

文章编号: 1671-4229(2024)02-0091-09

基于 DIC 技术和贝叶斯 FFT 方法结合的结构位移监测和模态参数识别

高 权, 吴玖荣*, 傅继阳

(广州大学 风工程与工程振动研究中心, 广东 广州 510006)

摘要: 文章基于计算机视觉技术拍摄的一系列结构振动图像, 运用数字图像相关 (DIC) 技术获取监测节点的亚像素振动位移数据, 在此基础上, 采用快速贝叶斯 FFT 方法对被测试结构的动力模态参数进行辨识。为了验证计算机视觉结构振动测试和快速贝叶斯 FFT 方法相结合在结构模态参数识别中的有效性和准确性, 以某实验室 5.6 m 跨钢桁架模型的振动视频为算例, 针对结构有无构件损伤等 6 种不同工况条件下的振动视频数据, 进行振动位移的提取, 进而分析桁架不同位置处监测节点识别位移与实际位移之间产生的误差大小及其原因, 并借助快速贝叶斯 FFT 方法, 对从不同部位采集的振动视频数据进行结构动力模态参数识别结果的精确度和不确定性对比分析。实验结果表明, 文章将 DIC 位移测量技术和贝叶斯 FFT 方法相结合, 能够有效实现对结构动力模态参数的精准识别。

关键词: 振动测量; 数字图像相关; 快速贝叶斯 FFT; 桁架结构

中图分类号: TP391.4; TU317; **文献标志码:** A

Structural displacement monitoring and modal parameter identification based on the combining DIC technique and Bayesian FFT approach

GAO Quan, WU Jiu-rong*, FU Ji-yang

(Research Center for Wind Engineering and Engineering Vibration, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: This paper discusses the utilization of computer vision technology to capture a series of structural vibration images. The resulting sub-pixel vibration displacement of the monitoring nodes are then obtained by Digital Image Correlation (DIC) technology, the fast Bayesian FFT method is then adopted to identify the dynamic modal parameters of the tested structure. To assess the precision and reliability of the dynamic modal parameter identified for a structure, a combination of computer vision-based vibration test and fast Bayesian FFT methodology is conducted in this paper. A 5.6 m steel truss is adopted as an example to extract its vibration displacement data from captured videos for the undamaged and other 5 damaged conditions of the test structure. The size of the errors and reasons in the identified displacement of monitoring nodes at various locations in the truss are analyzed in this study. Additionally, the fast Bayesian FFT method is adopted to evaluate the accuracy and uncertainty

收稿日期: 2023-10-23; 修回日期: 2024-01-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51925802, 52378479, 1972123); 高等学校学科创新引智计划资助项目(D21021)

作者简介: 高权(1997—), 男, 硕士研究生. E-mail: 1774702446@qq.com

*通信作者. E-mail: jrwu@gzhu.edu.cn

引文格式: 高权, 吴玖荣, 傅继阳. 基于 DIC 技术和贝叶斯 FFT 方法结合的结构位移监测和模态参数识别[J]. 广州大学学报(自然科学版), 2024, 23(2): 91-99.

of the identified dynamic modal parameters by investigating the vibration video data extracted from different monitoring points in the tested structure. The results from the proposed method show that the utilization of DIC technology and fast Bayesian FFT can accurately identify dynamic modal parameters of the test structure.

Key words: vibration measurement; digital image correlation; fast Bayesian FFT; truss structure

目前,大多数结构健康监测系统中的振动测试主要依赖于结构加速度响应的测量。然而,位移响应更直接地反映了整体结构的刚度分布,为提高结构健康状态评估的准确性提供了可能。传统的位移测量方法通过有线或无线传感器来测量结构在相应位置的位移。考虑到在结构关键部位安装布置有限数量传感器面临的困难,近几十年来,研究者们提出了基于计算机视觉测量的无接触振动测量方法。与传统的传感器相比,基于计算机视觉的技术提供了无接触测量结构动态位移的新途径,方便了对结构位移的测量。由于每帧图片的像素都可以被视为一个虚拟传感器,利用计算机视觉技术还可以进行密集测量,从而大大降低了物理部署传感器的成本。

数字图像相关方法(Digital Image Correlation Method, DICM)最初是Peters等^[1]于1982年提出的,数字图像相关(Digital Image Correlation, DIC)是将变形前后的两幅数字图像,通过相关计算标准获取感兴趣区域的变形信息。相比其他传统的接触式测量技术,其优势明显,目前已在实验力学、材料力学、生物力学及土木工程等领域得到广泛运用。常用的技术可以分为二维数字图像相关法(2D-DIC)、三维数字图像相关法(3D-DIC)等。近些年涌现出一些开源算法和软件,如Ncorr^[2]、ADICD^[3]、Gomez Correlate^[4]、VIC^[5]等。国内外大量学者对其中的亚像素匹配算法、测量精度^[6]等算法进行了深入的研究。潘兵等^[6]等利用数值模拟散斑图实验分析,得到反向组合高斯-牛顿(Inverse Compositional Gaussian-Newton Algorithm, IC-GN)方法,相较于牛顿-拉普森迭代算法,其抗噪性能更佳且精度更准确。邵新星等^[7]提出了新的理论误差公式,并验证了IC-GN算法在提高计算速度和测量精度方面的优势。近些年来,Lin^[8]等利用高速摄像机和二维数字图像相关算法(2D-DIC),成功识别到矩形悬臂板的固有频率和模态

