

利用计算机视觉识别人行桥时变模态参数

朱前坤^{1,2}, 崔德鹏¹, 张琼^{1,2}, 杜永峰^{1,2}

(1. 兰州理工大学防震减灾研究所, 甘肃 兰州 730050; 2. 兰州理工大学西部土木工程防震减灾教育工程研究中心, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 人行桥健康监测及状态评估需解决的关键性问题是: 如何根据实测响应信号准确估计桥梁阻尼比及自振频率等时变模态参数。为此提出了一套新的方案, 首先采用基于 HS 光流法的分段光流法获取桥梁振动全场位移响应, 然后通过重新定义目标函数, 利用自适应遗传算法优化变分模态分解(VMD), 对各个位移时程进行分解, 结合希尔伯特变换(HT)曲线拟合 VMD 分解得到的单模态信号求出瞬时频率和阻尼比。在人行桥模型上利用此方案测试不同行人在控制步频、自由行走下的结构响应, 得到多组有效的结构位移响应并与激光位移计作对比验证, VMD-HT 分解得到的行人-结构相互作用下的瞬时频率和阻尼比与 941B 传感器作对比验证。结果表明: 采用分段光流法的视觉非接触式测量方法对结构响应具有较高的测量精度与激光位移计的对比误差为 0.85%。根据实测信号, 利用 VMD-HT 可有效估计结构的时变模态参数。在行人-结构相互作用下, 结构自振频率随人数和位移的增加而减小, 最大减幅为 14.12%, 阻尼比随人数和位移的增加而增大, 最大增幅为 398.33%, 控制步频行走相比于自由行走对时变模态参数的影响更大。

关键词: 计算机视觉; 时变结构; 参数识别; VMD; 光流法

中图分类号: TU317; TU17 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(XXXX)XX-0001-10

引言

近年来, 随着新型、高强建筑材料在结构中的广泛应用和结构造型要求的提高, 更多轻质、低频、阻尼小的人行结构出现, 人致振动已成为结构设计中不可忽略的问题^[1]。对于轻质结构, 存在行人-结构相互作用问题, 往往会因为行人步频与结构基频接近而产生共振现象, 而忽略行人-结构之间的相互作用, 会导致计算的结果与实测值偏离^[2], 因此识别行人-结构时变系统模态参数具有重要意义。

目前, 国内外对行人-结构相互作用的时变系统展开了大量的研究, 朱前坤等^[3]搭建了钢结构玻璃人行桥, 通过大量实测数据统计行人-结构竖向动力耦合效应下结构动力特性和行人动载因子的变化规律以及影响因素。Liu 等^[4]进行了考虑人体结构相互作用的钢混凝土复合地板加速度响应的理论和试验研究, 在理论分析中, 将人和地板子系统分别被理想化为线性振子模型和各向异性矩形板, 采用了加权残值法和摄动法相结合的方法得到解析解。Nimmen 等^[5]提出了用于分析结构响应的参考人群-结构模型和统计方法, 介绍了简化模型, 验证了

简化模型在人群诱导振动预测方面与参考模型的良好近似, 并通过在感兴趣的频率范围内具有多个模态的实际人行桥的应用来评价其性能。综上所述, 目前已有的对于行人-结构耦合效应的研究主要集中在模拟和试验布线采集结构响应, 关注点都是行人-结构共振时的结构一点或多点的动力响应。若需获取多点的动力响应, 需在结构上安装大量的接触传感器, 对行人-结构相互作用下全场结构动力特性的变化并没有深入探讨。

随着计算机技术的发展, 计算机视觉因其非接触、省时省力、成本低、效率高, 可提供视觉感知等优点, 受到国内外研究人员的关注^[6]。目前, 计算机视觉在结构位移、损伤、变形等方面的监测应用广泛^[7-8]。以往获取结构全场位移时程的尝试大多由数字图像相关法、云纹干涉法和散斑干涉法以及网格法组成, 其中数字图像相关法最为流行, 但是数字图像相关法对微小位移的识别精度很难达到工程要求^[9]。光流技术可以亚像素精度识别出运动物体, 目前的光流技术以 HS 光流法、LK 光流法^[10]为主, LK 只能得到局部光流而 HS 相比于 LK 在全场光流识别的精度上具有显著优势。笔者基于 HS 光流法建立了结构全场位移识别技术, 对行人-结构交互作

收稿日期: 2021-08-09; 修订日期: 2021-09-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52168041, 51868046); 研究生教育质量工程(56-256017)。

作者简介: 朱前坤(1981-), 男, 教授, 博导。电话: 13679488676; E-mail: zhuqk@lut.cn。

用的结构响应进行全场识别。

由于结构和人体阻尼相差较大,行人在结构上不断移动,使得行人-结构竖向动力相互作用系统是时变系统,国内外时变参数系统识别的方法有小波变换(WT)、希尔伯特-黄变换(HHT)、解析模态分解法(AMD)等,这些方法都存在模态混叠、虚假模态等问题。针对以往存在的问题,提出了变分模态分解(VMD),它是一种结合维纳滤波、Hilbert变换和频率混叠的完全自适应非递归的信号处理技术^[11]。本文基于VMD对结构响应进行时变参数的求解,得到系统的时变频率和阻尼比。

本文在已有研究成果基础上,为研究人行桥时变模态参数的变化,利用本文提出的方案在实验室搭建了钢结构玻璃人行桥模型,针对行人-结构相互作用下的模态参数变化展开试验研究。在人行桥模型上进行了多组行人-结构耦合试验,通过分段光流法和VMD-HT识别分析大量实测数据,统计行人-结构耦合效应下结构时变模态参数的变化规律以及影响因素,验证方案的可行性。

