

基于计算机视觉和视频插帧的结构振动测试与模态识别

杨克超^{1,2}, 李林²

(1. 福建农林大学 交通与土木工程学院, 福建 福州 350002;

2. 福建江夏学院 工程学院, 福建 福州 350108)

摘要: 结构振动测试和模态参数识别是基于结构动态特性进行结构健康监测(SHM)的基本方法。为克服传统接触式测试的不便,引入了非接触式计算机视觉方法,其中以智能手机为数据采集装置的方法受到越来越多的关注。然而智能手机相机往往因为性能受限无法满足需求,从而导致测量结果精度下降。为此,提出一种改进的视频插帧算法 EQVI-T 与改进的边缘检测算法,通过提高原始视频的帧率和提出的特征点追踪方法共同提升计算精度。为验证这一方法的有效性,将其应用于试验室模型的位移响应监测和模态参数识别,并进行了定量和定性评估。结果表明,所提方法在提高测量精度和准确性方面具有显著优势,展示了其在结构振动测试中的潜在应用价值。

关键词: 结构振动测试; 模态识别; 计算机视觉; 视频插帧; 注意力机制

中图分类号: TU317; O329

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2024)01-0022-08

Structural vibration testing and mode identification based on computer vision and video frame interpolation

YANG Kechao^{1,2}, LI Lin²

(1. College of Transportation and Civil Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China;

2. School of Engineering, Fujian Jiangxia University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Structural vibration testing and modal parameter identification are the two basic methods for structural health monitoring (SHM) based on the dynamic properties of structures. Non-contact computer vision methods have been introduced to overcome the inconvenience of conventional contact testing, with increasing interest in methods that use smartphones as data acquisition devices. However, smartphone cameras often fail to meet the requirements due to performance limitations, which leads to a decrease in the accuracy of measurement results. To this end, an improved video frame interpolation algorithm, EQVI-T, was proposed along with an improved edge detection algorithm, which jointly improves the accuracy of the computation by increasing the frame rate of the original video and the proposed feature point tracking method. To validate the effectiveness of this method, it was applied to the monitoring of displacement response and identification of modal parameters of a test chamber model, and quantitative and qualitative evaluations were performed. Experimental results show that the proposed method has significant advantages in improving measurement accuracy and precision, demonstrating its potential application in structural vibration testing.

Keywords: structural vibration testing; modal recognition; computer vision; video frame interpolation; attention mechanism

结构振动测试是评估和分析结构振动行为的基本方法,可分为接触式和非接触式两种^[1]。传统接触式方法存在安装复杂、易受结构干扰等问题。非接触式方法中的 GPS^[2] 和激光多普勒仪^[3] 等又受到精度和成本的限制。随着神经网络、深度学习的快速发展,基于计算机视觉的测试技术得到广泛的关注。计算机视觉的各种变形测量方法中,边缘检测技术因其不需要预先设置人工目标以及低计算成本的特点被广泛使用^[4]。

随着低成本智能手机的普及,将其用作 SHM 数据传感器变得流行。一些研究提出了使用智能手机测量结构动态位移的低成本计算机视觉系统^[5-7]。

然而,手机相机受限于帧率,难以捕捉快速振动,导致测量精度下降。为此,本研究提出了一种融合注意力机制的视频插帧算法,结合改进的边缘检测技术,以提高结构振动测试的识别精度。

1 基于视频插帧和边缘检测的结构振动测试

1.1 总体流程

图 1 为所提出的基于视频插帧的结构振动测试系统流程图,包括数据收集、前处理、特征提取和目标跟踪以及后处理几个部分。

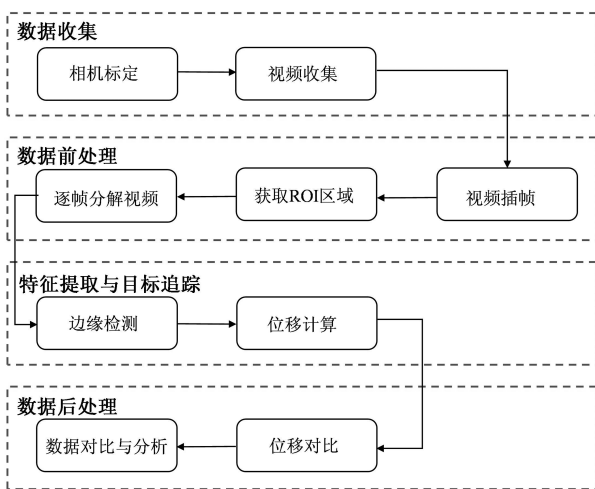


图 1 基于视频插帧和边缘检测的结构振动测试方法流程图

Fig.1 Flowchart of structural vibration testing method based on video frame interpolation and edge detection