振型,其识别结果与参考值相吻合,表明了该方法在实际应用中的有效性。Narazaki等^[9]提出了一种基于视觉技术的密集三维位移测量算法框架,该框架基于物理图形模型(Physics Based Graphics Model, PBGM)可以模拟视觉测量的整个过程。Narazaki等^[10]借助PBGM模型,基于光流算法对摄像机区域进行局部密集点测量得到了测试数据,同时考虑边界条件、荷载分布等因素,运用马尔科夫链-蒙特卡罗方法对有限元桁架结构进行贝叶斯推理^[11],实现了有限元模型修正。Barros等^[12]利用DIC技术评估了人行天桥在静荷载作用下的扰度,并通过安装在相邻建筑物不同楼层窗户的摄像头追踪桥梁表面不规则的纹理来测量桥梁的位移,其中,3D和2D测试的结果与预期的位移非常吻合。Zhu等^[13]利用无靶标的光流法(KLT)对实验室悬索桥模型进行了位移测量,并通过加速度计和有限元仿真验证了其系统参数识别结果的可靠性。

尽管以上研究在实验中取得了成功,但基于视觉的测量技术仍有一定的局限性。光流法在对特征点进行追踪时,需要遵循两个假定:光照恒定和小运动。相比之下,数字图像相关方法在处理变形前后对应点匹配时,能够应对光照的变化,以实现亚像素位移量的识别。目前,基于计算机视觉的大部分方法主要侧重于位移测量方法本身的描述和验证,但对在实际测量中引起误差的各部分原因较少涉及。由于环境影响以及测试数据可能存在的误差,需要在模态参数识别过程中充分考虑这些不确定因素。

针对传统分析方法中将模态参数视为确定量的不足之处,本文引入概率分析方法,将模态参数看作随机变量,遵循基本的模型假设。Katafygiotis等^[14]和Yuen^[15]提出将贝叶斯方法应用于模态参数识别,基于结构动力学理论,构建结构响应和模态参数之间的关系,借助完整的贝叶斯统计框架

来推理模态参数。另外,有学者提出了一种在时域内利用贝叶斯方法进行模态参数识别的方法^[16],可进一步运用在后续的有限元模型更新^[17]过程中,其结果与数值模型相吻合。但识别的模态参数在求解的过程中存在几个问题:①模态参数的最佳估计需要求解一个多维的数值优化问题;②在求解 Hessian 矩阵时需要用有限差分方法来求解;③随着自由度数量的增加,其目标函数求解过程涉及到病态矩阵的逆问题。Au^[18-19]通过选定在共振频率带中的单个模态来解决以上问题,提出了快速贝叶斯 FFT 的参数识别方法。通过分离模态^[20],利用概率模型中的协方差矩阵和最大可能值(Most Probable Value, MPV)来量化振动参数分析中存在的 uncertainty。同时,运用此方法,采用环境振动的数据,识别了一个主-次结构的模态参数^[21],其识别结果与实际结果基本一致。

尽管基于视觉的位移和振动监测方法已经在土木工程中应用了十多年,但大多数技术都需要将观测的物理目标靶附加到结构上,这一要求使得基于计算机视觉的结构振动位移监测在某些工况下难以实施。为克服此缺点,本文在借鉴已有算法的基础上,结合稳定性和抗噪性能良好的相关函数,编制了一套无需靶标标记的、基于视觉技术的结构运动位移估计方法,该方法能以亚像素精度自适应地估计建筑结构的振动信息。

针对视觉技术在实体模型测量的困难和成本问题,本文引入了 PBGM 模型^[9-10],即基于被测结构的有限元分析结果来确定其几何和变形的仿真图形模型。通过在 PBGM 模型前任意位置和方向

放置摄像机,模拟实体模型振动时位移的视频帧,以达到大大降低实验成本和验证视觉测量技术有效性的目的。本文将结合 PBGM 模型,讨论 DIC 视觉技术在位移测量过程中产生误差的原因,并针对测量数据误差、模型误差等因素,引入分离模态的快速贝叶斯 FFT 方法进行结构动力模态参数的识别。通过对基于计算机视觉的位移测量实例数据的分析,验证本文提出分析方法的有效性。

1 数字图像相关基本理论

1.1 数字图像相关方法的基本原理

2D-DIC 算法是基于子区变形,如图 1 所示,以每个计算点为中心,在参考图像上选取感兴趣区域作为当前计算点的子区,通过目标图像和参考图像子区内的像素点,构造一定的互相关函数,进行非线性最小二乘求解,计算位移和应变等数据。由于零均值归一化相关函数受光照和噪声的影响小,鲁棒性强。本文选用零均值归一化最小距离平方标准(ZNSSD)相关函数^[22],计算公式如下:

$$C_{\text{ZNSSD}} = \sum_{i=1}^I \left[\frac{f_i - \bar{f}}{f} - \frac{g_i - \bar{g}}{g} \right]^2, \quad (1)$$