1 方案原理

本文研究的人行桥梁时变模态参数识别方案主要由两部分组成,第一部分是利用计算机视觉获取结构全场位移,是一种基于HS光流法的改进算法,本文称为分段光流法,其以消费级相机作为采集设备,利用桥梁表面的彩带进行HSV阈值分割和图像二值化,结合边缘检测和高斯滤波器获取结构边缘特征向量,再对光流矢量设定阈值过滤,以此获取合适的光流场,相机的标定采用文献[10]的方法,根据边缘与中心标定参数进行线性插值可实现全场的标定;第二部分是利用VMD-HT技术将实测信号进行分解进而求出各分量的瞬时频率和阻尼比,为了提高VMD的效率,针对结构振动信号定义了一个新的目标函数,采用遗传算法对VMD参数进行优化,整个方案流程如图1所示。

1.1 光流的概念

光流可以被认为是在一幅图像中亮度模式的表面运动分布。它是图像中所有像素点的二维运动场,其中每个像素点的运动向量可以理解为一个光流,所有的光流组成了光流场。如图2所示,观测场景中可见点的三维速度在二维成像表面的投影。对于运动图像,光流估计的过程是建立包含所有运动向量的运动场。

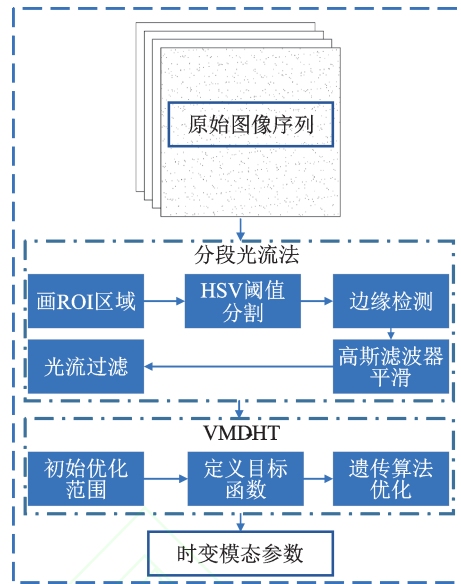


图1 方案流程

Fig. 1 Solution process

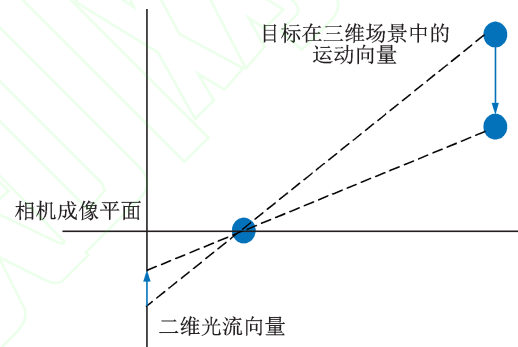


图2 三维运动在二维运动上的投影

Fig. 2 The projection of three dimensional motion onto two dimensional motion

1.2 HS光流法

该算法是由Horn和Schunck提出的基于梯度的光流计算方法,此方法可用于计算稠密光流。HS模型基于亮度恒定,使用线性各向同性平滑项,其主要原理^[12]如下

包括全局能量函数,即

$$E(u_1, u_2) = \frac{1}{2} \int (f_x u_1 + f_y u_2 + f_t)^2 dx + \lambda \int [(\nabla u_1)^2 + (\nabla u_2)^2] dx \quad (1)$$

式中 u_1 为水平方向的光流; u_2 为垂直方向的光流; λ 为系数, $\nabla f = [f_x, f_y]^T$, $f_t = f_2 - f_1$, 其中 f_1 和 f_2 是两个连续的图像帧。

式(1)右边的第一项用于计算初始光流的数据项,数据项由光流约束方程和泰勒展开得到,即

$$f(x + u_1, y + u_2, t + 1) - f(x, y, t) = f_x u_1 + f_y u_2 + f_t = 0$$

式(1)右边第二项是平滑项,HS模型假设光流场是连续光滑的,然后利用平滑项使光流场光滑。

如下式所示利用欧拉-拉格朗日方程求解式(1),即

$$\begin{cases} J_{11}u_1 + J_{12}u_2 - \lambda \nabla u_1 = -J_{13} \\ J_{21}u_1 + J_{22}u_2 - \lambda \nabla u_2 = -J_{23} \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{其中, } \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} & J_{13} \\ J_{21} & J_{22} & J_{23} \\ J_{31} & J_{32} & J_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x f_x & f_x f_y & f_x f_t \\ f_y f_x & f_y f_y & f_y f_t \\ f_t f_x & f_t f_y & f_t f_t \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{cases} [u_1]_{i,j}^{k+1} = \frac{\lambda([u_1]_{i-1,j}^k + [u_1]_{i+1,j}^k + [u_1]_{i,j-1}^k + [u_1]_{i,j+1}^k) - [J_{12}]_{i,j}[u_2]_{i,j}^k - [J_{13}]_{i,j}}{[J_{11}]_{i,j} + 4\lambda} \\ [u_2]_{i,j}^{k+1} = \frac{\lambda([u_2]_{i-1,j}^k + [u_2]_{i+1,j}^k + [u_2]_{i,j-1}^k + [u_2]_{i,j+1}^k) - [J_{22}]_{i,j}[u_1]_{i,j}^k - [J_{23}]_{i,j}}{[J_{22}]_{i,j} + 4\lambda} \end{cases} \quad (5)$$

式中 $k+1$ 表示下一次迭代, k 表示当前的结算结果; i 与 j 表示像素点坐标。

1.3 分段光流法

尽管采用当前的 HS 光流法可以估算结构全场位移,但是计算过程复杂,抗干扰能力差,容易产生错误的光流估计,最终的计算精度无法满足要求。笔者在已有的基础上对 HS 光流法进行改进,提出了分段光流法。通过预先将结构成像部分设定为 ROI 区域区分行人运动与结构响应运动。由于光流估计对纹理梯度有依赖性,但是一般的结构表面都缺乏丰富的纹理,而且周期性的纹理分布容易导致错误的光流估计,为更好地获得结构边缘特征向量和较好的梯度变化,本文在结构表面安装彩条,在离线阈值颜色表中查出对应 HSV 阈值(HSV—色调(Hue)、饱和度(Saturation)、亮度值(Value)),进行图像二值化再利用 Sobel 算子进行边缘检测,最后利用高斯滤波器的二维扩展平滑边缘信号获得相应的梯度矢量或法矢量。为了进一步提高计算效率,设定光流矢量阈值进行过滤,如图 3 所示,不仅减少光流计算量,亦提高了光流的鲁棒性。