1.2 相机标定

通过相机标定可以获得世界坐标和图像坐标的对应关系。根据不同的标定目标,摄像机标定方法包括基于标定板的标定、特征点标定、自标定

等^[8]。本研究采用比例因子(scale factor, SF)法计算实际位移。当相机和镜头的轴垂直于运动平面时,比例因子为真实世界物体尺寸与图像尺寸的比率。如果在基于视觉的位移测量系统中应用比例因子,则径向失真可以忽略不计的假设必须成立。本研究中所使用的相机具有高质量的失真校正功能,且实验中相机镜头光轴垂直于物体运动平面,径向失真对于位移测量的影响可以忽略。比例因子通过以下公式获得:

$$SF = \frac{D}{d} = \frac{Z}{f} \times p \quad (1)$$

其中, Z 表示相机和目标物体之间的距离, D 和 d 分别表示物体的实际和像素长度, f 表示透镜的焦距, p 表示像素大小。

1.3 基于注意力机制改进的视频插帧算法 EQVI-T

现有大部分插帧算法通常假设相邻两帧之间的物体做匀速直线运动^[9-11]。然而,工程结构在受到各种外部激励产生的振动表现出明显的非线性。这使得线性的视频插帧方法不再适用。Liu 等人提出的 EQVI^[12] 采用增强二次插值模型,通过多帧输入考虑了更高维度的运动信息,如加速度,以描述中间运动,理论上能够应对工程测量中的非线性运动情况。

如 EQVI 这样利用多帧输入的插帧算法,通常将输入帧进行简单的连接后一视同仁地输入网络进行特征提取。然而,输入图像与目标图像之间相关性并不一致,距离目标图像更近的输入帧在合成中间图像时应该被赋予更高的权重。因此,将多个图像简单地输入网络显然是低效和不合理的方法。

注意力机制是一种模仿人类注意力过程的机器学习技术,它允许模型根据任务需求聚焦于输入数据的特定部分,从而提高模型性能。受 Wang 等人所提出的 TSA 模块(temporal and spatial attention)启发^[13],本研究在 EQVI 的光流网络上设计了注意力机制,为每组光流分配聚合权重。TSA 注意力模块包含时间和空间两部分,时间注意力机制部分前后特征的尺度和形状不变,采用逐元素方法加权原始特征图。空间注意力机制位于 TSA 模块的下半部分,类似特征金字塔网络结构,可能导致前后特征的尺度变化。由于 EQVI 输入的 4 帧图片以及两组连续 3 帧光流,由二次

光流预测以及光流反转模块分开处理,因此对这两组光流单独进行时间注意力加权更合适。改进后的注意力模块称为 TA (temporal attention) 模块。首先使用一层卷积对参考帧和邻近帧进行嵌入操作,从而融合并提取特征。接着将邻近帧的

特征和参考帧的特征分别进行点积操作,并通过 sigmoid 函数捕捉不同时间帧像素之间的相关信息,从而实现时域注意力的效果。随后,将这些信息映射回原始特征帧。最后经过一层卷积操作得到了经过时域融合的特征,具体流程如图 2 所示。

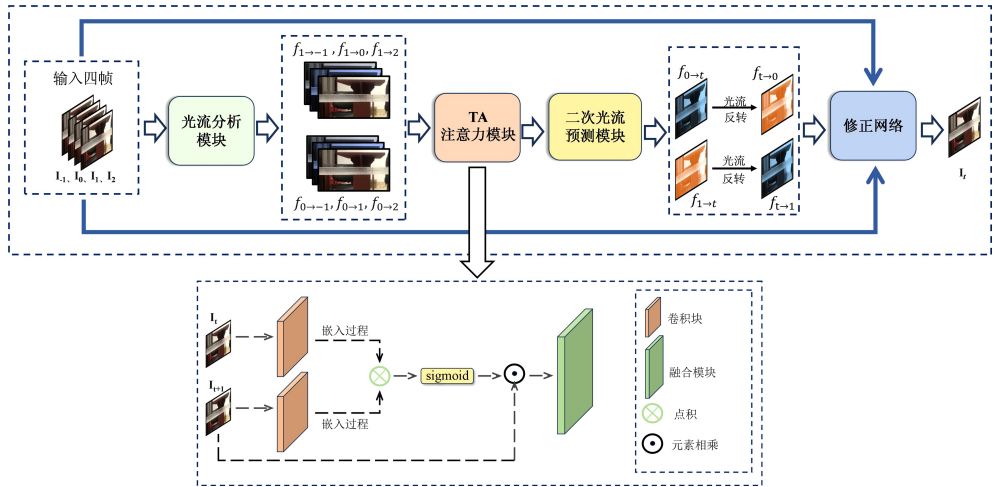


图 2 EQVI-T 流程图

Fig.2 Flow chart of EQVI-T

TA 模块在嵌入空间中计算一定时间范围内不同帧的相似度,并以此为依据给不同输入帧分配合适的权重。针对输入图像序列,更多地关注与参考帧更相似的相邻帧,每组图像序列 $I \in \{-N; +N\}$ 的相似距离可计算为:

$$h(I_{t+i}^a, I_t^a) = \text{sigmoid}(\theta(I_{t+i}^a)^T \varphi(I_t^a)) \quad (2)$$

