

基于视频测量的结构连续模态辨识*

王泽慧¹, 汪利¹, 焦柯², 吕中荣¹

(1. 中山大学航空航天学院 深圳, 518000) (2. 广东省建筑设计研究院有限公司 广州, 510010)

摘要 为实现高空间分辨率的结构模态振型识别,提出了一种基于视频测量的结构连续模态辨识方法。首先,引入基于光流的视觉模态分析方法对一定数量的区域进行分析计算,得到结构频率、阻尼比和初始位移;其次,对各区域边缘像素点梯度矩阵进行奇异值分解,得到主方向向量,并将初始位移投影在主方向上,得到主方向位移;然后,利用结构连续性条件对整体位移进行恢复和修正,得到结构连续模态;最后,通过拱形模型试验对所提出方法进行验证,将识别频率、阻尼比与激光测振仪的测量结果进行对比。试验结果表明:前5阶的频率识别误差均小于0.15%;阻尼比识别误差除第3阶外均小于0.07%;识别振型与有限元仿真对比,前5阶的模态置信准则值均大于0.95;所提出方法仅针对选定区域分析计算,计算量小,且能够对图像梯度信息不足区域的位移进行恢复和修正,得到结构连续模态。

关键词 模态识别;光流法;正则化;连续模态;视觉模态分析
中图分类号 TH113

引言

桥梁等建筑长期处在环境中会产生损伤,为了评估其安全性,需要对结构进行健康监测。用于结构健康监测的传感器有接触式和非接触式两种。近年来,利用摄像机的非接触式视觉测量方法凭借其方便携带、价格低廉、监测区域大的优势得到了广泛的研究和应用。模态参数是判断结构损伤程度的重要参数。连续模态是将测量点数量视为无限数量时的结构模态。高空间分辨率的模态振型有助于有限元模型的更新和结构动力学模型的构建,以及改善损伤定位技术,提高损伤识别的精确度^[1]。

利用计算机视觉从图像中恢复运动信息的方法有光流法、数字图像相关(digital image correlation, 简称DIC)、相位法、边缘检测和跟踪技术等。光流法通过光流理论描述图像与物体运动的关系,适用于小位移情况,可用于亚像素精度测量、无目标测量、全场位移测量等^[2-3]。DIC通过比较两幅图像中特征区域的相关性来确定物体的运动,试验时需要在结构上布置散斑图案。DIC方法已广泛应用于图像运动跟踪,可以通过插值实现亚像素精度测量、3D测量和全场测量等^[4-5]。相位法对视觉数据的局部振幅和局部相位进行滤波,从中提取运动信息,对噪声的鲁棒性较强,应用于运动放大、全场位移测量等方面^[6-7]。边缘检测和跟踪技术可以实现亚像素

精度测量和全场测量^[8]。

高空间分辨率的非接触式测量方法使得全场模态识别更加便利,上文所述的四种从图像中恢复运动信息的方法在全场模态识别方面均有大量应用^[9]。然而,全场测量技术的发展也给大量数据信息的处理带来了挑战。已有的研究大多以“形状特征”的形式保留数据中的重要信息^[10],恢复结构连续模态,Stanbridge等^[11]利用扫描式激光多普勒测振仪实现板模态振型多项式表达。Wang等^[12]将DIC全场测量数据与Tchebichef多项式结合,提取复合板振型的有效形状特征。

目前,基于视觉测量的研究更多集中在有限数量点的测量上^[13],对于具有复杂模态的结构,有限测量点不足以描述其模态振型,甚至可能导致识别振型产生空间上的混叠。笔者结合视觉模态分析方法^[14]对结构上多个区域进行位移恢复,在连续模态振型恢复步骤加入结构连续性条件作为正则化约束,并通过拱形结构试验验证了所提方法的可行性。

1 基于光流法的视觉模态分析

1.1 视觉测量模态分解

1.1.1 运动转换

图像运动 $u(x, t)$ 与物理坐标系中实际运动

* 广东省基础与应用基础研究基金海上风电联合基金资助项目(2023A1515240046);广东省重点领域研发计划资助项目(2022B0101080001)