其中, $\bar{f} = \frac{\sum f_i}{I}$ 、 $\bar{g} = \frac{\sum g_i}{I}$ 分别为参考图像和目标图像的灰度值均值, $f = \sqrt{\sum_{i=1}^I (f_i - \bar{f})^2}$ 、 $g = \sqrt{\sum_{i=1}^I (g_i - \bar{g})^2}$ 为子区的归一化函数,表征了子区灰度值的离散程度。 C_{ZNSSD} 数值越小,两类图像数据的相关性越好。ZNSSD 函数及 ROI 区域模板匹配实例如图 1 所示:

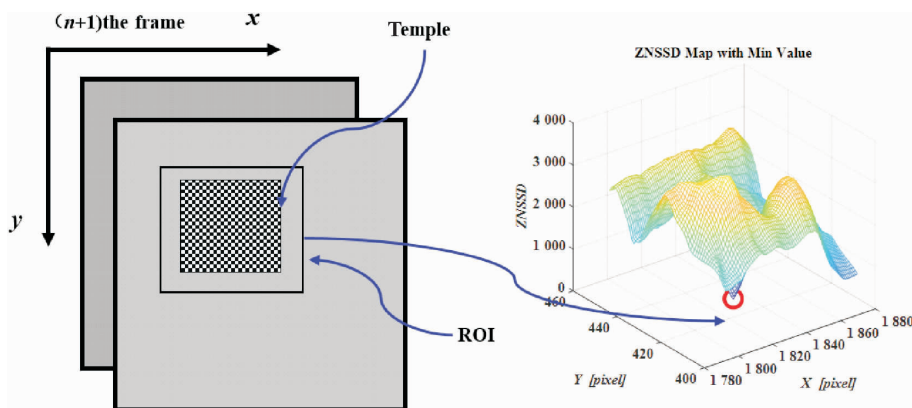


图1 ZNSSD 函数及 ROI 区域模板匹配实例

Fig. 1 ZNSSD function and ROI area template

1.2 数字图像相关的位移测量算法

数字图像相关最重要的一点是基于一个函数(相关标准)迭代求解其最优解(P^*),而相关标准本身就是一个非线性函数,其最优解的位置就位于其极小值处。最常用的方法即牛顿迭代法(Newton's method),但牛顿迭代法迭代速度慢。逆合成高斯-牛顿法(IC-GN)^[2]算法因其高效的计算效率被广泛使用。其实现原理:在得到原始形变子区后,计算相较于参考子区的增量,再通过增量变形参考子区找到与原始形变子区匹配最好的变形参考子区。通过在参考图像中设置子区 $f_i = F(x^0 + \Delta x^i x^0)$, 基于给定的一组形函数参数初值 p_{rc}^0 和 p_r^0 , 对目标函数不断迭代优化从而得到一个在 $p_{rr} = 0$ (原参考子区和形变参考子区完全重合) 的最优解 p_{rc}^* , 进而得到一组在形变图像上与参考子区最佳匹配的形变子区 $g_i^* = G(x^0 + \Delta x^i x^0) = G(x^0 + W(\Delta x_i, p_{rc}^*))$, 实现参考图像像素点和形变图像像素点的匹配。本文选用一阶形函数 $W^{SF1}(\Delta x^i x^0, p^{SF1})$ 能描述子区位移和拉伸(仿射变换), 但不能描述扭曲。在迭代求解亚像素位移的过程中, 首先通过相关计算得到整像素^[23]坐标作为迭代的初始值。假设上一次迭代的形函数参数为 p^{old} , 原参考子区变换到新参考子区的形函数参数为 p^r , 相应的增量为 Δp , 每次的起点都是原参考子区, 即形函数零点, 如此目标函数为

$$C_{ZNSSD}(\Delta p) = \sum_{i=1}^I \left[\frac{F(x^0 + w(\Delta x^i x^0, \Delta p)) - \bar{f}}{\sqrt{\sum_{i=1}^I (F(x^0 + w(\Delta x^i x^0, \Delta p)) - \bar{f})^2}} - \frac{G(x^0 + w(\Delta x^i x^0, p^{old})) - \bar{g}}{\sqrt{\sum_{i=1}^I (G(x^0 + w(\Delta x^i x^0, p^{old})) - \bar{g})^2}} \right]^2, \quad (2)$$

通过求解目标函数在 0 处的 Hessian 矩阵:

$$\nabla \nabla C_{ZNSSD}(\theta) \approx \frac{2}{\sum_{i=1}^I (F(x^0 + w(\Delta x^i x^0, 0)) - \bar{f})^2} \sum \left[\frac{dF(x^0 + w(\Delta x^i x^0, 0))}{d\Delta p} \right] \left[\frac{dF(x^0 + w(\Delta x^i x^0, 0))}{d\Delta p} \right]^T. \quad (3)$$

在 IC-GN 中迭代所需要使用的 Hessian 矩阵, 参与计算的都是一些已知量, 不会因为迭代次数而改变, 这意味着可以在迭代前将 Hessian 数值计算出来, 这样大大加快了每次迭代的运算速度并

提高了运算精度。得到 Hessian 矩阵之后, 可以计算出增量:

$$\Delta p = -\nabla C_{ZNSSD}(0) * \nabla \nabla C_{ZNSSD}(0)^{-1}. \quad (4)$$

接下来就是利用这个增量去更新参考子区与形变子区之间对应的形函数参数(p_{rc})。此时, 这个增量是相较于参考子区的(p_r), 需要将参考子区对应的参数转化为形变子区的形函数参数, 转换关系如下:

$$W(\Delta x^i x^0, p^{new}) = W(W(\Delta x^i x^0, \Delta p)^{-1}, p^{old}). \quad (5)$$

