

基于相位光流法的结构振动微小位移测量^①

王浩林, 刘 源, 王 芸

(长安大学 信息工程学院, 西安 710064)

通信作者: 王浩林, E-mail: 1196031500@qq.com



摘 要: 随着数码相机的成本降低和普及, 基于计算机视觉的非接触式结构健康监测技术越来越受到重视. 传统的接触式测量仪器可能导致轻质结构上的质量负荷, 并且在大型土木结构上安装和维护成本高且耗时, 特别是对于长期应用. 作为一种替代的非接触方法, 使用数码相机的计算机视觉方法成本相对较低、灵活. 针对传统光流方法在微小位移测量精度和稳定性不足的问题, 本文提出了一种改进的基于相位的光流法来计算结构的振动位移. 在这种方法中, 通过引入基于相位的视频运动放大方法中构造的部分复数可操纵滤波器, 与视频序列图像的卷积得到结构的局部空间相位信息. 接着通过基于相位的光流法计算结构振动的像素位移. 最后通过降噪处理和比例因子法将像素位移转换为真实位移. 实验室简支梁振动实验结果证明, 本文的方法相比于其他光流方法在微小位移计算上具有更高的精确度和稳定性.

关键词: 位移测量; 计算机视觉; 基于相位的光流; 运动放大

引用格式: 王浩林, 刘源, 王芸. 基于相位光流法的结构振动微小位移测量. 计算机系统应用, 2022, 31(2): 358–365. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8439.html>

Phase-based Optical Flow Method for Micro Displacement Measurement of Structural Vibration

WANG Hao-Lin, LIU Yuan, WANG Yun

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: With the cost reduction and popularization of digital cameras, non-contact structural health monitoring technology based on computer vision has been paid more and more attention to. Traditional contact measuring instruments may cause mass loads on lightweight structures, and the installation and maintenance on large civil structures are costly and time-consuming, especially for long-term applications. As an alternative non-contact method, the computer vision method using digital cameras has relatively low cost and is flexible. In order to solve the problem of low accuracy and stability of the traditional optical flow method in micro displacement measurement, this study proposes an improved phase-based optical flow method to calculate the vibration displacement of structures. In this method, the partial complex steerable filter constructed in the phase-based video motion magnification method is introduced to convolute with the video sequence image to obtain the local spatial phase information of structures. Then, the phase-based optical flow method is used to calculate the pixel displacement of structural vibration. Finally, the pixel displacement is transformed into real displacement by noise reduction and the scale factor method. The experimental results show that the proposed method has higher accuracy and stability than other optical flow methods.

Key words: displacement measurement; computer vision; phase-based optical flow; motion magnification

① 收稿时间: 2021-06-24; 修改时间: 2021-07-20, 2021-07-27; 采用时间: 2021-08-13; csa 在线出版时间: 2022-01-17

随着我国基础设施建设的需求和数量的不断扩大, 巨大数量的基础设施需要定期检查评估以确保其安全性和可靠性. 近年来利用结构健康监测 (SHM) 技术管理基础设施成为研究人员关注的热点. 以模态分析为中心的基于结构动力学的振动方法是民用、机械和航空结构健康监测、模型表征和更新最广泛使用的技术之一^[1].

桥梁结构的模态分析需要通过分析传感器的振动数据来确定模态特性, 传统的传感器多为接触式传感器, 如加速度计, 通过直接固定在结构表面上进行测量. 这种方法通常非常精确并具有高动态范围, 人们也可以通过使用应变仪来测量动态应变^[2]. 但接触式传感器在许多人类难以到达的结构处安装困难、费时且昂贵, 并且对于长期监测而言, 传感器的传输电缆或电池维护也是一个挑战. 最近非接触式传感器系统用于结构振动测量, 如微波遥感^[3], 数字图像处理^[4], 激光多普勒技术^[5,6]和基于视频序列的光流分析^[7]. 这些方法的优点在于传感器不需固定在结构上, 并且随着消费级相机的普及和算法的改进, 基于计算机视觉的位移测量技术越来越受到研究人员关注.