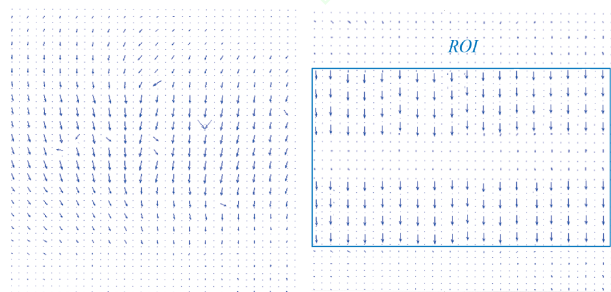


图 3 光流场

Fig. 3 Optical flow field

一般取 Sobel 算子内核大小为 3 时会产生明显误差,本文在 Sobel 算子内核大小为 3 时采用 Scharr 算子,可提高鲁棒梯度, Scharr 算子的内核算式为

根据式(2),可以看出 HS 算法的原理是通过计算

$$\begin{cases} J_{11}u_1 + J_{12}u_2 + J_{13} = 0 \\ J_{21}u_1 + J_{22}u_2 + J_{23} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

获取初始光流,然后获得连续的光流场 Δu ,利用半隐式迭代,即

$$S_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix}, S_y = \begin{bmatrix} -3 & 0 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 3 & 10 & 3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

若 I 代表原始图像, $G_x = S_x \cdot I$ 代表经水平方向的边缘检测图像, $G_y = S_y \cdot I$ 代表经垂直方向的边缘检测图像,图像的梯度即为 $[G_x, G_y]^T$,每个像素点的梯度为 $[G_x(x, y), G_y(x, y)]^T$,可求得在极坐标下为 $[m(x, y), \theta(x, y)]^T$,即可得梯度的幅值 m 和幅角 θ ,即

$$m(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (7)$$

$$\theta(x, y) = \arctan [G_x(x, y)/G_y(x, y)] \quad (8)$$

本文将 $[180^\circ \sim 360^\circ]$ 梯度方向投影到 $[0^\circ \sim 180^\circ]$ 上,然后均匀划分为 k 个区域。边缘方向直方图第 j 柱的值由方向属于 θ_j 的梯度幅值相加得到,即

$$E_j = \sum_{\theta(x,y) \in \theta_j} m(x, y) \quad (9)$$

式中 θ_j 代表第 j 区域的取值范围,可通过如下算式进行归一化

$$F_i = \frac{\epsilon + E_i}{\epsilon + \sum_{i=1}^k E_i} \quad (10)$$

式中 F_i 表示第 i 区域的边缘方向特征归一化,为避免出现分母为零的情况, ϵ 可取数值小的整数。

最后通过高斯滤波器在空间和时间上平滑的构思对检测边缘进行双边平滑^[9],其处理流程如图 4 所示。

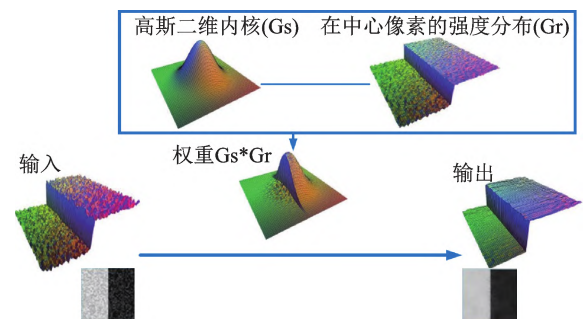


图 4 高斯双边平滑

Fig. 4 Gaussian bilaterally smooth

利用 HS 光流法得到了相应光流场 $u(x, y)$, $u_{x,i,j}, u_{y,i,j}$ 为光流场的水平分量和垂直分量, 进而可以求得光流矢量的幅值和相位信息。为了提高光流的鲁棒性, 需要对所得到的光流矢量进行适当处理, 设定 $T_{s_{\min}}, T_{s_{\max}}$ 分别为最小阈值和最大阈值, 过滤小于 $T_{s_{\min}}$ 和大于 $T_{s_{\max}}$ 的光流矢量。

$$T_{s_{\min}} = \frac{\sum_{p_{i,j} \in R} |F(x, y)|}{Area} \omega_{\min} \quad (11)$$

$$T_{s_{\max}} = \frac{\sum_{p_{i,j} \in R} |F(x, y)|}{Area} \omega_{\max} \quad (12)$$

式中 $|F(x, y)|$ 表示光流矢量的幅值, $Area$ 表示任意区域的面积, ω_{\min} 和 ω_{\max} 是最大阈值和最小阈值的调节因子。

1.4 变分模态分解

变分模态分解 (VMD) 是一种新的信号自适应分解技术, 可以把非线性非平稳信号分解为 K 个独立具有不同带宽的模态。每个分量的稀疏特性采用分解信号的频谱带宽来衡量, 每个模态 u_k 以中心频率 ω_k 进行分解, 为了估计每个模态分量的带宽, VMD 利用希尔伯特变换计算各模态对应的解析信号, 得到其单边频谱, 然后通过频率平移将每个模态频谱平移到各自估计的中心频率位置, 最后计算频移后信号梯度范数的平方来估计各模态分量的带宽^[13]。由此产生的变分约束问题为

$$\min_{u_k, \omega_k} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \sum_k u_k = f$$

$$\sum_k = \sum_{k=1}^K \quad (13)$$

式中 u_k 表示分解得到的离散 IMF 分量, $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$; ω_k 是每个模态的中心频率, $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$; $\delta(t)$ 为 Dirac 分布; $*$ 为卷积符号; K 为分解的模态数。

为了得到上述变分问题的最优解, 引入增广 Lagrange 函数, 将其转变为非约束变分问题, 即

$$L(u_k, \omega_k, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (14)$$

式中 λ 是 Lagrange 乘子; α 是二次项的惩罚因子。

利用交替方向的算子乘法 ADMM (Alternate

Direction Method of Multipliers) 搜索式 (14) 的鞍点即为式 (13) 约束变分问题的最优解。由于篇幅有限, VMD 和希尔伯特变换的计算步骤详见文献 [11, 14]。