最后, 通过形函数参数 p 的系数矩阵的增广矩阵 $w(p)$, 得到更新式为

$$W(p^{new}) = W(p^{old}) W(\Delta p)^{-1}. \quad (6)$$

2 快速贝叶斯 FFT 算法

对健康监测系统采集到的振动位移信号 \tilde{x}_j 做 FFT 变换:

$$Y_k = F_k + iG_k = \sqrt{\frac{(2\Delta t)}{N}} \sum_{j=1}^N \tilde{x}_j \exp \left\{ -2\pi i \left[\frac{(k-1)(j-1)}{N} \right] \right\}, \quad (7)$$

其中, $k = 1, \dots, N$, Δt 是采样间隔, N 为采样点的数量, F_k 和 G_k 分别为 \tilde{x}_j 傅里叶变换 Y_k 的实部和虚部。求解振型最优值过程中的矩阵 A_0 。为

$$A_0 = \sum_k D_k = \sum_k (F_k F_k^T + G_k G_k^T), \quad (8)$$

采集的信号响应: $\tilde{x}_j = x_j(\theta) + \varepsilon_j$ 。其中, $x_j(\theta)$ 为结构模型的信号响应, ε_j 为由于模型误差、测量数据误差和噪声等造成的预测误差。

在实际应用中仅利用在选定频段内的 FFT 数据进行识别, 其由 $Z^k = [F_k^T \ G_k^T]^T$ 表示。根据贝叶斯定理, 并假设无先验信息, 则给定数据下的模态参数 θ (固有频率 f 、阻尼比 ε 、振型 θ 、预测误差谱密度 ρ^2 、模态激励下的功率谱 S_{ij}) 的后验概率密度函数(PDF)与似然函数 $p(\{Z_k\}|\theta)$ 成正比:

$$p(\theta|\{Z_k\}) \propto p(\{Z_k\}|\theta), \quad (9)$$

当 PDF 最大化时, θ 取最优值(MPV)。通过构造负对数似然函数(NLLF)对参数 θ 进行优化, 定义 NLLF 为

$$L(\theta) = -\ln p(\{Z_k\}|\theta), \quad (10)$$

则

$$p(\theta|\{Z_k\}) \propto \exp[-L(\theta)]. \quad (11)$$

当 NLLF 最小化时,可求 θ 的 MPV。已知当采样频率足够高、采样周期足够长时,NLLF 为

$$L(\theta) = \frac{1}{2} \sum_k \det C_k + \frac{1}{2} \sum_k Z_k^T C_k^{-1} Z_k. \quad (12)$$

C_k 为 Z^k 的协方差矩阵:

$$C_k = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \emptyset \text{Re} \mathbf{H}_k \emptyset^T & -\emptyset \text{Im} \mathbf{H}_k \emptyset^T \\ \emptyset \text{Im} \mathbf{H}_k \emptyset^T & \emptyset \text{Re} \mathbf{H}_k \emptyset^T \end{pmatrix} + \frac{\sigma^2}{2} \mathbf{I}_{2n}, \quad (13)$$

其中, \emptyset 为振型, \mathbf{H}_k 为位移响应的谱密度矩阵, σ^2 为预测误差的方差, \mathbf{I}_{2n} 为 $2n$ 阶的单位矩阵。 $\{f, \varepsilon, s, \rho^2\}$ 的后验协方差矩阵对应其矩阵的左上角的 4×4 矩阵。

通过选择一个共振频率带,简化后的负对数似然函数表达如下:

$$L(f, \varepsilon) \sim \sum_k \ln(D_k(f, \varepsilon) + N_f \ln[N_f^{-1} \sum_k D_k(f, \varepsilon)^{-1} \tilde{D}_k]^{-1}) + \text{const}. \quad (14)$$

通过对式(14)数值优化可得到自振频率 f 和阻尼比 ε 的 MPV 值,当仅涉及到二维变量时非常省时。

对振型进行不确定性分析,引入:

$$E(\rho) \sim \left(1 + \sum_{j=2}^n \delta_j^2\right)^{-\frac{1}{2}}, \quad (15)$$

当式(15)越接近 1 时,振型的不确定性越小。其中, δ_j^2 为协方差矩阵,为对应于振型 \emptyset 的 $n \times n$ 阶矩阵按升序排列后的相关特征值。

为确定 f 和 ε 的最优值(MPV),需要解决一个多维数值优化问题。Au 等^[18-19]通过选择共振频率带中的单个模态的方法简化了这个问题,从而避免了随着自由度数量增加而引起的病态矩阵逆问题。该方法通过参数搜索的方式,使似然函数最大化,从而获得频率 f 和阻尼比 ε 的最优值。而振型的最优值则通过矩阵 \mathbf{A}_θ 最大特征值对应的特征向量来确定。为量化模态参数结果的不确定性,通过后验协方差矩阵(MPV 处的 Hessian 矩阵的逆矩阵)来反映。