目前在结构位移检测领域内应用较多的方法有模板匹配、数字图像相关技术 (DIC)、SIFT 特征点匹配、传统 Lucas-Kanade 光流神经、基于深度学习的光流等方法. 例如 Ye 等人^[8]通过在桥梁上使用专用的视觉标记如二维码或 LED 灯进行模板匹配监测大跨度桥梁的结构位移, 这种方法的限制是仍需在结构表面添加人工目标. Mazzoleni 等人^[9]通过 DIC 第一次在土木结构上估算人群引起的垂直动荷载. Khuc 等人^[10]研究使用尺度不变特征变换 SIFT 方法进行结构位移测量, 和传统传感器之间的最大差异小于 5%. Zhao 等人^[11]结合支持相关滤波算法与 Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) 算法测量斜拉桥的位移, 但仅在 KLT 算法上较为鲁棒. Dong 等人^[7]提出一种基于神经网络 Flownet2 的全场光流法位移计算方法, 比传统的光流算法具有更高的精度.

人眼感知运动的范围是有限度的, 对于视频中许多幅度微小的运动, 人眼无法感知. 最近, 一种用于可视化肉眼看不见的微小运动的运动放大算法受到关注, 基于欧拉的运动放大和基于相位的运动放大算法类似于流体流动分析的欧拉框架^[12-14], 即跟踪图像中每一像素在不同帧中亮度的变化. Wadhwa 等人^[13]通过复数可操纵金字塔将图像分解为多尺度的相位和幅值图, 再通过放大系数放大不同帧之间的相位差, 将放大后的相

位叠加对图像进行重构, 放大了微小位移. 2015 年, Chen 等人^[15]结合基于局部相位的光流技术^[16], 将基于相位的运动放大算法拓展为一种可以量化微小运动的光流法, 并用于悬臂梁的模态识别. 2017 年, Chen 等人^[17]测量了校园建筑顶部距离超过 175 m 的天线塔, 识别出 0.21 mm 的谐振振幅, 小于 1/170 像素. Cha 等人^[18]通过卡尔曼滤波降低了基于相位的光流法的噪声. Shang 等人^[19]通过基于运动放大的光流法进行人行天桥的多点模态频率和振型测量, 误差均小于 4%. 基于相位的光流法在微小位移测量方面显示出巨大的应用潜力.

目前基于相位的光流法在桥梁结构振动检测方面应用较少, 本文受以上研究启发, 并根据 Diamond 等人^[2]对基于相位运动放大的光流法精确度的验证研究, 提出了一种基于相位的改进光流法计算结构微小位移的方法. 本文选择基于相位的运动放大方法中的构造的复数可操纵金字塔中的第一层 y 方向滤波器来计算局部相位, 利用局部相位轮廓不变性求得视频中运动结构的像素位移时间历程, 再通过比例因子将像素位移转换为实际位移. 并在实验室通过搭建简支梁模型进行振动测量实验并与传感器进行对比, 验证了本文方法的性能.

1 结构微小振动位移计算方法设计

1.1 位移测量系统流程

本文提出的基于相位的光流法计算结构微小位移实验流程如图 1 所示, 大致可分为 4 个步骤: 数据采集、数据预处理、基于相位的光流法计算位移和数据后处理. 首先进行相机标定, 建立二维图像和三维真实世界之间的对应关系, 并通过相机采集结构振动视频数据. 接着进行数据预处理, 采集的视频需要进行裁剪选择出感兴趣 (region of interest, ROI) 区域, 目的是降低运算量. 并将视频拆解为帧, 因为位移计算是计算第一帧和第 n 帧之间的位移. 第 3 步就是计算像素位移, 采用改进的基于相位的光流法计算振动的像素位移. 最后是数据的后处理, 算法要对像素位移数据进行降噪处理, 并将像素单位的位移转换为物理单位的位移并进行数据结果分析.

1.2 相机标定

相机标定是为了估计投影过程. 在基于视觉的结构位移测量研究中, 常用的方法主要有 3 种: 比例因子法、全投影矩阵法和平面单应矩阵法^[7]. 当相机和镜头的轴垂直于运动平面时, 比例因子计算为真实世界物

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. Dong 等人^[7] 建议使用径向畸变可忽略不计的变焦镜头, 以避免现场应用中繁琐的摄像机固有矩阵校准工作. 本文中所使用的数码相机具有失真校正功能, 且本文实验中相机镜头光轴垂直于物体运动平面, 因此选择比例因子法将运动结构的像素运动转换为毫米的物理单位.