其中, $\theta(I_{t+i}^a)$ 和 $\varphi(I_t^a)$ 分别为对比帧图像和参考帧图像通过简单卷积得到的图像嵌入向量。sigmoid 激活函数用于将输入结果限定在 $[0, 1]$ 之内。经上述计算,将距离特征图以像素点积的方式与原始输入图像 I_{t+i}^a 相乘,使用一个额外的卷积层来聚合这些注意力的特征 \tilde{I}_{t+i}^a :

$$\tilde{I}_{t+i}^a = I_{t+i}^a \odot h(I_{t+i}^a, I_t^a) \quad (3)$$

本研究重新定义了 TA 模块的参数,以及调整输入的尺寸以适应工程振动测试任务下的数据集,将改进后的算法称为 EQVI-T。

1.4 基于计算机视觉的结构动态位移测量

1.4.1 基于局部面积效应的边缘检测

通过插帧算法获得高帧率的视频后,采用边缘检测算法进一步确定目标物体在各个帧中对应的位移。传统的边缘检测方法只能给出像素级的边缘位置,用来追踪目标的位移往往不满足精度需求。因此本研究使用了 Trujillo-Pino 等人^[14]

提出的基于局部面积效应的方法,能够以亚像素级别获得目标物体边缘的准确位置。

然而,即使选取了包括目标物体在内的感兴趣区域(region of interest, ROI),边缘检测技术仍然会受到视频数据采集条件的限制,在某些帧中间产生虚假的边缘,如图 3 所示。直接使用基于局部面积效应的边缘检测计算位移,需要手动选取每一帧中的亚像素坐标,这一过程费时费力,还容易受到人为误差的影响。

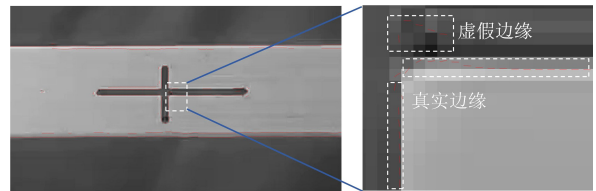


图 3 基于局部面积效应的边缘检测算法检测到错误边缘
Fig.3 False edges detected by edge detection algorithm based on partial area effect

1.4.2 算法改进

为排除虚假边缘对测量结果的影响,提出了一种特征点跟踪技术。首先设定好阈值,在初始帧中检测可能存在的边缘。选择合适的 ROI,并在其中通过限制坐标范围,选取两组近似直线边缘的线段集合,提取集合内所有边缘的坐标信息。两组集合内的线段可以分别用直线方程 $y = k_1x +$

m_1 和 $y = k_2x + m_2$ 表示。直线方程的系数可由以下公式确定:

$$k = \frac{\sum (x_i - x_{\text{mean}})(y_i - y_{\text{mean}})}{\sum (x_i - x_{\text{mean}})^2} \quad (4)$$

$$b = y_{\text{mean}} - k \cdot x_{\text{mean}} \quad (5)$$

其中, x_i 和 y_i 分别为每一个线段上的亚像素横纵坐标, x_{mean} 和 y_{mean} 分别为所有坐标信息的均值, 得到拟合的直线方程后, 求取两直线的交点作为特征点进行后续的目标追踪, 具体过程如图 4 所示。整个特征点追踪过程中, 将第一帧视为参考帧, 接下来的每一帧数据与参考帧作对比以计算特征点位移。