1.5 基于遗传算法的 VMD 参数优化

VMD 算法中存在两个重要的参数: 分解层数 K 和惩罚因子 α , 这两个参数的设定对信号分解的效果起着至关重要的作用, 用智能优化算法确定参数在故障诊断等领域取得了一定成果^[15]。本文采用自适应遗传算法对 VMD 算法参数进行优化, 预先设定一个合理的优化范围, 设某信号参数组合为 (k_z, α_z) , 根据文献 [16] 所提出的包络熵概念, 则原始信号经 VMD 分解后的分量包络熵为

$$E_i = - \sum_{j=1}^N p_{i,j} \lg p_{i,j},$$

$$p_{i,j} = a_i(j) / \sum_{j=1}^N a_i(j) \quad (15)$$

式中 i 是原信号分解的 IMF 序号; $p_{i,j}$ 是 $a_i(j)$ 的归一化形式; $a_i(j)$ 是 IMF 分量经 Hilbert 解调后的包络信号。

为进一步提高优化效率和准确性, 弥补传统目标函数仅能反映周期特性而无法反应冲击特性的不足, 本文对传统仅以熵值为目标函数的优化方法进行了改进, 引入了适应度指标 (fitness)。适应度指标可使分解得到的信号分量具有较大的能量占比, 且与原信号保持较高的相关性。适应度指标包括能量评价指标和相关性评价指标, 即

$$H = \sum_{i=1}^k \frac{u_k^2}{x^2} \in (0 \sim 1) \quad (16)$$

$$R = \min \{r(u_k, x)\} \in (0 \sim 1) \quad (17)$$

式中 H 是能量评价指标; R 是相关性评价指标。为便于优化, 构造了联合评价函数 $G = E \cdot R$ 即适应度函数公式如下

$$G_{\text{fitness}} = \left(1 - \sum_{k=1}^K \frac{u_k^2}{x^2} \right) (1 - \min \{r(u_k, x)\}) \quad (18)$$

将包络熵与适应度指标融合后的遗传算法综合目标函数 Z 可表示为 $Z = E_i + \frac{1}{\text{abs}(G_{\text{fitness}} - 1)}$, 因

此优化目标可表达为 $\begin{pmatrix} \min(Z) \\ \text{s.t. } k_{\min} \leq k_z \leq k_{\max} \\ \alpha_{\min} \leq \alpha_z \leq \alpha_{\max} \end{pmatrix}$, 利用自

适应遗传算法^[17] 搜索参数范围, 确定参数最优值, 其优化流程如图 5 所示。

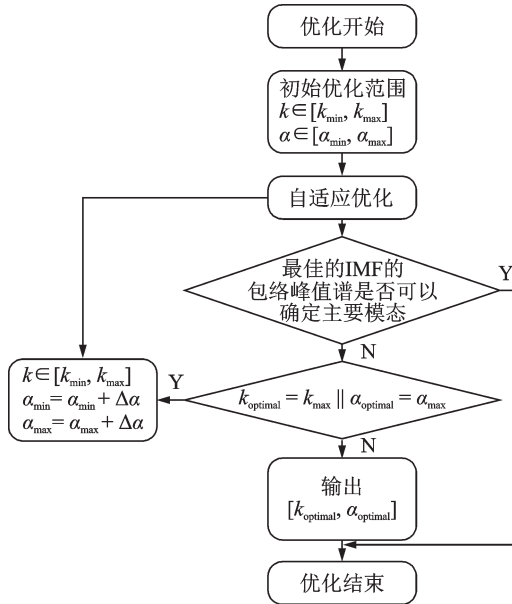


图5 自适应遗传算法优化过程

Fig. 5 Adaptive genetic algorithm optimization process

2 试验设计及模态参数识别

试验结构是一座长 10.1 m, 宽 1.6 m 的简支钢-玻璃组合人行桥, 主梁选取为两根 10.1 m 国产 20a 轻型工字钢母材, 无焊接; 次梁为 6 根 1.4 m 国产 20a 轻型工字钢, 主次梁之间采用焊接, 组成钢框架。桥面采用透明玻璃铺设, 均为双层夹胶钢化玻璃(总厚 22 mm)。为了验证分段光流法的识别精度, 在激振器激励下与激光位移计进行结构跨中位移的对比。再利用 DG1022U 进行线性扫频, 将加速度传感器得到的振型与分段光流法识别的振型进行对比。在考虑行人-结构相互作用下得到分段光流法识别的信号与传感器的信号, 利用同一组工况数据对比求得的瞬时频率和瞬时阻尼比, 以此验证本文提出方案的鲁棒性, 整个试验平台如图 6 所示。采用自然环境激励技术(NExT)测试人行桥模型的

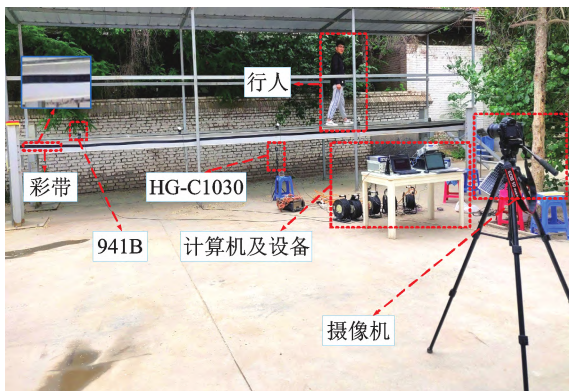


图6 试验平台

Fig. 6 Test platform

模态, 测点布置如图 7 所示, 共 18 个测点, 采用移动传感器的方式进行测试, 共设置 3 组, 每组 5 个移动测点加 1 个参考点, 在环境激励下测得的人行桥模态参数如表 1 所示。