收稿日期:2023-12-07;修回日期:2024-05-30

$U(X, t)$ 的关系可以表示为

$$u(x, t) = RU(X, t) \quad (1)$$

其中: R 为变换矩阵,与相机参数、像素点位置以及沿相机光轴方向的单位矢量有关,与图像运动 $u(x, t)$ 近似无关。

对于结构的三维运动恢复,至少需要2组不同视角的视觉测量。对于平面运动,式(1)为可逆的,且当运动平面垂直于相机光轴时,图像运动为实际运动的缩放,即存在常数 $\alpha > 0$,满足

$$u(x, t) = \alpha U(X, t) \quad (2)$$

1.1.2 光流理论

光流理论阐述了图像运动与图像强度的关系,2个基本假设如下。

1) 空间平滑性,即视觉数据在空间上足够平滑,不会发生突变。在实际应用中可通过高斯平滑对图像进行预处理以达到平滑性要求,利用标准差为 σ 的高斯核 $K_\sigma(x)$ 对每帧图像进行卷积运算

$$I(x, t) = (K_\sigma * \tilde{I})(x, t) \quad (3)$$

2) 亮度一致,同一目标点的亮度值不随时间变化,即

$$I(x + u(x, t), t) = I_0(x) \quad (4)$$

光流方程可表示为

$$\frac{\partial I}{\partial t}(x, t) = -\nabla I_0(x) \cdot \dot{u}(x, t) \quad (5)$$

其中: $I_0(x)$ 为结构在0位移下的参考图像;

$\nabla I_0(x) = \left[\frac{\partial I_0}{\partial x}, \frac{\partial I_0}{\partial y} \right]$,为参考图像梯度; $\dot{u}(x, t) = \left[\frac{\Delta x}{\Delta t}, \frac{\Delta y}{\Delta t} \right]^T$,为图像速度。

1.1.3 视觉模态分解

引入结构振动的模态分解定理

$$U(X, t) = \sum_{k=1}^n \phi_k(X) q_k(t) \quad (6)$$

其中: $\phi_1(X), \phi_2(X), \dots, \phi_n(X)$ 为 X 处的 n 阶结构模态振型; $q_1(t), q_2(t), \dots, q_n(t)$ 为相应的模态坐标,与固有频率 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 和阻尼比 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 有关。

将式(1)、(6)代入式(5),积分得到视觉数据的表达式为

$$I(x, t) = \left(I_0(x) - \sum_{k=1}^n \varphi_{lk}(x) q_k(0) \right) + \sum_{k=1}^n \varphi_{lk}(x) q_k(t) \quad (7)$$

其中: $\varphi_{lk}(x)$ 为视觉模态。

$\varphi_{lk}(x)$ 表达式为

$$\varphi_{lk}(x) = -\nabla I_0(x) R \phi_k(X) \quad (8)$$

可见,视觉数据 $I(x, t)$ 具有与式(6)类似的模态分解形式,称为视觉模态分解。

1.2 基于视觉模态分析的结构模态参数识别

1.2.1 分析区域选取

若采用图像内所有像素点进行分析,计算成本极大。为减小计算量,可将分析限制在结构上一些关键区域(zone of interest,简称ZOI)中,这些区域应包含结构边缘。所有边缘像素点视觉数据矩阵为

$$d(t) = \{I(x, t), x \in \Omega_{ZOI}\} \in \mathbb{R}^{N \times 1}, \forall t \quad (9)$$

其中: N 为所有ZOI内边缘像素点总个数。

则式(7)写为

$$d(t) = d_0 + \sum_{k=1}^n \varphi_{dk} q_k(t) \quad (10)$$

其中: $d_0 = \left\{ I_0(x) - \sum_{k=1}^n \varphi_{lk}(x) q_k(0), x \in \Omega_{ZOI} \right\} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$;

$\varphi_{dk} = \{ \varphi_{lk}(x), x \in \Omega_{ZOI} \} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$,为视觉模态振型。

1.2.2 视觉模态频域分解

引入频域分解(frequency domain decomposition,简称FDD)法^[15],将式(10)中视觉数据 $d(t)$ 的功率谱密度矩阵记为 $S_{dd}(\omega)$,对任意频率 ω 下的功率谱密度矩阵进行奇异值分解(singular value decomposition,简称SVD),得到

$$S_{dd}(\omega) = s_1 v_1 v_1^H + s_2 v_2 v_2^H + \dots \quad (11)$$

其中: s_1, s_2 为第1、2阶奇异值; v_1, v_2 为第1、2阶奇异向量;上标H表示共轭转置。

第1阶奇异曲线在结构固有频率 $\omega = \omega_k, k = 1, 2, \dots, n$ 处有极大值,极大值点处的第1阶奇异向量即为对应的视觉模态振型。

$$\varphi_{dk} = v_1 \quad (\omega = \omega_k) \quad (12)$$

将奇异值 s_1 峰值段在时域进行傅里叶逆变换,计算对数衰减率得到阻尼比 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 。