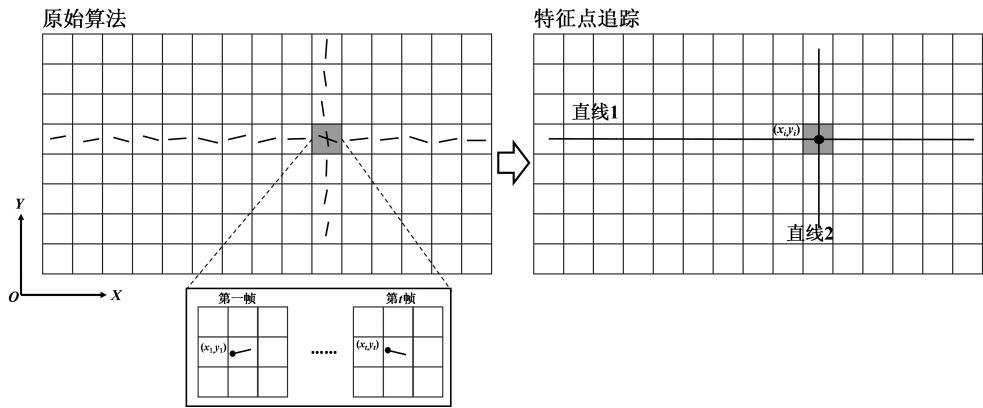


图 4 提出的特征点追踪过程

Fig.4 Proposed feature point tracking process

2 模型验证试验

为验证本研究所提方法的可行性, 选用铝合金悬臂梁进行试验, 如图 5 所示。

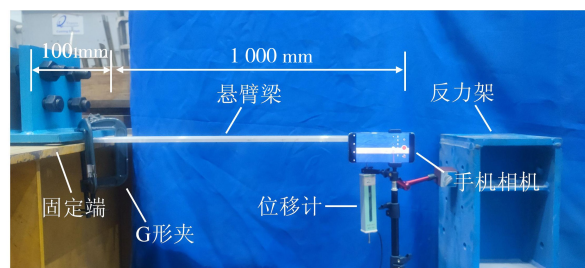
悬臂梁的纵向长度 L 为 1 100 mm, 截面宽度 B 为 10 mm, 截面高度 H 为 10 mm, 杨氏模量为 70 GPa, 泊松比为 0.33, 密度为 $2\ 750\ \text{kg}/\text{m}^3$ 。采用力锤作为激励装置, 在悬臂梁侧面 30 cm 位置架设视频采集装置 (iPhone6 手机), 视频帧率为 100 fps, 光照条件为稳定的室内光源。将悬臂梁自由端 (位移测点) 作为边缘检测的标靶。为验证基于计算机视觉的结构动态位移非接触式测量结果的准确性, 在位移测点下方设置了位移计, 同步采集悬臂梁振动位移, 位移计的采样频率分别设置为 100 Hz 和 500 Hz。手机相机与位移计在进行数据采集前, 分别与在线参考时间同步, 尽可能确保设备启动时间一致。

获得整个视频中各个时刻的特征点亚像素位置序列后, 所提出的边缘跟踪过程将全部特征点亚像素信息合并为一个一维数组, 对于每个时间点 j , 计算特征点在时间点 j 与初始状态时的欧几里得距离 $D(j)$:

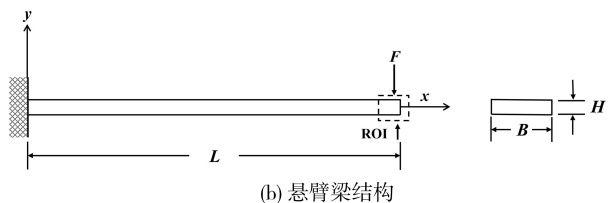
$$D(j) = \sqrt{(P(j) - P(1))^2} \quad (6)$$

其中, $P(j)$ 为特征点在时间点 j 时刻的位置, $P(1)$ 为特征点在初始时刻的位置。

将该方法应用于视频的每一帧, 能够有效地排除因虚假边缘所引起的误差, 实现对整个视频中物体振动的准确检测和跟踪, 同时降低噪声的影响。



(a) 试验装置布置图



(b) 悬臂梁结构

图 5 试验装置布置与悬臂梁结构

Fig.5 Arrangement of test setup and configuration of cantilever beam structure

2.1 插帧网络训练与测试

本研究试验环境配置为 4 块 NVIDIA TITAN

Xp, 操作系统为 Ubuntu 系统。神经网络框架采用了 PyTorch 平台。所提 EQVI-T 在训练和测试时的详细参数设置如下:

(1) 数据集。使用智能手机相机采集上述铝合金悬臂梁振动视频。以 $1\ 920 \times 1\ 080$ 的分辨率共获取 6 000 张图片作为数据集, 对其进行平移、旋转、和翻转, 将数据集扩增至 15 000 张, 以增强数据的多样性。训练集和测试集的比例为 7:3。

(2) 训练。共计进行了 200 个周期的训练, 网络的学习率的初始值设为 0.000 1。将所采集的悬臂梁振动视频逐帧拆分为图片序列, 然后分为固定数量的不重叠元组, 每个元组包 7 帧连续帧, 中间一帧作为插帧结果的输出对照。批量大小设置为 8, 使用与 EQVI 原文相同的损失函数来训练模型。

(3) 测试。与训练阶段相同, 将图像序列分割成 7 帧为一组的图像元组。模型在所有的元组上进行测试, 测试结果取所有元组的平均值。

2.2 插帧网络性能评价

为评估改进后的模型, 使用了实时监测中间光流算法模型 RIFE 和原始的 EQVI 模型作为参照组, 两种模型具体结构见文献[15][12]。两种模型均经过了相同数量的训练数据, 采用了与参考模型原作者相同的训练方法, 并保持了相同的超参数设置。在悬臂梁模型振动数据集上采用了图像邻域常用的 3 种评价方式对生成图像结果进行评估: 均方误差 (MSE)、峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性指数 (SSIM)^[16]。试验结果如表 1 所示。

表 1 不同模型在悬臂梁模型数据集的表现

Tab.1 Performance of different models on cantilever beam model dataset

模型	MSE/ 10^{-2}	PSNR	SSIM
RIFE	0.126	44.89	0.955
EQVI	0.128	43.87	0.942
EQVI-T	0.111	45.29	0.945

由表 1 可以看出, 在所研究的数据集中, 所提算法在各项评价标准中均取得了优于对比模型的评估结果。图 6 展示了基于本研究改进算法生成的结构振动视频插帧结果, 其中第二至第四帧为