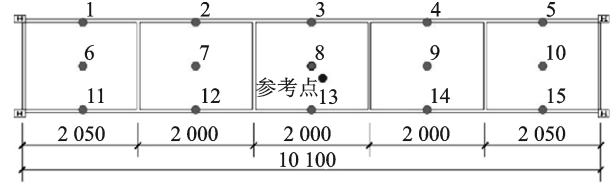


图7 测点图

Fig. 7 Measuring point figure

表1 自然环境激励下人行桥模态参数

Table 1 Modal parameters of footbridge under natural environment excitation

阶数	振型	频率 f_i /Hz	阻尼比 η_i /%
1	竖弯	4.320	0.447
2	竖弯	15.639	0.764

2.1 试验工况

试验中的人员均为在校大学生, 皆为健康成年人, 试验共进行了单人、双人、三人、四人、五人的 5 种人群行走激励, 每种人群行走需要完成以控制步频 2.0 Hz 的行走(固定频率步行是测试者在电子节拍器的引导下依据声响踏节拍完成), 以及不同速率的自由行走, 整个试验工况如表 2 所示。

表2 试验工况

Table 2 Test conditions

工况	人数	行走方式
工况 1	单人	
工况 2	双人	
工况 3	三人	控制步频、自由行走
工况 4	四人	
工况 5	五人	

2.2 试验设备

在考虑耦合效应的时变参数识别试验是在人行桥模型上进行的。相机采用的是佳能 5D4, 视频分辨率为 1080P (1920 像素 \times 1080 像素), 帧数为 50 fps, 因为相机只能识别出 1/2 帧数内的频率, 故本文方案只能识别出结构 25 Hz 的自振频率。为了达到较好的试验效果, 相机与激光位移计、加速度传感器, 采样频率都设定为 50 Hz, 进行同步采样。整个试验用到的设备具体型号及数量如表 3 所示。

表3 试验设备

Table 3 Testing equipment

设备	型号	数量
相机	佳能 5D4	1
激光位移计	HG-C1030	1
加速度传感器	941B型竖向拾振器	6
激振器	APS400	1
放大器	APS145	1
信号发生器	DG1022U	1
16通道数据采集仪	INV采集分析仪	1

2.3 数据分析

试验中的误差均以归一化均方根误差计算算法来衡量,具体公式如下

$$NRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \times 100\% \quad (19)$$

经本文多次试验发现,分段光流法调节因子 ω_{\min} 和 ω_{\max} 在结构振动响应中分别取值0.20和4.50时的计算精度达到最高。在激振器激励下的HG-C1030与分段光流法的位移时程曲线,以及分段光流法识别的位移转换成加速度后与941B的加速度时程曲线如图8所示。分段光流法识别的结果与941B对比的误差为1.42%,这是由于接触式传感器灵敏度高对环境激励识别精准,能捕捉高频信号和结构的内部信号,但分段光流法与HG-C1030识别的形状、趋势和峰值点基本一致,其识别误差为0.85%,自振频率的识别精度较高。通过DG1022U线性扫平波,分段光流法全场识别的振型与941B对比如图9所示,由于941B只有5个点的数据,在振型识别上与