1.2.3 结构模态振型恢复

结构模态振型为式(8)对于 $\forall k \in [1, 2, \dots, n]$ 的解。对于给定位置 x_0 ,视觉模态 $\varphi_{lk}(x_0)$ 为标量,图像模态振型 $R \phi_k(X)$ 为二维矢量。因此,式(8)为欠定方程组,需要引入额外约束求解。假设 x_0 附近像素点图像模态振型 $R \phi_k(X)$ 恒定不变,可在 x_0 处求得方程的最小二乘解为

$$R\phi_k(X) = \arg \min_{z \in \mathbb{R}^{2 \times 1}} \sum_{x \in V(x_0)} (\varphi_{lk}(x) + \nabla I_0(x)z)^2 =$$

$$-\left[\sum_{x \in V(x_0)} (\nabla I_0(x))^T \nabla I_0(x) \right]^{-1} \cdot$$

$$\left[\sum_{x \in V(x_0)} (\nabla I_0(x))^T \varphi_{lk}(x) \right] \quad (13)$$

其中: $V(x_0)$ 为 x_0 点附近图像区域。

当相机光轴垂直于结构运动平面时, $R\phi_k(X) = \alpha\phi_k(X)$, $\alpha > 0$, 此时图像模态振型 $R\phi_k(X)$ 即为结构模态振型。

1.3 基于光流法的视觉模态分析流程

基于光流法的视觉模态分析方法基本流程^[14]如下。

1) 对视频进行预处理: ①为了减小计算量, 从视频中选取 ZOI; ②对 ZOI 进行边缘检测; ③对 ZOI 中视频进行高斯平滑化处理; ④收集边缘像素点平滑后的视觉数据 $d(t)$ 。

2) 对视觉数据 $d(t)$ 进行 FDD: ①计算视觉数据 $d(t)$ 的功率谱密度矩阵 $S_{dd}(\omega)$, 并对 $S_{dd}(\omega)$ 进行奇异值分解; ②绘制第 1 阶奇异值随频率 ω 变化曲线, 根据曲线峰值计算出结构频率、阻尼比以及视觉模态振型 φ_{dk} 。

3) 恢复结构模态振型: ①对平滑化处理后的 ZOI 视频进行时间平均, 得到参考图像 $I_0(x)$, 根据已确定的 ZOI 边缘像素点位置, 计算参考图像中对应像素点的梯度 $\nabla I_0(x)$; ②假设同一 ZOI 中像素位移相同, 根据式(13)恢复结构模态振型。

2 结构连续模态辨识

2.1 ZOI 选取及初始模态分析

为了进行结构连续模态辨识, 笔者利用基于光流法的视觉模态分析方法对一定数量的 ZOI 进行结构模态恢复, 得到初始结构位移为

$$d_{li} = [d_{xi}, d_{yi}]^T \quad (i = 1, 2, \dots, N_{ZOI}) \quad (14)$$

其中: N_{ZOI} 为用于分析的 ZOI 数量; d_{xi} 和 d_{yi} 分别为第 i 个 ZOI 在水平方向和垂直方向的初始位移。

值得注意的是, ZOI 数量应不少于描述结构振型所需的自由度数, 但过多的 ZOI 数量会导致计算区域的信息重叠和计算量增加。

2.2 基于奇异值分解的主方向位移提取

对于图像梯度信息不足的 ZOI 区域, 图像缺少

切向梯度信息, 可能导致切向位移恢复不准确。为了提取 ZOI 图像梯度主方向(法线方向)的位移信息, 首先, 对各 ZOI 参考帧梯度矩阵进行 SVD, 得到对应的主方向向量; 然后, 将初始位移投影在相应的主方向上, 得到主方向位移。