生成的中间帧。这些中间帧很好地延续了输入的两相邻帧之间的运动趋势, 符合振动规律, 达到了插帧的预期目标。

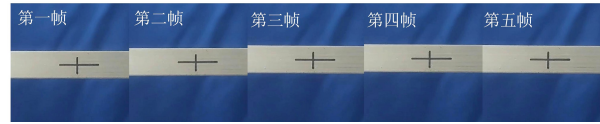


图 6 悬臂梁结构振动的插帧效果展示

Fig.6 Illustration of effects of frame interpolation on vibration of cantilever beam structure

2.3 位移响应监测结果

将智能手机采集到的原生低帧率视频分解为图像序列并裁定 ROI, 分别使用 RIFE 和 EQVI 以及本研究提 EQVI-T 几种视频插帧算法对图像序列进行插值。截取需要部分的图像序列, 输送至改进后的亚像素级边缘检测程序, 通过上述特征点跟踪计算过程求得任意时刻特征点的亚像素级位移时程, 最后将得到的像素坐标通过比例因子转换为物理坐标。

在梁自由端使用力锤敲击诱发自由振动, 每次振动在 2 s 内衰减, 连续两次锤击时梁竖直方向的位移时程如图 7 所示。选取第一次锤击引起的自由振动响应的数据在图 7(b) 中重新绘制, 扩大了时间尺度以便获得更清晰的可视化。

从图 7 可以看出, RIFE 算法仅仅只增加了采样频率, 与基于低帧率视频的检测结果一样无法还原结构振动过程中的部分非线性运动轨迹。而基于 EQVI 以及改进后的 EQVI-T 模型测得的位移时程曲线, 相对更加贴合位移计的真实值, 尤其在峰值与峰谷部分都更好地还原了测点的运动轨迹。此外, 基于 EQVI-T 模型检测结果除了在结构的明显振动衰减过程内与 EQVI 一样表现良好, 在结构未振动时, 基于 EQVI-T 模型的检测结果产生的噪声更小, 整体波动相对更加平缓。

为进一步量化所提算法对于结构振动视频的应用优势, 本研究采用两种评价参数作为性能指标, 一是皮尔森相关系数 (Pearson-correlation coefficient), 二是平均绝对误差 (MAE)。相应的计算表达式分别如式(6)、式(7)。

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (6)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (7)$$

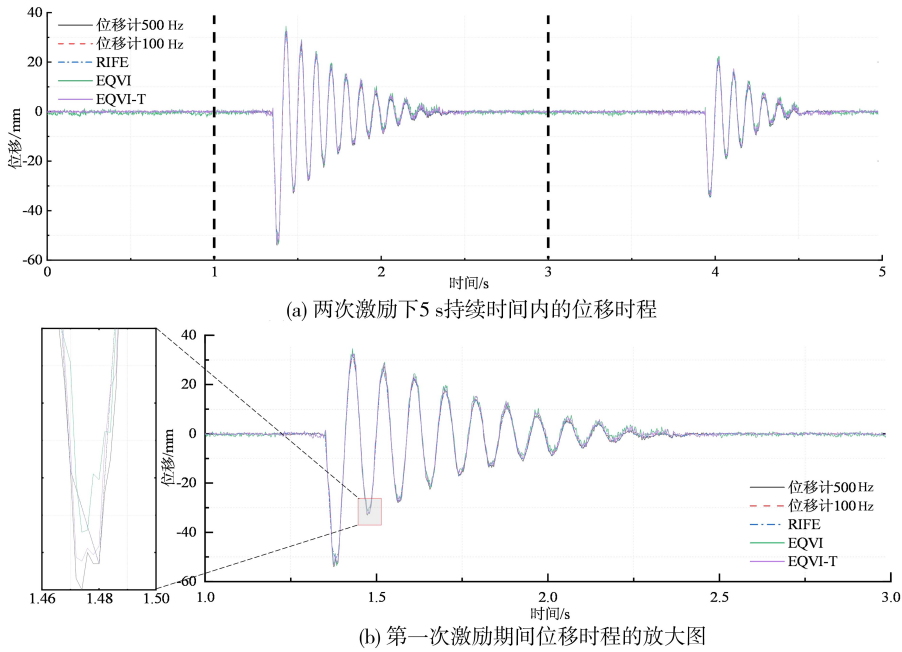


图 7 悬臂梁模型试验自由端垂直位移时程曲线对比

Fig.7 Comparison of vertical displacement time-range curves at the free end of cantilever beam model experiment

采取了多组试验平均结果进行分析,结果如表 2 所示。

表 2 不同算法所得结果的相关系数和平均绝对误差均值
Tab.2 Correlation coefficients and mean absolute error means of results obtained from different algorithms

算法	相关系数均值	平均绝对误差均值
RIFE	0.916	0.047
EQVI	0.952	0.038
EQVI-T	0.956	0.035

由表 2 可知,改进后的 EQVI-T 模型相关系数和 MAE 均达到了最优的 0.956 和 0.035,在提升结构振动视频的帧率任务上具有更好的适用性。

2.4 模态参数识别

2.4.1 有限元模型分析

使用有限元软件建立铝合金悬臂梁模型,材料特性与上述位移测量试验中一致,建模尺寸与实际模型基本相同。悬臂梁有限元模型如图 8 所示。在设定好边界条件后进行模态分析,获取悬臂梁的理论频率。本研究选取 Z 方向上的前 3 阶模态参数信息进行对比。