3 实验算例

3.1 实验设置

本文选择美国伊利诺伊大学香槟分校 Newmark 实验室^[24]的钢桁架桥模型作为研究算例,以其对应的 PBGM 模型振动视频为研究数据,验

证所提方法的有效性。该模型建立过程^[9-10]如下:①根据未变形目标结构的有限元模型,利用图形渲染软件为目标结构模型添加表面纹理和横截面,转换为逼真的仿真图形模型,即未变形的 PBGM 模型;②将各种工况下有限元分析计算的结构变形信息,施加给初始的仿真图形模型,即得到变形的 PBGM 模型;③在变形的 PBGM 模型前任意位置和方向摆放摄像机,得到结构的变形视频或者图像。视频数据中桁架结构设置了 6 种不同的损伤工况,并收集了每种损伤工况的振动视频数据,具体工况信息如表 1 所示。视频分辨率为 $1\,920 \times 1\,080$ 像素,帧率为 120 Hz。测量的主次节点和视频拍摄范围如图 2 所示,监测范围内桁架杆件进行的编号如图 3 所示。

表 1 损伤工况

Table 1 Damage conditions

工况	损伤单元号	损伤程度 (单元刚度减少量)/%
Damage1	横杆单元 3	52.7
Damage2	竖腹杆单元 18	52.7
Damage3	横杆单元 6	42.5
Damage4	竖腹杆单元 16	72.5
Damage5	横杆单元 11	60.0
Undamaged	无损伤单元	0.0

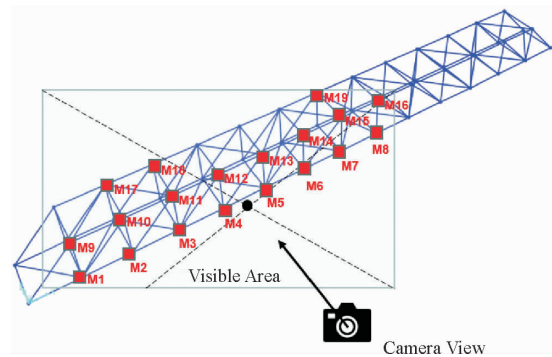


图 2 主(M1 ~ M16)和次(M17 ~ M19)桁架节点以及 PBGM 摄像机视图

Fig. 2 Monitoring points (M1 ~ M16) and (M17 ~ M19) and the view of the PBGM camera

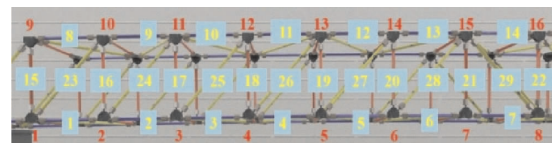


图 3 桁架结构节点号与单元号

Fig. 3 Node and element numbering for truss structure

3.2 节点位移提取和误差分析

与桁架结构构件相连接的节点运动状态可以用来描述桁架结构本身的运动状态和动力特征。桁架本身是由离散构件组成,且桁架单元连接处附近的像素灰度要比其他部位更加明显,可以作为天然的标靶,能够大大节省基于计算机视觉进行振动位移提取的工作量。针对以上构件体系特点,使用本文提出的计算机视觉方法对视频数据进行分析,提取得到主节点 M1 ~ M16 的位移时程曲线,程序框架如图 4 所示。如图 5(a) ~ (c)所示,利用基于 PBGM 模型的视频帧,可以对视频帧域内的末行架节点(M8)进行子区搜索与模板匹配。

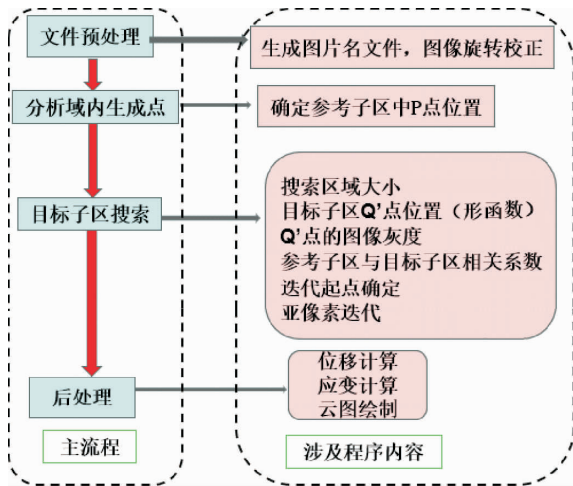


图 4 程序框架流程图

Fig. 4 Flow chart of data processing

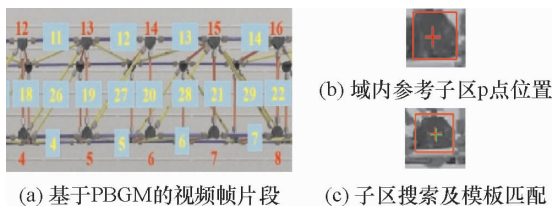


图 5 基于 DIC 技术的视觉位移测量方法的步骤

Fig. 5 Steps of the visual displacement measurement method by DIC technology

如上述图 2 所示,节点 M17、M18、M19 分别在节点 M10、M11、M15 的背面,使得子区点的搜索存在一定困难,因此,主要对位于测点 M1 ~ M16 对应的振动位移进行分析。根据相机中心略低于桁架结构模型中心和高阶频率对应的振型(图 6)可知,在高阶模态参与下,测点 M15 出现较大的扭转,产生平面外的运动。从而节点 M15 在位移后