SVD 能够给出某一矩阵由另一个较小秩矩阵表达的最优逼近, 等价于主成分分析和多尺度分析, 可以对矩阵进行特征提取, 在图像压缩领域应用广泛^[16]。 $m \times n$ 维实矩阵 S 的奇异值分解形式为

$$S = U \Sigma V^T \quad (15)$$

其中: U 为 m 阶正交矩阵; V 为 n 阶正交矩阵; Σ 为 $m \times n$ 维对角阵, 对角线元素为降序排列的奇异值。

对结构各 ZOI 内边缘像素点图像梯度矩阵进行 SVD, 得到 ZOI 内图像亮度变化的主要方向。图像上各 ZOI 内边缘像素点图像梯度数据矩阵为

$$\nabla I_i = \{\nabla I_0(x), x \in \Omega_{ZOI_i}\} \in \mathbb{R}^{N_i \times 1}$$

$$(i = 1, 2, \dots, N_{ZOI}) \quad (16)$$

其中: N_i 为第 i 个 ZOI 内边缘像素点的数量。

对 $\nabla I_i, \forall i \in [1, 2, \dots, N_{ZOI}]$ 进行 SVD, 得到

$$\nabla I_i = U_i \Sigma_i V_i^T \quad (17)$$

该 ZOI 图像梯度的主方向向量 e_i^n 即为 V_i 的第 1 列向量。将该 ZOI 的初始位移投影至主方向向量上, 得到主方向位移为

$$d_{ni} = e_i^n d_{li} \quad (18)$$

对于图像梯度信息充足的 ZOI 区域, 式(17)中对角矩阵 Σ_i 的前 2 个对角线元素即为参考图像中该 ZOI 区域图像梯度矩阵的前 2 阶奇异值, V_i 的前 2 列向量即为该 ZOI 区域图像梯度的 2 个相互正交的主方向, 此时主方向矩阵 $e_i^n = V_i^T$ 为 2×2 维矩阵。将该 ZOI 的初始位移投影到 2 个主方向上, 得到主方向位移矩阵为

$$d_{ni} = e_i^n d_{li} \in \mathbb{R}^{2 \times 1} \quad (19)$$

整体主方向位移矩阵 d_n 为

$$d_n = \{d_{ni}\}, \forall i \quad (20)$$

2.3 基于结构连续性的位移恢复和修正

为了补全图像梯度信息不足的 ZOI 区域的整体位移信息, 同时降低识别误差和噪声, 需考虑结构变形连续性条件进行位移恢复和修正。

结构连续位移矩阵为

$$d_s = \{d_{si}\} \in \mathbb{R}^{2N_{ZOI} \times 1}, \forall i \quad (21)$$

其中: d_{si} 为第 i 个 ZOI 的结构连续位移。

结构连续位移在结构主方向的投影与式(20)中的主方向位移一致, 则

$$Ad_s = b \quad (22)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} e_1^n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e_2^n & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e_{N_{ZOI}}^n \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$b = d_n \quad (24)$$

式(22)的解即为结构连续模态振型。其未知数的数量为 $2N_{ZOI}$, 方程数量为所有 ZOI 的主方向数量之和, 小于等于未知数数量 $2N_{ZOI}$, 因此是欠定或正定方程组。引入结构连续性条件求解并对位移进行修正, 假设相邻 ZOI 内结构位移一致, 则

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{N_{ZOI}} (\|d_{Si} - d_{S(i-1)}\|^2) = \frac{1}{2} d_s^T W d_s \quad (25)$$

其中: W 为 $2N_{ZOI}$ 阶对称阵。

当结构受支座约束时, 支座处位移为 0。实际结构通常为两端固支约束, 此时

$$W = \begin{bmatrix} 2I_{2 \times 2} & -I_{2 \times 2} & \cdots & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ -I_{2 \times 2} & 2I_{2 \times 2} & \cdots & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & \cdots & 2I_{2 \times 2} & -I_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & \cdots & -I_{2 \times 2} & 2I_{2 \times 2} \end{bmatrix} \quad (26)$$

将式(25)作为正则项约束条件代入式(22), 得到结构连续模态振型为

$$d_s = \arg \min_{X \in \mathbb{R}^{2N_{ZOI} \times 1}} \left[\frac{1}{2} X^T W X + \lambda^T (AX - b) \right] \quad (27)$$

其中: λ 为正则化参数矩阵。

采用变分方法求解表达式 $\Pi = \frac{1}{2} X^T W X + \lambda^T (AX - b)$ 的最小值得

$$\begin{cases} WX + A^T \lambda = 0 \\ AX = b \end{cases} \quad (28)$$

其中: X 为结构连续模态振型矩阵。

2.4 结构连续模态分析流程

笔者提出的结构连续模态辨识方法要求计算区域中包含图像梯度信息, 且结构具有一定的连续性。具体步骤如下:

1) 结合视觉模态分析方法^[14]得到结构频率、阻尼比和视觉模态振型 φ_{dk} , 通过式(13)得到各 ZOI 内的初始结构位移 $d_{li}, i = 1, 2, \dots, N_{ZOI}$;

2) 对参考图像边缘像素点梯度矩阵 $\nabla I_0(x)$ 进行 SVD, 得到各 ZOI 内图像梯度主方向矩阵 $e_i^n, i = 1, 2, \dots, N_{ZOI}$, 将初始位移 d_{li} 投影至相应主方向上, 合并得到主方向位移矩阵 d_n ;

3) 引入结构连续性条件, 假设相邻 ZOI 内结构

位移相同, 对式(28)进行求解, 得到结构连续模态振型。

图 1 为笔者提出方法流程图。

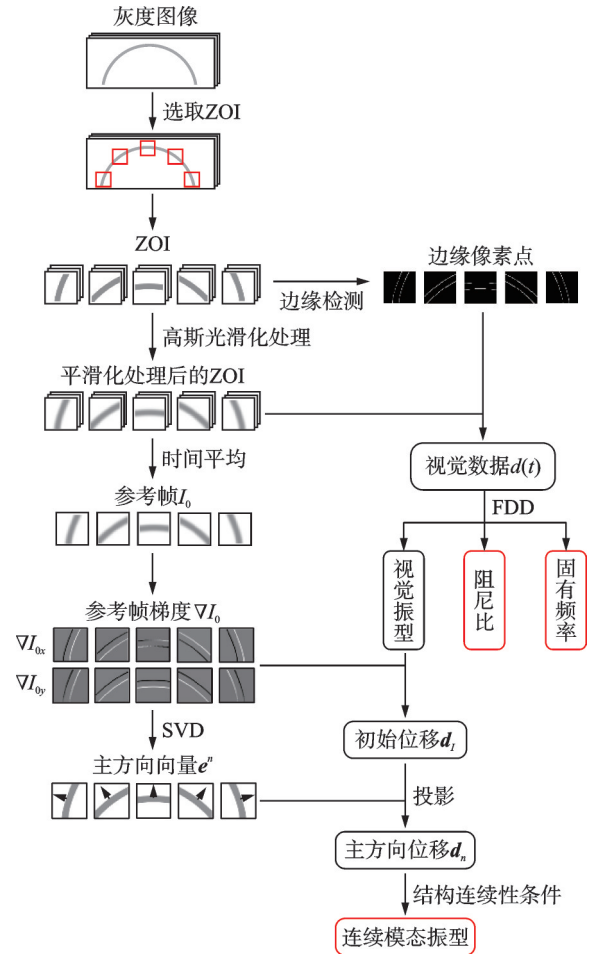


图 1 提出方法流程图

Fig.1 Flowchart of proposed method

3 试验

3.1 试验设计

为了验证笔者所提方法的可行性, 利用拱形模型进行试验, 如图 2 所示。拱形由 $1\,000\text{ mm} \times 30\text{ mm} \times 1\text{ mm}$ 的钢条弯成, 材料为结构钢, 弯后拱形跨度为 600 mm 。拱脚通过螺钉固定在 2 块底座上, 底座通过螺钉固定在试验台上从而避免移动。摄像机固定在三角架上, 用于获取拱形振动视频, 型号为 PANASONIC Lumix GH5。为了消除透视效果, 使得拱形结构在视频中呈现线状, 相机距成像平面约 9 m 。光照由一个直流 LED 灯提供, 并采用黑色背景降低结构分辨难度。激光多普勒测振仪 (laser Doppler vibrometer, 简称 LDV) 置于结构右侧, 用于采集振动数据作为参考值。



图2 拱形模型试验

Fig.2 Arch model test

试验中,为保证LDV与视频分析使用同一段结构振动数据,首先保持结构静止,待LDV采集和摄像机视频记录开始后对结构施加激励。使用力锤对结构施加锤击激励,锤击位置位于拱形下部距离底板竖直距离约10 cm处,锤击方向为垂直于相机光轴的水平方向。摄像机拍摄帧率为240 Hz,单幅图像像素大小为 $1\,080 \times 1\,920$,拍摄时间为30 s,相机拍摄画面如图3所示。激光测振仪采样频率为78.125 kHz,采样时间为13 s。