2.4.2 基于 DHDAS 系统的模态分析试验

试验开始前将悬臂梁进行 10 等分,每个等分

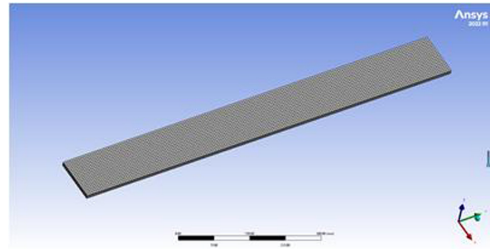


图 8 铝合金悬臂梁有限元模型

Fig.8 Aluminum alloy cantilever beam finite element model

点依次设置为 C1-C9 测点。选取 C5 测点作为参考点并布置好加速度传感器,将采样频率设置为 500 Hz,试验布置如图 9 所示。

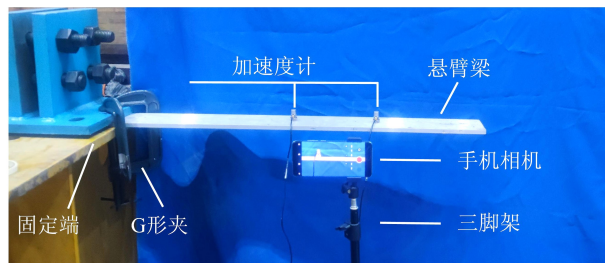


图 9 模态参数采集试验布置图

Fig.9 Layout of modal parameter acquisition experiment

第一批次的数据采集时,使用另一传感器放置在 C1 号测点上,使用力锤对悬臂梁自由端进行轻轻锤击,同时用采集仪采集 3 min 的振动信

号。第一批数据采集完成后,将 C1 处传感器移至 C2 测点,激励点和参考点不变,激励并采集第 2 批数据。以此类推,一共进行 8 次采集。信号采集结束后即可用 DHDAS 信号分析系统进行模态分析,对振动信号进行快速傅里叶变换 (FFT) 后得到每个测点的频谱图,接着使用 DHDAS 系统中的模态分析模块即可获得悬臂梁的模态频率、模态振型以及模态阻尼比。

2.4.3 基于视频插帧的模态分析试验

基于视频插帧的模态分析试验中,相机拍摄参数与位移响应监测试验相同,拍摄时长为 30 s。视频采集后采用不同的视频插帧算法对所获取的图像序列插值,利用改进的边缘检测程序对图像序列进行分析,得到特征点的位移时程数据,并通过峰值拾取法、自由衰减法^[17]获得悬臂梁的模态频率、模态振型以及模态阻尼比。

2.4.4 试验结果分析

基于视频插帧算法的监测结果与基于加速度传感器采集信号监测结果的频谱图对比如图 10 所示。在频域上,基于视频插帧方法获得的结果与加速度传感器的结果吻合较好,且可以看出在原生低帧率下只能识别到结构的一阶频率,而将拍摄得到的图像序列通过算法插帧,同样经过 FFT 拾取峰值,可以识别到结构的前 3 阶频率。

此外,总结对比了有限元法 (FEM) 计算的理论模态频率与实测结果识别的模态频率,如表 4 所示。

表 4 识别和计算的固有频率的比较

Tab.4 Comparison of recognized and calculated intrinsic frequencies

方法	一阶 频率/Hz	二阶 频率/Hz	三阶 频率/Hz
FEM	8.212	51.428	144.000
DHDAS	8.057	50.239	140.136
原始-100 fps	7.812	/	/
EQVI-500 fps	7.942	49.645	138.117
EQVI-T-500 fps	7.957	49.772	139.690

由于实际悬臂梁的固定端并非理想的完全固定端,而是存在一定的柔度和失效。这降低了结构的刚度,使得 FEM 的理论频率略大于其他方法

的识别结果。

相对于不使用插帧算法提高帧率的原始方法,采用 EQVI 插帧算法提高帧率至 500 fps 所获得的数据在前 3 阶模态频率上均取得了改善。这表明通过插帧算法提高视频帧率,能够更准确地捕捉振动行为。与 EQVI 相比,使用本研究所提的改进插帧算法 EQVI-T 在前 3 阶模态频率上进一步提高,表明 EQVI-T 相对于 EQVI 在频率测量上具有更高的准确性和稳定性。这可能是因为 EQVI-T 在插帧过程中依靠注意力机制能够更有效地处理图像细节,提高测量的精度。通过不同方法识别和计算的前 3 阶模态振型如图 11 所示,可以看出 EQVI-T 获得的振型数据与对比数据之间有较好的相似性。