处理中,比例因子出现误差,使得图像在平面内位移出现偏移,导致产生虚假位移。

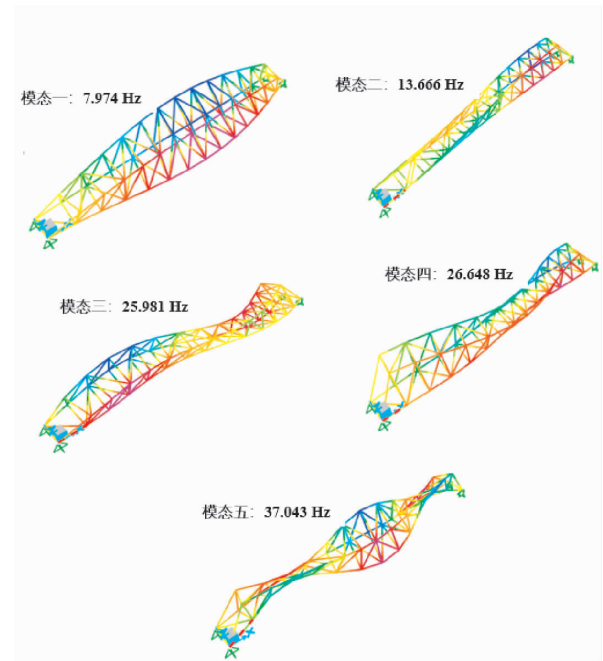


图 6 有限元模型的频率和对应的振型

Fig. 6 The natural frequencies (Hz) and modal shapes of the finite element model

根据 PBGM 模型提供工况 undamaged 的实际真实位移数据(GT-data)与通过本文算法提取得到的桁架结构主要测点的垂直位移进行对比,如图 7 所示。为了衡量从视频中提取位移数据的准确性,可以用均方根相对误差来度量观测值和真实值之间的偏差。对主要测点 M1 ~ M16 的振动位移提取结果,用均方根相对误差进行视觉数据处理结果的精度,如图 8 所示。

从图 8 可以看出,节点 M9 的均方根位移与实际位移均方根的相对误差最大,这是因为 M9 靠近结构支撑同时位于结构顶部,扭转振动对其总体动态位移的贡献比重相对更大。如图 6 所示,通过 PBGM 模型对应的振型图可知,位于结构模型上部的监测点,由于平面外成像对应的动态位移分量比重更大,从而在视频帧的子区搜索、模板匹配和像素到实际位移的比例因子精确求解精度相对要低一些,从而会产生平面内的虚假位移。由于摄像机的中心标高低于结构模型的中心,对位于结构顶部 M9 ~ M16 测量点的节点位移,其辨识提取误差相对较大。如图 7 所示,结构底部 M1 ~ M8 监测点的动态位移辨识误差比结构顶部 M9 ~

M16 监测点的辨识误差相对较小,这是因为底部测点高度基本和摄像机中心高度一致,在子区搜

索和模板匹配方面更加准确。

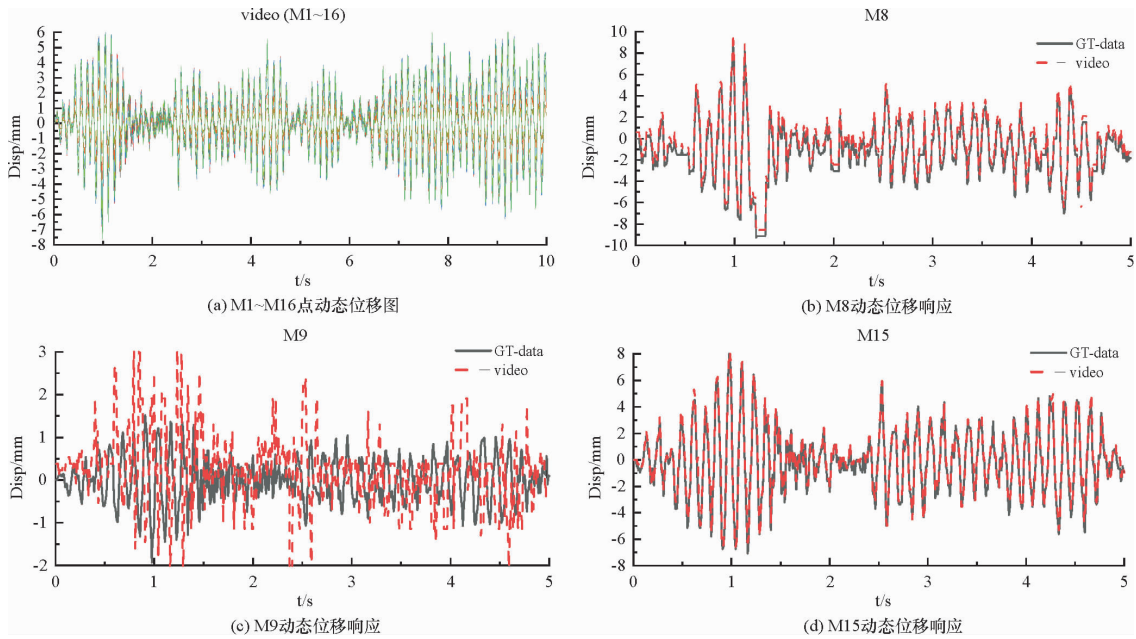


图7 视觉垂直位移 (M1 ~ M16) 及部分测点实际位移与对应的真值结果对比

Fig. 7 Visual vertical displacement (M1 ~ M16) and comparison of partial point actual displacement with corresponding true values