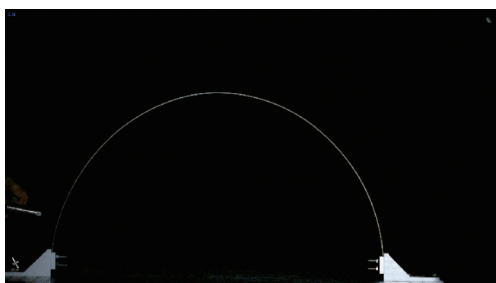


图3 相机拍摄画面

Fig.3 Captured frame

3.2 模态参数识别

结构频率和阻尼比由视觉模态分析方法识别,从拍摄视频中选取ZOI用于分析,单个ZOI大小为 80×80 像素,数量为50。通过边缘检测确定所有ZOI内边缘像素点位置。对ZOI图像进行高斯平滑化处理,高斯因子 $\sigma=1$ 。提取所有ZOI内边缘像素点视觉数据进行FDD,得到视觉数据不同频率下的第1阶奇异值,如图4所示。图中可以明显分辨出5个较大峰值,其对应的频率为结构固有频率,振型为初始结构位移。其余峰值对应的是由大位移引起的高阶谐波项,即结构固有频率的线性组合项。将峰值段进行傅里叶逆变换到时域,通过计算对数衰减率得到结构各阶阻尼比。

图5为激光测振仪数据在不同频率下的第1阶

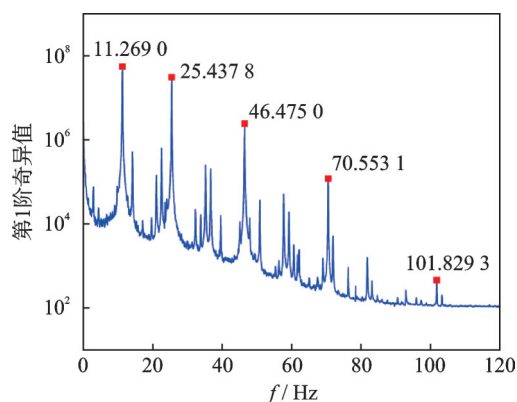


图4 视觉数据不同频率下的第1阶奇异值

Fig.4 First singular values under different frequencies by vision data

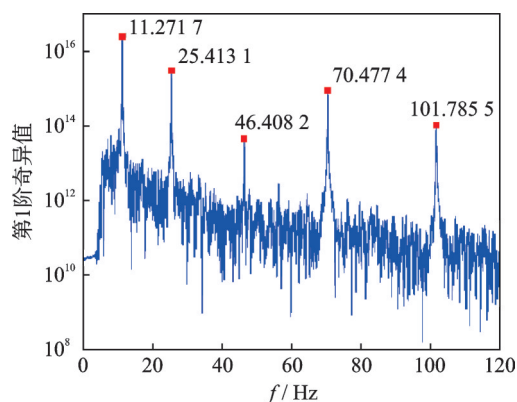


图5 激光测振仪数据在不同频率下的第1阶奇异值

Fig.5 First singular values under different frequencies by LDV data

奇异值。将曲线上前5个峰值对应的频率作为参考频率,参考阻尼比同样通过前5个峰值段经傅里叶逆变换,计算对数衰减率得到。

通过引入结构连续性条件,可由前5阶初始结构位移恢复结构连续模态振型。以ABAQUS有限元(finite element method,简称FEM)仿真结果为参考振型,有限元仿真参数设置如表1所示。其中,单元类型为壳单元。笔者提出方法的识别振型与有限元仿真结果对比如图6所示。

表1 有限元仿真参数设置

Tab.1 Parameter settings of FEM

参数	数值
$\rho/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	8 500
抗弯刚度 EI/Pa	1.8×10^{11}
泊松比 μ	0.3
网格数	100×4