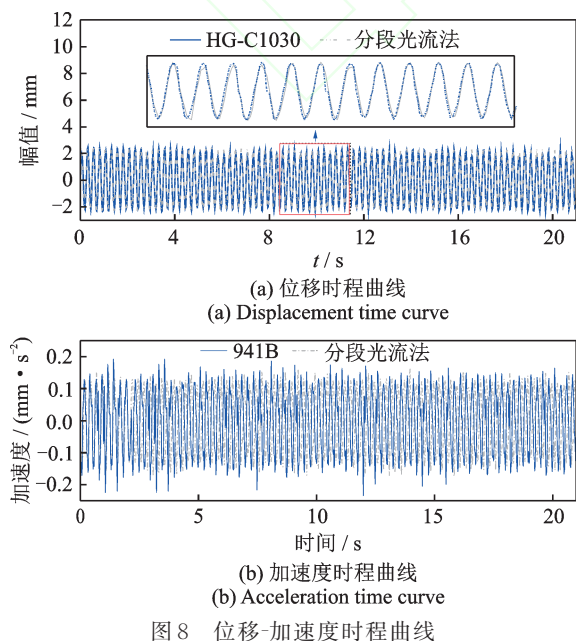


图8 位移-加速度时程曲线

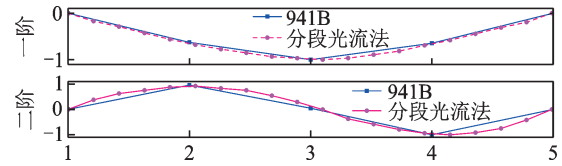


图9 振型形态

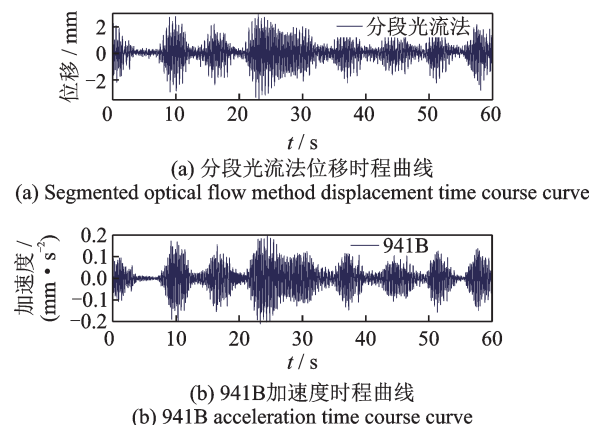
Fig.9 Vibration modes

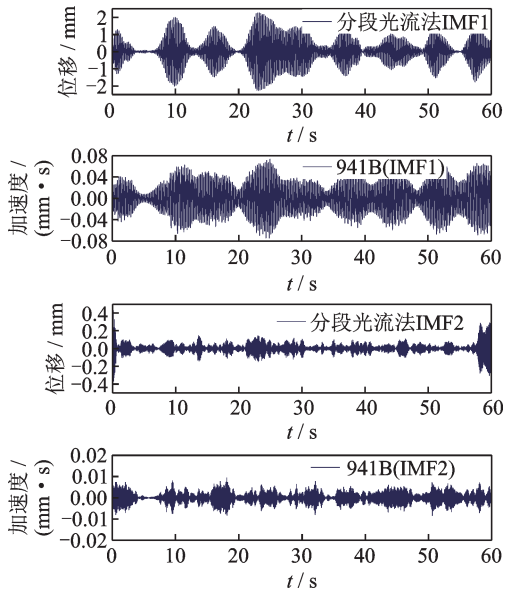
分段光流法存在一定的差异,但总体相关性较好。

由于篇幅有限,仅展示了在单人控制步频行走作用下结构的位移时程曲线及其在VMD分解后确定共6个主要模态数,根据主频及主频带宽在带通滤波后剔除能量占比小的虚假噪声模态,频率中心 $\{f_i\}$ 初步判定在2,4,15 Hz附近,用遗传算法求解得惩罚因子 α 的最优值为3200,接着令 $K=3$, $\alpha=3200$, $\{\omega_k^1\}=\{f_i\}$,利用自适应遗传算法参数优化后的VMD分解结构响应。因为第一主频2.0 Hz是人行走的频率,虽然能量占比很大,但并不是结构的自振频率,所以剔除该数据,得到结构一阶、二阶模态的IMF分量,经HT变换求解出瞬时频率曲线和瞬时阻尼比曲线,并与传感器941B测得的结果作对比,如图10所示为测点13的模态参数识别结果。

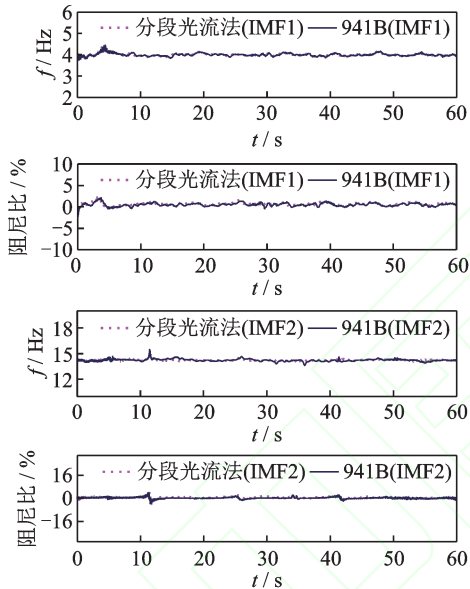
改进的VMD算法成功分离出了2个结构主频率成分的信号分量,且每个分量仅包含单一频率的振动模态,并没有出现模态混叠现象,在带通滤波的影响下,噪声得到了一定程度的减少。为了更好地评价本文方案对全场时变模态参数识别的效果,用13号测点和11号测点的识别的结果与941B传感器的识别结果进行误差对比,如表4所示。

从表4可以看出,本文识别的方法,尽管含有噪声但是与接触式传感器在频率上保持高度一致,13号测点位于边缘跨中位置,在激励下能最好地反映出结构的振动特性,11号测点位移支座附近,激励下的结构振动幅度较小,在视觉中难以感知,利用计算机视觉分析出的振动特性不能完全反映出结构的性质,与接触式的传感器有一定的差距。频率和阻





(c) VMD分解结果
(c) VMD decomposition results



(d) 各个分量频率与阻尼比识别结果
(d) Identification results for each component frequency and damping ratio

图 10 VMD-HT 模态参数识别结果

Fig. 10 VMD-HT modal parameter identification results

表 4 误差对比

Table 4 Error comparison

参数	1 阶		2 阶	
	13 号	11 号	13 号	11 号
f_i	0.30%	0.84%	1.80%	2.50%
η_i	2.35%	3.73%	4.91%	6.21%

尼比一阶的识别精度远高于二阶的识别精度,频率的识别最大误差未超过 3%,阻尼比的识别最大误差未超过 7%,这表明该方法具有较好的准确性和适用性。目前,时变阻尼比的识别并没有精确的方法,阻尼比的实测结果存在突变的情况,由于在自由行走或倍频行走下的激励包络曲线或者衰减下的包

络曲线,在多种因素耦合下,很容易出现接近垂直的包络线,曲线拟合得到的单模态信号阻尼比会出现负的情况,因而存在突变的情况。阻尼比的识别效果较差,在实际工程测试中,阻尼比参数与其他结构参数不同,没有一个衡量的标准,结构的阻尼比识别比较困难^[18],但是从整体识别情况而言,阻尼比的识别值处于人行桥阻尼比取值的合理范围之内,下文将对在人行-结构相互作用下人行桥时变阻尼比和频率进行统计分析。

2.4 时变参数统计

为了更直观地看出时变参数的变化规律和控制端点效应的影响,将试验测得的数据进行统计,在每组数据置信度为 0.95 的置信区间内按时间序列随机抽样的方式取出 30 个数。图 11 为在行人控制步频和随机行走作用下结构一阶频率和一阶阻尼比变化散点图。由图可知,在考虑行人-结构相互作用后,结构一阶自振频率明显降低,且随着行人的增加降低趋势明显,而结构一阶阻尼比随人数的增加明显增大。行人控制步频作用下的结构自振频率和阻尼比集中在均值±1 倍方差范围内,离散程度较小,频率变异系数为 0.038。行人随机行走下的结构自振频率相比于控制步频行走,其离散程度大,频率变异系数为 0.059。控制步频和随机行走下的阻尼比离散程度接近,其变异系数分别为 0.46 和 0.53。