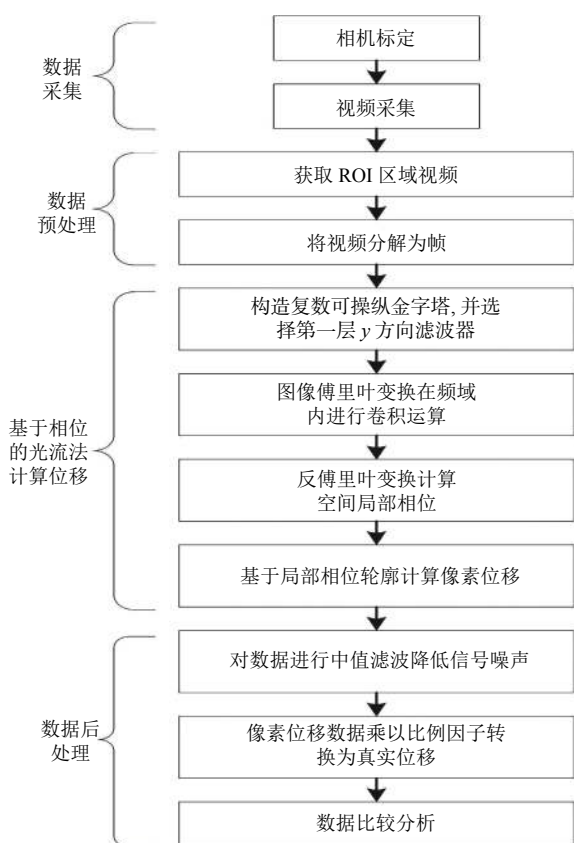


图1 实验流程图

1.3 滤波器构造

可操纵金字塔 (steerable pyramid) 是一种过完备变换, 根据空间比例、方向和位置分解图像. 变换的基函数类似于 Gabor 小波, 由高斯包络加窗的正弦曲线, 并且是可操纵的^[20]. 可操纵金字塔的定向频带 $\psi_{l,\theta}$ 中的频域转换函数是基本滤波器的不同尺度和不同方向的副本, 由尺度 l 和方向 θ 决定. 如图2所示, 每一块区域均代表一组滤波器副本. 频率轴范围从 $-\pi$ 到 π , $K=4$, 分为4个方向和多层尺度^[21]. 基本函数通过尺度变换和方向变换组成多组滤波器副本 (初始高通带和最终低通子带除外).

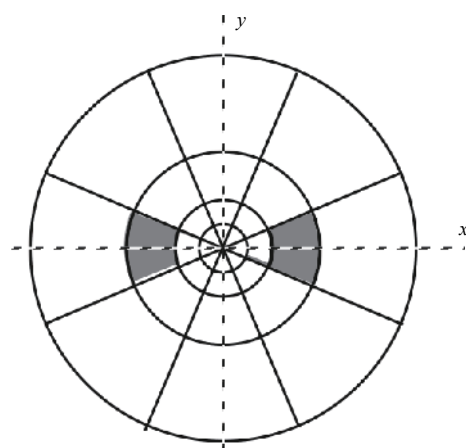


图2 可操纵金字塔进行的光谱分解理想化说明

可控金字塔是通过递归地将图像分割成一组定向子带和一个低通残留带来实现的. 转换的系统图如图3所示, H 表示高通滤波, L 表示低通滤波, B 表示带通滤波, 低通部分通过递归的方式进行子项分解.

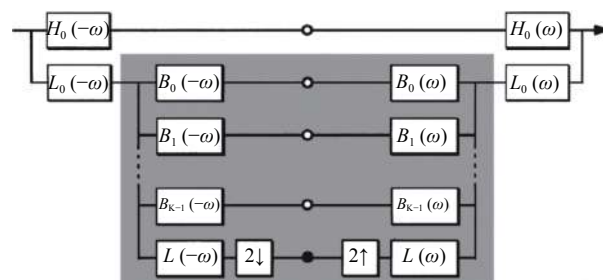


图3 图像分解示意图

在傅里叶域中, 滤波器构造公式^[22] 如下:

$$L(r, \theta) = \begin{cases} 2 \cos\left(\frac{\pi}{2} \log_2\left(\frac{4r}{\pi}\right)\right), & \frac{\pi}{4} < r < \frac{\pi}{2} \\ 2, & r \leq \frac{\pi}{4} \\ 0, & r \geq \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (1)$$

$$B_k(r, \theta) = H(r)G_k(\theta), \quad k \in [0, K-1]$$

带有径向和角度部分:

$$H(r) = \begin{cases} \cos\left(\frac{\pi}{2} \log_2\left(\frac{2r}{\pi}\right)\right), & \frac{\pi}{4} < r < \frac{\pi}{2} \\ 1, & r \geq \frac{\pi}{2} \\ 0, & r \leq \frac{\pi}{4} \end{cases} \quad (2)$$

$$G_k(\theta) = \begin{cases} \alpha_K \left[\cos\left(\theta - \frac{\pi k}{K}\right) \right]^{K-1}, & \left| \theta - \frac{\pi k}{K} \right| \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, r, θ 是极坐标下的极径和极角, K 表示总共分解的几个方向。