前5阶模态参数识别结果如表2所示。频率相对误差和阻尼比绝对误差的表达式分别为

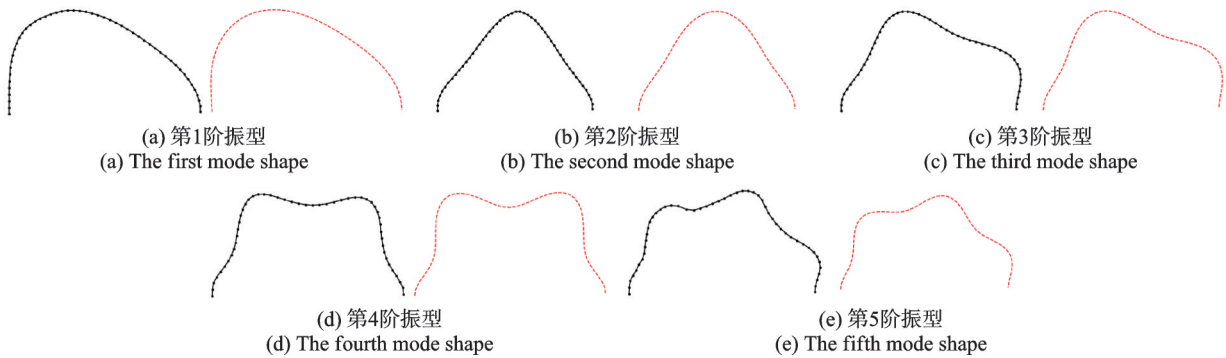


图 6 笔者提出方法识别振型与有限元仿真结果对比

Fig.6 Comparison of identified mode shape and FEM

表 2 模态参数识别结果

Tab.2 Modal parameter identification results

阶次	f_{FEM}/Hz	f_{LDV}/Hz	$\xi_{LDV}/\%$	f/Hz	$\xi/\%$	$RE_f/\%$	$AE_\xi/\%$	MAC
1	11.51	11.271 7	0.10	11.269 0	0.07	0.02	0.03	0.990 0
2	24.72	25.413 1	0.06	25.437 8	0.08	0.10	0.02	0.957 7
3	46.04	46.408 2	0.48	46.475 0	0.05	0.14	0.43	0.963 6
4	70.59	70.477 4	0.04	70.553 1	0.04	0.11	0	0.955 6
5	102.43	101.785 5	0.04	101.829 3	0.10	0.04	0.06	0.950 4

$$RE_f = \frac{|f - f_{re}|}{f_{re}} \times 100\% \quad (29)$$

$$AE_\xi = |\xi - \xi_{re}| \times 100\% \quad (30)$$

其中： f 和 f_{re} 分别为识别频率和参考频率； ξ 和 ξ_{re} 分别为识别阻尼比和参考阻尼比。

采用模态置信准则(modal assurance criterion, 简称 MAC)对振型识别进行准确性评估。MAC 值的计算式为

$$MAC(\phi_k^m(X), \phi_k(X)) = \frac{|\phi_k^H(X) \phi_k^m(X)|}{\|\phi_k(X)\| \|\phi_k^m(X)\|} \quad (31)$$

其中： $\phi_k^m(X)$ 和 $\phi_k(X)$ 分别为第 k 阶识别振型和参考振型； $0 \leq MAC \leq 1$, MAC 值越接近 1, 说明振型识别准确性越高。

由表 2 可知：笔者提出方法对于拱形结构的模态能够准确识别，前 5 阶频率识别误差均小于 0.15%；前 5 阶振型 MAC 值均大于 0.95, 与有限元仿真振型匹配良好，振型识别误差与模型差异有关；对于阻尼比识别，除第 3 阶外，其余误差均小于 0.07%。由于阻尼比识别本身存在较大的不确定性，第 3 阶存在 0.43% 的识别误差也是合理的。

分别对拱形模型试验视频选取 25、50 和 100 个 ZOI 进行分析。不同 ZOI 数量下模态参数识别误差如表 3 所示。对比表 3 发现，虽然 ZOI 数量对本研究方法的识别精度影响不大，但当 ZOI 数量取 50 时有最好的振型辨识结果。

表 3 不同 ZOI 数量下模态参数识别误差

Tab.3 Modal parameter identification errors under different numbers of ZOI

ZOI 数量	阶次	$RE_f/\%$	$AE_\xi/\%$	MAC
25	1	0.02	0.02	0.989 9
	2	0.10	0.02	0.957 5
	3	0.15	0.42	0.963 1
	4	0.11	0.01	0.956 1
	5	0.04	0.06	0.948 7
50	1	0.02	0.03	0.990 0
	2	0.10	0.02	0.957 7
	3	0.14	0.43	0.963 6
	4	0.10	0.00	0.955 6
	5	0.06	0.06	0.950 4
100	1	0.02	0.03	0.989 8
	2	0.10	0.02	0.956 9
	3	0.14	0.43	0.961 6
	4	0.11	0.01	0.952 8
	5	0.07	0.06	0.947 0

