有效性。

参 考 文 献

- [1] 谢瑞丽,许巍,陈新,等. 基于单高速相机 3D-DIC 的涡轮叶片全场振动测量[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(1): 18-23.
XIE Ruili, XU Wei, CHEN Xin, et al. Full-field vibration of turbine blade based on single-camera high-speed 3D digital image correlation [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(1): 18-23. (in Chinese)
- [2] CARDEN E P, FANNING P. Vibration based condition monitoring: a review[J]. Structural Health Monitoring, 2004, 3(4): 355-377.
- [3] ZHU Q K, CUI D P, ZHANG Q, et al. A robust structural vibration recognition system based on computer vision [J]. Journal of Sound and Vibration, 2022, 541: 117321.
- [4] 林瑾,刘辉,陈华. 基于 WIFI 信号的手势识别控制系统[J]. 电子设计工程, 2023, 31(3): 90-95.
LIN Jin, LIU Hui, CHEN Hua. Gesture recognition control system based on WIFI signal [J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(3): 90-95. (in Chinese)
- [5] 李俊杰,刘宾. 振动数据采集无线组网监测系统[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2023, 23(1): 42-46.
LI Junjie, LIU Bin. Vibration data acquisition wireless network monitoring system [J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2023, 23(1): 42-46. (in Chinese)
- [6] 耿科,陈晓斌,王风栋. 基于 MEMS 传感器的隧道变形监测系统设计与试验研究[J]. 交通科技, 2022(6): 106-110.
GENG Ke, CHEN Xiaobin, WANG Fengdong. Design and experimental research of tunnel deformation monitoring system based on mems sensor [J]. Transportation Science & Technology, 2022(6): 106-110. (in Chinese)
- [7] 陈磊,邱卓,熊鑫鹏,等. 基于多类型传感器联动融合的中小跨径桥梁监测系统集成应用研究[J]. 江西建材, 2022(11): 51-54.
CHEN Lei, QIU Zhuo, XIONG Xinpeng, et al. Research on integrated application of monitoring system for small-medium span bridges based on multi-type sensor linkage fusion [J]. Jiangxi Building Materials, 2022(11): 51-54. (in Chinese)
- [8] MAGALHÃES T E C, SILVA D E C G, SILVA C E C G, et al. Observation of atmospheric gravity waves using a Raspberry Pi camera module on board the international space station [J]. Acta Astronautica, 2021, 182: 416-423.

- [9] JABBAR W A, WEI C W, AZMI N A A M, et al. An IoT Raspberry Pi-based parking management system for smart campus[J]. Internet of Things, 2021, 14: 100387.
- [10] ARRIETA F D A, ROJAS CISNEROS M, RIVAS J J, et al. Characterization of a Raspberry Pi as the core for a low-cost multimodal EEG-fNIRS platform[C]// 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. Mexico: IEEE, 2021: 1288-1291.
- [11] 刘欣雨, 肖广兵. 基于树莓派的桥梁安全监测系统设计[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(7): 41-45.
LIU Xinyu, XIAO Guangbing. Design of bridge safety monitoring system based on Raspberry Pi[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2021, 59(7): 41-45.(in Chinese)
- [12] YEONG D J, VELASCO-HERNANDEZ G, BARRY J, et al. Sensor and sensor fusion technology in autonomous vehicles: a review[J]. Sensors, 2021, 21(6): 2140.
- [13] 张礼睿, 孙勇智, 刘力铭, 等. 无里程计移动机器人多传感器融合定位算法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(2): 109-112.
ZHANG Lirui, SUN Yongzhi, LIU Liming, et al. Multi-sensor fusion localization algorithm of mobile robot without odometer[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(2): 109-112.(in Chinese)
- [14] YOO S S, KABIR H, LEE H S. Multiple IMU sensor fusion using resolution refinement method to reduce quantization error[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(1): 163-168.
- [15] 徐祥. 基于多个加速度传感器融合的铁路桥墩位移测量方法研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2021.
- [16] WU Y Q, LI Y Z, LI W H, et al. Robust lidar-based localization scheme for unmanned ground vehicle via multisensor fusion[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(12): 5633-5643.
- [17] 沈健. 基于多传感器信息融合的桥梁健康监测系统的研究与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2017.
- [18] JEONG S, KIM H, KIM S, et al. Dynamic amplification assessment of high-speed railway bridge under resonance condition using multi-sensor fusion[J]. International Journal of Rail Transportation, 2022, 10(4): 456-475.
- [19] 叶肖伟, 董传智. 基于计算机视觉的结构位移监测综述[J]. 中国公路学报, 2019, 32(11): 21-39.
- YE Xiaowei, DONG Chuanzhi. Review of computer vision-based structural displacement monitoring[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(11): 21-39.(in Chinese)
- [20] 周颖, 张立迅, 刘彤, 等. 基于计算机视觉的结构系统识别[J]. 土木工程学报, 2018, 51(11): 17-23.
ZHOU Ying, ZHANG Lixun, LIU Tong, et al. Structural system identification based on computer vision[J]. China Civil Engineering Journal, 2018, 51(11): 17-23.(in Chinese)
- [21] 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 Qiankun, CUI Depeng, LIU Yi, 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)
- [22] 林旭, 罗志才. 位移和加速度融合的自适应多速率Kalman滤波方法[J]. 地球物理学报, 2016, 59(5): 1608-1615.
LIN Xu, LUO Zhicai. A new adaptive multi-rate Kalman filter for the data fusion of displacement and acceleration[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2016, 59(5): 1608-1615.(in Chinese)
- [23] MA Z X, CHOI J, LIU P P, et al. Structural displacement estimation by fusing vision camera and accelerometer using hybrid computer vision algorithm and adaptive multi-rate Kalman filter[J]. Automation in Construction, 2022, 140: 104338.
- [24] 朱前坤, 陈建邦, 张琼, 等. 基于计算机视觉人行桥挠度影响线非接触式识别[J]. 工程力学, 2021, 38(8): 145-153.
ZHU Qiankun, CHEN Jianbang, ZHANG Qiong, et al. A non-contact recognition for deflection influence line of footbridge based on computer vision[J]. Engineering Mechanics, 2021, 38(8): 145-153.(in Chinese)



第一作者简介:王宪玉,男,1991年5月生,博士。主要研究方向为桥梁智慧监测与运维。曾发表《大跨度钢管混凝土系杆拱桥吊杆索力分析》(《振动与冲击》2023年第42卷第17期)等论文。
E-mail:710521814@qq.com

通信作者简介:杜永峰,男,1962年3月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为结构减震控制与结构健康监测。
E-mail:dooyf@sohu.com