表 5 是不同人数在控制步频和自由行走作用下的一阶频率和阻尼比的均值(括号内为自由行走

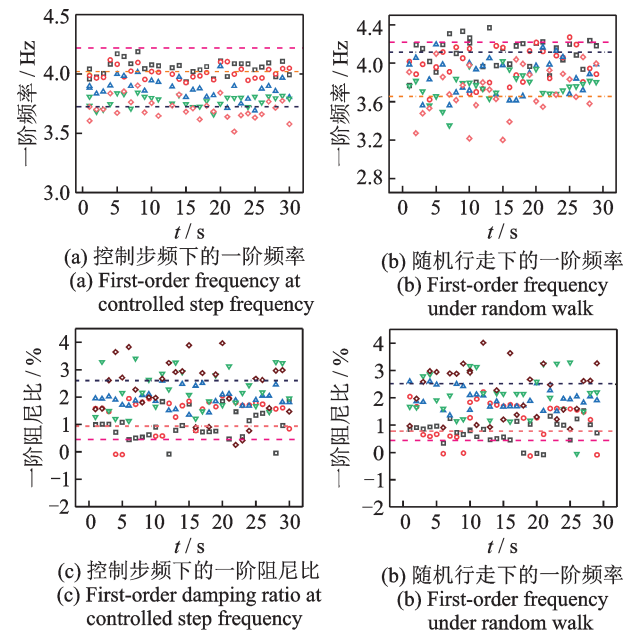


图 11 一阶频率和阻尼比识别结果

Fig. 11 First order frequency and damping ratio identification results

表 5 参数均值

Table 5 The mean parameters

参数	单人	双人	三人	四人	五人
f_i/Hz	4.05(4.08)	3.96(3.97)	3.87(3.88)	3.77(3.75)	3.69(3.71)
$\eta_i/\%$	0.96(0.76)	1.46(1.21)	1.94(1.96)	2.20(2.07)	2.30(2.23)

别参数)。由表可知不同行人行走对耦合系统的时变参数有较大的影响,单人控制步频作用下的结构频率最大降幅为 14.58%,阻尼比最大增幅为 414.54%,且控制步频行走相比于随机行走对结构模态参数的影响更大。

图 12 是结构一阶频率和阻尼比与位移的关系,从图中可知一阶阻尼比随位移的增加而增加,在位移峰值处达到最大值,可能是此时更多的阻尼机制参与到结构的耗能,例如支座处的摩擦等,但是变化率随位移增加而逐渐减小,由于在更大的位移下有更多的能量耗散源会出现。相反,自振频率随位移增加而减小,由于行人-结构相互作用导致的位移增加改变了结构的形式,系统质量受到行人的影响,结构自振频率在位移增加后变化率会逐渐减小。通过一条拟合曲线来近似表达阻尼比与位移、频率与位移的关系。

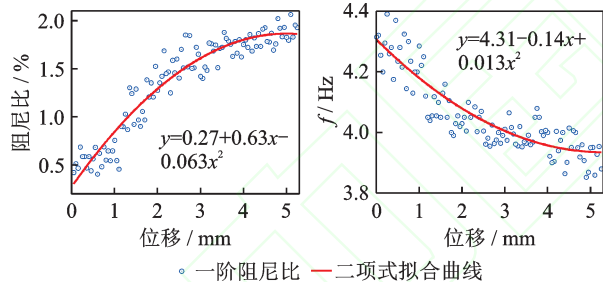


图 12 一阶频率和阻尼比与位移的关系

Fig. 12 The relation of first order frequency and damping ratio to displacement

图 13 为结构模态参数随行人人数的变化率,变化率定义为考虑行人-结构相互作用时的时变参数在置信度 0.95 的置信区间得出的均值与结构空

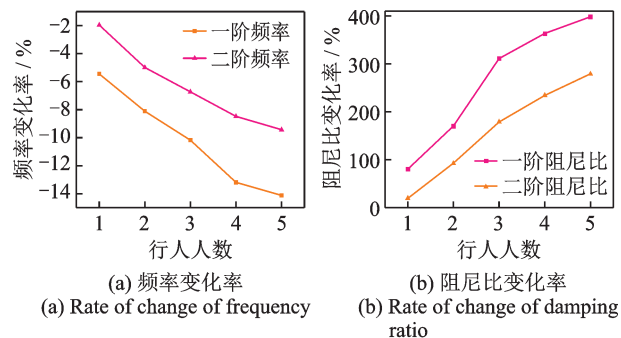


图 13 频率和阻尼比变化率

Fig. 13 Rate of change of frequency and damping ratio

载时值的差值再与空载时值的比值。从图 13 可以看出,在行人作用下结构频率有所降低,一阶频率最大变化率的绝对值为 14.12% 大于二阶 9.47%,且频率变化的绝对值随着人数的增加有所减少;行人作用下的结构阻尼比增加明显,一阶最大变化率的绝对值为 398.33% 大于二阶 279.14%,且随着人数的增加有所减少,但变化率总体很少。因此按本文方法得出的试验结果与文献[19]中理论分析规律一致。

3 结 语

本文基于计算机视觉为人行桥时变模态参数识别提供了一套新的方案。方案中的视觉识别方法操作简单,计算机与识别目标之间无需布线,具有非接触识别的特点,后期信号处理采用 VMD-HT 的方法分析结构时变参数,总结如下:

(1) 方案中基于 HS 光流法的分段光流法配合人行桥表面的彩带,通过引入 HSV 对图像进行二值化处理,结合边缘检测和高斯滤波器获取结构边缘特征向量,再对光流矢量设定阈值过滤,以此获取合适的光流场,从而优化了梯度,提高了计算速度和识别精度。通过人行桥模型试验验证了分段光流法对结构位移识别的可行性,与 HG-C1030 对比的误差为 0.85%,满足工程的要求为后期识别结构时变模态参数提供了保障。

(2) 基于 VMD 的参数识别方法,通过定义一个新目标函数,经自适应遗传算法优化后的 VMD-HT 可准确获取行人-结构相互作用下的振动信号各分量自振频率和阻尼比的瞬时变化特性,通过与 941B 对比的频率和阻尼比一阶最大误差为 0.84% 和 3.73%,二阶最大误差为 2.50% 和 6.21%。表明该方法是一种精度高、鲁棒性好的时变系统模态参数识别技术。

(3) 通过对人行桥模型试验进行统计分析,得出控制步频行走相比自由行走对结构模态参数的影响更大,结构自振频率随人数和位移增加而减小,最大减幅为 14.12%,阻尼比随人数和位移增加而增大,最大增幅为 398.33%,且结构一阶变化率的绝对值大于二阶,随着人数的增加而逐渐减小。