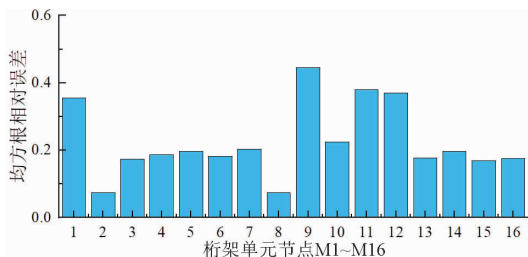


图8 测点 M1 ~ M16 位移均方根的相对误差值

Fig. 8 The relative error for RMS displacement for monitoring points M1 ~ M16

3.3 基于快速贝叶斯 FFT 模态参数识别

为了评估基于数字图像相关的视觉测量方法的准确性,并考虑实际数据测量误差,本文采用快速贝叶斯 FFT 分析处理两组节点位移响应数据。这种方法可以识别模态参数的最优值 (MPV),并根据模态参数识别结果的变异系数,进行通过快速贝叶斯 FFT 模态参数识别方法对不同计算机视觉数据处理结果的不确定性分析评估。

为了验证快速贝叶斯 FFT 方法对动力模态参数识别的可靠性和识别结果的精度,将此方法的模态参数识别结果与使用 SAP 2000 建立的有限

元模型进行数值对比。基于计算机视觉技术采集的振动视频数据,利用 DIC 技术识别监测节点 M1 ~ M8 的位移响应。随后,采用快速贝叶斯 FFT 方法识别模态参数,包括前 5 阶自振频率、阻尼比及振型等模态参数的 MPV 值和变异系数,并与 FEM 理论值进行对比分析,具体结果如表 2 所示。表 3 所示为采用监测节点 M9 ~ M16 的视频振动数据进行模态参数的辨识结果。监测节点 M1 ~ M16 对应的振动位移功率谱密度如图 9 所示。对比表 2 和表 3 两组数据得到的模态参数辨识结果可知,利用与监测节点 M1 ~ M8 对应的视觉振动位移数据进行贝叶斯 FFT 模态参数识别,其识别精度更高,对应的识别结果变异系数也更小。其原因可能是相对于监测节点 M9 ~ M16,底部监测点 M1 ~ M8 所在高度,刚好大致与摄像机中心高度一致,在子区搜索和模板匹配方面更加准确,因此,得到的计算机视觉振动位移与真实值更加接近,模态参数识别的精度也越高。同时,从表 2 和表 3 也可看出,频率和振型的识别结果,其不确定性相对较小,而阻尼比的识别结果表现出较大的不确定性。

表2 M1 ~ M8 有限元模型的理论值与识别结果

Table 2 The theoretical values and identification results of modal parameters obtained from the measured data for M1 ~ M8 nodes

模态阶次	频率				阻尼比				振型	
	MPV /Hz	COV /%	FEM /Hz	相对 误差/%	MPV /%	COV /%	理论值 /%	相对误差 /%	ρ	MAC
1	7.975	0.752 1	7.974	0.012 5	1.52	50.627 9	1.00	52.00	1.00	1.000 0
2	13.321	0.151 1	13.666	-2.524 5	1.13	67.309 8	1.00	13.00	1.00	0.989 1
3	26.024	0.045 2	25.981	0.165 5	1.58	55.580 8	1.00	58.00	1.00	0.999 7
4	26.648	0.150 0	26.643	0.018 8	1.70	49.833 9	1.00	70.00	1.00	0.822 8
5	37.045	0.007 0	37.043	0.005 4	1.61	33.413 1	1.00	61.00	1.00	0.990 7

表3 M9 ~ M16 有限元模型的理论值与识别结果

Table 3 The theoretical values and identification results of modal parameters obtained from the measured data for M9 ~ M16 nodes

模态阶次	频率				阻尼比				振型	
	MPV /Hz	COV /%	FEM /Hz	相对 误差/%	MPV /%	COV /%	理论值 /%	相对误差 /%	ρ	MAC
1	7.962 7	0.752 1	7.974	-0.141 7	2.19	41.090 7	1.00	119.00	0.999 842	0.996 0
2	12.692 1	0.610 5	13.666	7.126 44	1.57	77.439 4	1.00	57.00	0.999 993	0.988 5
3	26.318 1	0.301 3	25.981	1.412 96	1.58	55.580 8	1.00	58.00	0.999 969	0.999 5
4	26.390 0	1.727 4	26.643	-0.949 6	1.06	86.564 7	1.00	6.000	0.999 925	0.803 2
5	37.241 5	0.446 7	37.043	0.535 86	1.32	58.322 8	1.00	32.00	0.999 998	0.989 6

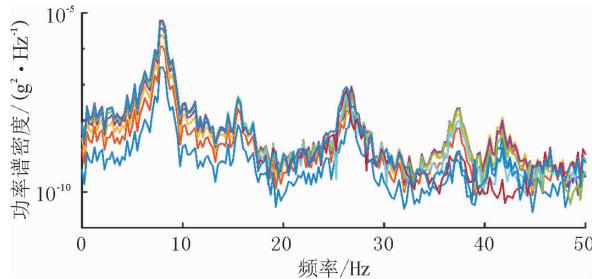


图9 样本数据的PSD

Fig. 9 PSD function for sampling data

4 结论

综上所述,得到以下结论:

(1) 本文运用 DIC 技术,根据被监测对象的结构布置特点,提出一种在无需特别设置靶标的情况下,利用计算机视觉图像,对监测结构进行振动位移的估计方法,能以亚像素精度自适应地估算得到被测桁架结构的节点振动信息。

参考文献:

- [1] Peters W H, Ranson W F. Digital imaging techniques in experimental stress analysis [J]. Optical Engineering, 1982, 12 (3): 427-431.
- [2] Blaber J, Adair B, Antoniou A. Ncorr: Open-source 2D digital image correlation Matlab software [J]. Experimental Me-

(2) 对比在本监测桁架不同部位(节点 M1 ~ M8 和节点 M9 ~ M16 处)对应的振动视频数据,分析了 M9 ~ M16 测点处测试数据产生误差的原因,由于结构平面外振动和高阶模态振动的参与,以及上述监测点相对于用于视觉测量的摄像机中心位置不同,导致对应于上述节点在振动位移数据识别以及动力模态参数识别精度方面比 M1 ~ M8 监测点的识别精度要略低。

(3) 快速贝叶斯 FFT 方法,相比传统动力模态参数辨识方法而言,不仅能够提供模态参数识别结果的不确定性,还能够间接反映出不同监测点所得到的视觉振动监测数据结果的误差程度。此外,通过视频振动数据的分析,整体而言,结构自振频率和振型识别结果的不确定性相对较小,而阻尼比的识别结果表现出较大的不确定性。同时,采用快速贝叶斯 FFT 方法得到的动力模态参数辨识结果与有限元仿真分析结果基本一致。

- chanics, 2015, 55:1105-1122.
- [3] Atkinson D, Becker T. A 117 line 2D digital image correlation code written in MATLAB[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18): 2906.
- [4] Mousa M A, Yussof M M. A simple two-dimensional digital image correlation model for out of plane displacement using smartphone camera[J]. Journal of Engineering Science and Technology, 2021, 16: 10-17.
- [5] 徐瑞. 基于 DIC 的材料拉伸实验有限元分析及研究[D]. 武汉:武汉工程大学,2022.
- [6] 潘兵,谢惠民,续伯钦,等. 数字图像相关中的亚像素位移定位算法进展[J]. 力学进展,2005,35(3): 345-352.
- [7] 邵新星,陈振宁,戴云彤,等. 数字图像相关方法若干关键问题研究进展[J]. 实验力学,2017,32(3):305-325.
- [8] Lin Y K, Huang P B, Ni Z H, et al. Full-field vibration measurements by using high-speed two-dimensional digital image correlation[J] Applied Sciences, 2023,13(7):4257.
- [9] Narazaki Y, Hoskere V, Eick B A, et al. Vision-based dense displacement and strain estimation of miter gates with the performance evaluation using physics-based graphics models[J]. Smart Structures and Systems, 2019, 24(6): 709-721.
- [10] Narazaki Y, Gomez F, Hoskere V, et al. Efficient development of vision-based dense three-dimensional displacement measurement algorithms using physics-based graphics models [J]. Structural Health Monitoring,2021,20(4):1841-1863.
- [11] Gomez F, Narazaki Y, Hoskere V, et al. Bayesian inference of dense structural response using vision-based measurements [J]. Engineering Structures, 2022, 256:113970.
- [12] Barros F, Aguiar S, Sousa P J, et al. Displacement monitoring of a pedestrian bridge using 3D digital image correlation[J]. Procedia Structural Integrity, 2022, 37: 880-887.
- [13] 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, 2020,18(1): 84-96.
- [14] Kafygiotis L S, Papadimitriou C, Lam H F. A probabilistic approach to structural model updating [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 1998, 17(7/8):495-507.
- [15] Yuen K V. Structural modal identification using ambient dynamic data[D]. Hong Kong: Hong Kong University of Science and Technology,1999.
- [16] Yuen K V, Kafygiotis L S. Bayesian fast Fourier transform approach for modal updating using ambient data[J]. Advances in Structural Engineering, 2003, 6(2):81-95.
- [17] Yuen K V, Kuok S C. Bayesian methods for updating dynamic models[J]. Applied Mechanics Reviews, 2011, 64(1): 010802.
- [18] Au S K. Fast Bayesian ambient modal identification in the frequency domain, Part I: Posterior most probable value[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 26:60-75.
- [19] Au S K. Fast Bayesian ambient modal identification in the frequency domain, Part II: Posterior uncertainty[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 26:76-90.
- [20] Au S. Fast Bayesian FFT method for ambient modal identification with separated modes[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2011,137(3):214-226.
- [21] Au S K, Zhang F L. Ambient modal identification of a primary-secondary structure by fast Bayesian FFT method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28: 280-296.
- [22] Pan B, Qian K M, Xie H M, et al. Two-dimensional digital image correlation for in-plane displacement and strain measurement: A review[J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20:062001.
- [23] 白晓虹. 数字图像相关(DIC)测量方法在材料变形研究中的应用[D]. 沈阳:东北大学,2011.
- [24] Narazaki Y, Hoskere V, Bao Y Q, et al. Special issue of the 2nd International Competition of Structural Health Monitoring (IC-SHM 2021)[J]. Smart Structures and Systems, 2023, 31(4): 1-2.