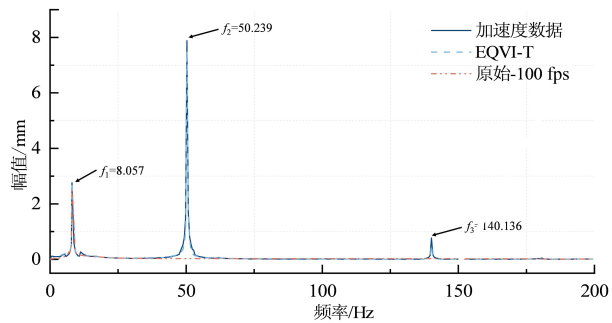


图 10 不同方法识别前三阶模态频率对比

Fig.10 Comparison of different methods to identify the first three orders

总体而言,基于计算机视觉方法中使用 EQVI-T 插帧算法相对于其他方法在获取悬臂梁模型前三阶模态频率方面具有更为显著的优势,表明该算法在振动频率分析具有更高的精确性和可靠性。

此外,表 5 展示了所提方法与 DHDAS 识别阻尼比结果的对比,可以看出所提方法与 DHDAS 识别结果之间有较好的相关性,误差在允许的范围内。

表 5 识别和计算的阻尼比的比较

Tab.5 Comparison of recognized and calculated damping ratio

方法	一阶阻尼 比/%	二阶阻尼 比/%	三阶阻尼 比/%
DHDAS	2.254	3.119	2.163
EQVI-T-500 fps	2.304	3.301	2.357

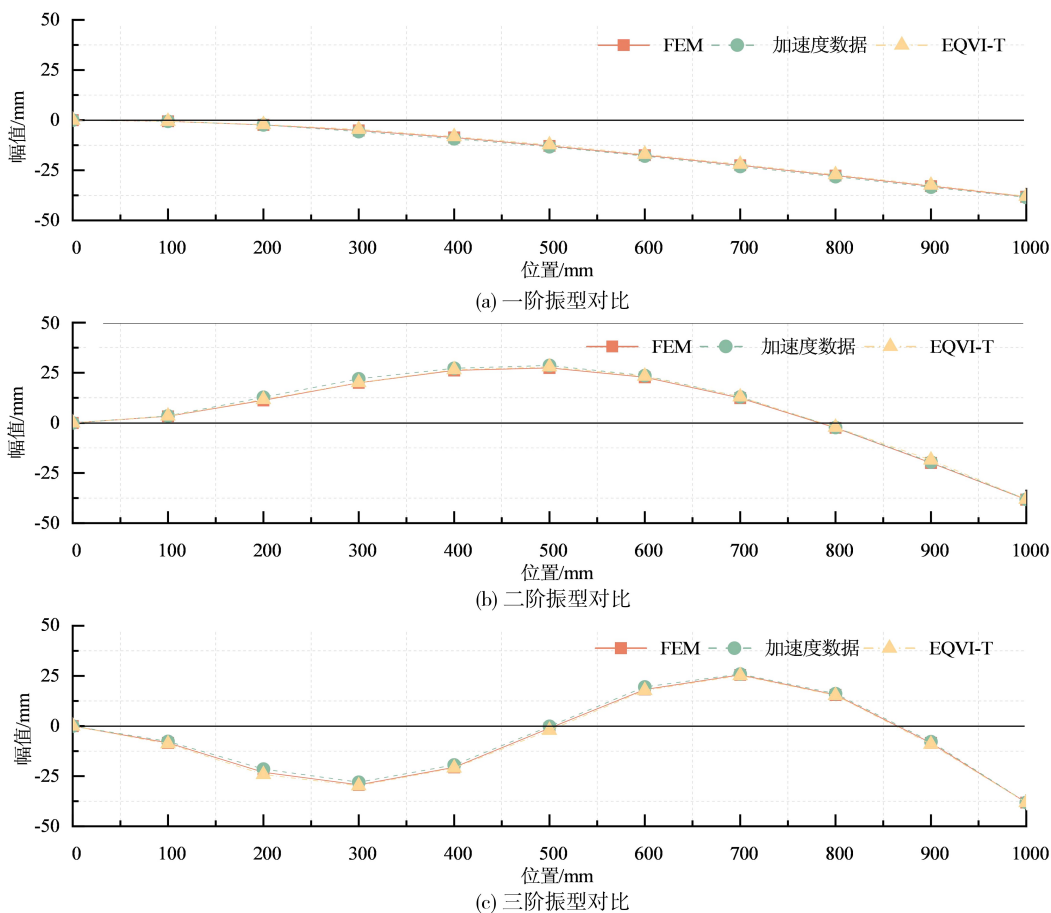


图 11 不同方法识别的前三阶模态振型对比

Fig.11 Comparison of the first three orders of mode shapes identified by different methods

3 结论

本研究提出了一种基于视频插帧和计算机视觉的非接触振动测试方法,并将其应用于实验室结构模型的位移响应监测和模态参数识别任务,主要贡献包括:

1) 在视频插帧算法中引入注意力机制,改进了生成中间帧的质量。相比原始 EQVI 算法和线性算法 RIFE,所构建的 EQVI-T 模型在各种精度

指标中表现最佳。

2) 将所提方法应用于实验室悬臂梁模型,进行了位移响应监测。算法得到的位移响应结果与位移计采集的数据吻合较好,证明了所提动态位移测量方法的有效性和准确性。

3) 模态参数识别任务中,所提算法可以较好地识别到悬臂梁的固有频率和振型,表现出在非接触式结构振动测试任务中的潜力。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] XU L, GUO J J, JIANG J J. Time - frequency analysis of a suspension bridge based on GPS[J]. Journal of Sound and Vibration, 2002, 254(1): 105-116.
- [3] GARG P, MOREU F, OZDAGLI A, et al. Noncontact dynamic displacement measurement of structures using a moving laser Doppler vibrometer[J]. Journal of Bridge Engineering, 2019, 24(9): 04019089.
- [4] JAVED A, LEE H, KIM B, et al. Vibration measurement of a rotating cylindrical structure using subpixel-based edge detection and edge tracking[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 166: 108437.

- [3] CHANNEGOWDA J, AZEEZ N A, WILLIAMSON S S. Simplified carrier-based modulation scheme for three-phase three-switch rectifier for dc fast charging applications[C]//IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition. Tampa, 2017:3501-3506.
- [4] 杨涛. 电动汽车充电桩设计及充放电控制策略研究[D]. 芜湖:安徽工程大学, 2020.
- [5] 董德智, 徐德鸿. 三相四线制三电平整流器小信号模型与改进控制[J]. 高压技术, 2021, 47(4):1363-1373.
- [6] 朱艺锋, 李岩, 张紫阳, 等. 含耦合电感的三相五电平整流器积分滑模控制[J]. 高压技术, 2023, 49(11):4613-4621.
- [7] 张超, 陶鹏, 贾焦心, 等. 基于双谐振电路的直流充电桩拓扑结构研究[J]. 电力电子技术, 2022, 56(11):68-70, 75.
- [8] 贺诗明, 熊健, 代大一, 等. 三相电压型 PWM 整流器建模、控制及稳定性分析[J]. 电网技术, 2019, 43(6):2049-2057.
- [9] 王镇道, 赵亚魁, 章兢, 等. LLC 半桥式谐振变换器参数模型与设计[J]. 电工技术学报, 2012, 27(12):51-55.
- [10] 张兴. PWM 整流器及其控制策略的研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2003.
- [11] 汪万伟, 尹华杰, 管霖. 双闭环矢量控制的电压型 PWM 整流器参数整定[J]. 电工技术学报, 2010, 25(2):67-72, 79.
- [12] 孟繁宇. 充电桩接入电网无功补偿研究[D]. 太原:太原科技大学, 2020.
- [13] 钱程. 储能式电动汽车充电桩的设计[D]. 淮南:安徽理工大学, 2018.

(责任编辑:方素华)

(上接第 29 页)

- [5] ZHU J S, LU Z Y, ZHANG C. A marker-free method for structural dynamic displacement measurement based on optical flow[J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2022, 18(1):84-96.
- [6] LIU T, LEI Y, MAO Y B. Computer vision-based structural displacement monitoring and modal identification with subpixel localization refinement[J]. Advances in Civil Engineering, 2022, 2022:5444101.
- [7] CHEN T C, ZHOU Z. An improved vision method for robust monitoring of multi-point dynamic displacements with smartphones in an interference environment[J]. Sensors, 2020, 20(20):5929.
- [8] SONG L M, WU W F, GUO J R, et al. Survey on camera calibration technique[C]//2013 5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Hangzhou, IEEE, 2013:389-392.
- [9] JIANG H Z, SUN D Q, JAMPANI V, et al. Super SloMo: high quality estimation of multiple intermediate frames for video interpolation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, IEEE, 2018:9000-9008.
- [10] LEE H, KIM T, CHUNG T Y, et al. AdaCoF: adaptive collaboration of flows for video frame interpolation[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, IEEE, 2020:5316-5325.
- [11] NIKLAUS S, MAI L, LIU F. Video frame interpolation via adaptive separable convolution[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice. IEEE, 2017:261-270.
- [12] LIU Y H, XIE L B, LI S Y, et al. Enhanced quadratic video interpolation[C]//Computer Vision - ECCV 2020 Workshops; Glasgow, Proceedings, Part IV. ACM, 2020:41-56.
- [13] WANG X T, CHAN K C K, YU K, et al. EDVR: video restoration with enhanced deformable convolutional networks[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Long Beach, IEEE, 2019:DOI:10.1109/CVPRW.2019.D0247.
- [14] TRUJILLO-PINO A, KRISSIAN K, ALEMÁN-FLORES M, et al. Accurate subpixel edge location based on partial area effect[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(1):72-90.
- [15] HUANG Z W, ZHANG T Y, HENG W, et al. Real-time intermediate flow estimation for video frame interpolation[C]//AVIDAN S, BROSTOW G, CISSÉ M, et al. European Conference on Computer Vision. Cham:Springer, 2022:624-642.
- [16] DONG J, OTA K, DONG M X. Video frame interpolation; a comprehensive survey[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2023, 19(2s):1-31.
- [17] 李俊燕. 基于自由衰减响应信号的工程结构时变模态阻尼识别[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2022.

(责任编辑:方素华)