参考文献:

- [1] Jiménez-Alonso F, Sáez A, Caetano E, et al. Lateral crowd-structure interaction model to analyse the change of the modal properties of footbridges [J]. Structural

- Control and Health Monitoring, 2019, 26(6): e2356.1-e2356.15.
- [2] Bocian M, Brownjohn W, Racic V, et al. Time-dependent spectral analysis of interactions within groups of walking pedestrians and vertical structural motion using wavelets [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 502-523.
- [3] 朱前坤, 马法荣, 张琼, 等. 行人-结构竖向动力耦合效应试验研究 [J]. 建筑结构学报, 2020, 41(11): 125-133.
- Zhu Qian-kun, Ma Fa-rong, Zhang Qiong, et al. Experimental study on vertical dynamic coupling effect of pedestrian-structure [J]. Journal of Building Structures, 2020, 41(11): 125-133.
- [4] Liu J, Cao L, Chen F. Theoretical analysis of human-structure interaction on steel-concrete composite floors [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2020, 146(4): 04020007.
- [5] Nimmen V, Pavic A, Broeck d. A simplified method to account for vertical human-structure interaction [J]. Structures, 2021, 32: 2004-2019.
- [6] 朱前坤, 崔德鹏, 杜永峰. 基于网络摄像机的桥梁挠度非接触识别 [J]. 工程力学, doi: 10.6052/j.issn.1000-4750.2021.03.0221.
- Zhu Qian-kun, Cui De-peng, Du Yong-feng. Non-contact identification of bridge deflection based on network camera [J]. Engineering Mechanics, doi: 10.6052/j.issn.1000-4750.2021.03.0221.
- [7] 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 Li-xun, Liu Tong, et al. Structural system identification based on computer vision [J]. China Civil Engineering, 2018, 51(11): 17-23.
- [8] 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 Xiao-wei, Dong Chuan-zhi. Review of vision-based structural displacement monitoring [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(11): 21-39.
- [9] Bhowmick S, Nagarajaiah S, Lai Z. Measurement of full-field displacement time history of a vibrating continuous edge from video [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144: 106847.
- [10] 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(08): 145-153.
- Zhu Qian-kun, Chen Jian-bang, Zhang Qiong, et al. A non-contact recognition for deflection influence line of footbridge based on computer vision [J]. Engineering Mechanics, 2021, 38(08): 145-153.
- [11] 孙猛猛, 鄧伦海. 基于VMD的建筑结构模态参数识别 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(01): 175-183+190.
- Sun Meng-meng, Zhi Lun-hai. Modal parametric identification of building structures based on VMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(1): 175-183.
- [12] Feng W, Jin Y, Liu W. Displacement field determination using an iterative optical flow strategy [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(7): 075402.
- [13] 顾文景, 周丽. 改进VMD算法在颤振试验信号模态参数辨识中的应用 [J]. 振动工程学报, 2021, 34(2): 292-300.
- Gu Wen-jing, Zhou Li. Modal parameter identification based on optimized variational mode decomposition and its application in signal processing of flutter test [J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(2): 292-300.
- [14] Mousavi A, Zhang C, Masri F, et al. Structural damage localization and quantification based on a CEEM-DAN hilbert transform neural network approach: a model steel truss bridge case study [J]. Sensors, 2020, 20(5): 1271.
- [15] Wang X, Yang Z, Yan X. Novel particle swarm optimization-based variational mode decomposition method for the fault diagnosis of complex rotating machinery [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 68-79.
- [16] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(05): 73-81.
- Tang Gui-ji, Wang Xiao-long. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(05): 73-81.
- [17] 张京钊, 江涛. 改进的自适应遗传算法 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(11): 53-55.
- Zhang Jing-zhao, Jiang Tao. Improved adaptive genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(11): 53-55.
- [18] Torvik J. On estimating system damping from frequency response bandwidths [J]. Journal of Sound and Vibration, 2011, 330(25): 6088-6097.
- [19] Zhu Q, Hui X, Nan N, et al. Study on the vertical dynamic coupled effects of the crowd-structure system based on the social force model [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2019, 23(5): 2243-2253.

Identification of time-varying modal parameters of pedestrian bridges using computer vision

ZHU Qian-kun^{1,2}, CUI De-peng¹, ZHANG Qiong^{1,2}, DU Yong-feng^{1,2}

(1. Institute of Earthquake Protection and Disaster Mitigation, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. Western Center of Disaster Mitigation in Civil Engineering of Ministry of Education, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The key problem in footbridge health monitoring and condition assessment is to accurately estimate time-varying modal parameters such as damping ratio and natural frequency of the bridge based on measured response signals. Thus, a new set of solutions is proposed. First of all, based on the HS optical flow method of segmented optical flow method for bridge vibration to the displacement response, Then, by redefining the objective function, the adaptive genetic algorithm was used to optimize the variational mode decomposition (VMD), and then each displacement time history was decomposed, Hilbert transform (HT) curve was used to fit the single mode signal obtained from VMD decomposition to get the instantaneous frequency and damping ratio. Through the pedestrian bridge model, this solution is used to test the structural responses of controlled frequency and free walking performed by different pedestrians are tested, multiple sets of effective structural displacement responses are obtained and it is compared with the laser displacement meter, and the instantaneous frequency and damping ratio of pedestrian structure interaction obtained by VMD-HT decomposition are compared with the 941B sensor for verification. The results show that the visual non-contact measurement method adopting the segmented optical flow method shows high measurement accuracy for the structure response, and the error is 0.85% compared with the laser displacement meter. According to the measured signal, the VMD-HT is able to effectively estimate the time-varying modal parameters of the structure. By pedestrian-structure interaction, the natural frequency of the structure decreases with the increase of the number of people and the displacement, the maximum reduction is 14.12%, and the damping ratio increases with the increase of the number of people and the displacement, the maximum increase is 398.33%. Controlled frequency walking has a greater impact on time-varying modal parameters than free walking.

Key words: computer vision; time-varying structure; parameter recognition; VMD; optical flow