4 结 论

1) 笔者所提出的连续模态辨识方法不需要进行全场测量，计算量较小，利用结构连续性条件补全了结构在图像梯度信息缺失方向的位移信息，并对识别振型进行了修正。

2) 拱形模型试验中,所提出方法可以识别结构的前5阶模态,频率识别误差均小于0.15%,识别振型与有限元对比的MAC值均大于0.95,阻尼比识别误差除第3阶为0.43%外,其余均小于0.07%。结果表明,本研究方法的可行性和识别精度较高。

3) 所提出方法不需要在结构上粘贴散斑,为一维线型结构以及某些区域图像梯度信息缺失的二、三维结构模态识别提供了一种可行方案,在具有复杂模态的大型结构模态识别方面具有一定的工程应用价值。自由度更高的连续模态可以提供更精确的结构模态振型,从而改善有限元模型更新以及结构动力学模型构建,提高基于模态的损伤识别精确度。

参 考 文 献

- [1] YANG Y C, DORN C, MANCINI T, et al. Blind identification of full-field vibration modes of output-only structures from uniformly-sampled, possibly temporally-aliased (sub-Nyquist), video measurements[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 390: 232-256.
- [2] JAVH J, SLAVIČ J, BOLTEŽAR M. The subpixel resolution of optical-flow-based modal analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 88: 89-99.
- [3] BHOWMICK S, NAGARAJAIAH S, LAI Z L. Measurement of full-field displacement time history of a vibrating continuous edge from video [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 144: 106847.
- [4] HELFRICK M N, NIEZRECKI C, AVITABILE P, et al. 3D digital image correlation methods for full-field vibration measurement [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(3): 917-927.
- [5] DI LORENZO E, LAVA P, BALCAEN R, et al. Full-field modal analysis using high-speed 3D digital image correlation [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2018, 1149(1): 012007.
- [6] WADHWA N, RUBINSTEIN M, DURAND F, et al. Riesz pyramids for fast phase-based video magnification[C]//2014 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP). Santa Clara, CA, USA: IEEE, 2014: 1-10.
- [7] MIAO Y N, KONG Y, NAM H, et al. Phase-based vibration imaging for structural dynamics applications: marker-free full-field displacement measurements with confidence measures [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 198: 110418.
- [8] KONG X, YI J, WANG X, et al. Full-field mode shape identification based on subpixel edge detection and tracking[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(2): 747.
- [9] JAILIN C. Full field modal measurement with a single standard camera[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 107: 265-272.
- [10] WANG W Z, MOTTERSHEAD J E, PATTERSON E, et al. Model updating using shape descriptors from full-field images [C]//Special Topics in Structural Dynamics. New York, NY: Springer, 2013: 425-436.
- [11] STANBRIDGE A B, MARTARELLI M, EWINS D J. Measuring area vibration mode shapes with a continuous-scan LDV[J]. *Measurement*, 2004, 35(2): 181-189.
- [12] WANG W Z, MOTTERSHEAD J E, IHLE A, et al. Finite element model updating from full-field vibration measurement using digital image correlation[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2011, 330(8): 1599-1620.
- [13] FENG D, FENG M Q. Computer vision for SHM of civil infrastructure: from dynamic response measurement to damage detection: a review [J]. *Engineering Structures*, 2018, 156: 105-117.
- [14] LU Z R, LIN G F, WANG L. Output-only modal parameter identification of structures by vision modal analysis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2021, 497: 115949.
- [15] BRINCKER R, ZHANG L, ANDERSEN P. Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition[J]. *Smart Materials and Structures*, 2001, 10(3): 441.
- [16] ABDI H. Singular value decomposition (SVD) and generalized singular value decomposition[J]. *Encyclopedia of Measurement and Statistics*, 2007(907): 912.



第一作者简介:王泽慧,女,2000年10月生,硕士生。主要研究方向为结构健康监测与结构损伤识别。
E-mail:wangzh359@mail2.sysu.edu.cn

通信作者简介:吕中荣,男,1975年3月生,博士、教授。主要研究方向为结构动力学、结构健康监测、结构损伤识别、非线性系统参数识别以及群智能计算。
E-mail:lvzhr@mail.sysu.edu.cn