复数可操纵金字塔 (complex steerable pyramid, CSP) 的转换函数只包含相应的实部可控金字塔滤波器的正频率, 即 $2\cos(\omega x) = e^{i\omega x} + e^{-i\omega x}$ 中 $e^{i\omega x}$ 的响应, 因此存在幅度和相位的概念^[13]。

本文通过时域卷积定理进行滤波, 即时域内的卷积对应频域内的乘积, 如式 (3) 所示:

$$F[f_1(t) * f_2(t)] = F_1(\omega) \cdot F_2(\omega) \quad (3)$$

在基于相位的视频运动放大中, 局部相位需要进行放大叠加以形成重构图像。但在本文中, 计算的是局部相位轮廓随时间偏移形成的位移, 实验设计为 y 方向垂直振动的简支梁振动模型, 因此选择复数可操纵金字塔第一层 y 方向的滤波器, 即 $\theta = \pi/2$ 。滤波器的可操纵性基本上没有被使用, 因为本文中主要计算的是纵向振动位移。

1.4 基于相位的光流法

基于相位的光流法是由 Chen 等人^[15] 新提出的一种结构位移计算方法, 适用于无背景杂波的微小像素位移计算。Wadhwa 等人^[13] 首次提出了一种基于相位的运动放大算法, 通过构造的复数可操纵金字塔滤波器对图像亮度进行滤波, 计算出局部空间相位和幅值, 局部空间相位信号在时间上被傅立叶变换分解成一系列代表谐波运动的正弦曲线。相位信号随后在时间上被带通滤波、放大并重新组合以形成运动放大视频。Wadhwa 等人^[14] 又通过里斯变换进行改进加快了运算速度。Chen 等人^[15] 受基于相位的运动放大启发, 利用局部相位在时间上的恒定轮廓的运动^[16,23] 来计算相应的位移信号。

空间局部相位和局部振幅是类似于傅立叶级数系数的相位和振幅的量。相位控制基函数的位置, 而振幅控制其强度。在傅里叶变换的情况下, 相位对应于全局运动。局部相位提供了一种计算局部运动的方法^[16]。对于视频数据, 如式 (4) 所示, 由 $I(x, y, t_0)$ 表示在空间位置 (x, y) 处和 t_0 时刻的图像亮度, 通过使用复数滤波器 $G_2^\theta + iH_2^\theta$ 对视频帧进行卷积运算, 获得时间 t_0 的帧的方位 θ 的局部相位 $\phi_\theta(x, y, t_0)$ 和局部振幅 $A_\theta(x, y, t_0)$ 。

$$A_\theta(x, y, t_0) e^{i\phi_\theta(x, y, t_0)} = I(x, y, t_0) \otimes (G_2^\theta + iH_2^\theta) \quad (4)$$

位移信号是从局部相位在时间上的恒定轮廓的运动中获得的^[16,23], 可以表示为:

$$\phi_\theta(x, y, t) = m \quad (5)$$

其中, m 表示常数, 意味着随着时间的推移相位的局部相位恒定轮廓不变, 某个方向的位移信号就是局部相位轮廓在第一帧和当前帧之间的移动距离, 在实际计算中仅考虑和坐标轴 x, y 平行的两个方向的分量, 式 (6) 是通过关于时间的微分获得的方程式。

$$\left(\frac{\partial \phi_\theta(x, y, t)}{\partial x}, \frac{\partial \phi_\theta(x, y, t)}{\partial y}, \frac{\partial \phi_\theta(x, y, t)}{\partial t} \right) \cdot (u, v, 1) = 0 \quad (6)$$

其中, u 和 v 表示图像 x, y 轴方向上的速度。通过求解式 (6) 可得:

$$\begin{cases} u = -\frac{\partial \phi_0(x, y, t)}{\partial t} \left/ \left(\frac{\partial \phi_0(x, y, t)}{\partial x} \right) \right. \\ v = -\frac{\partial \phi_{\pi/2}(x, y, t)}{\partial t} \left/ \left(\frac{\partial \phi_{\pi/2}(x, y, t)}{\partial y} \right) \right. \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\partial \phi_0(x, y, t) / \partial y = 0$ 和 $\partial \phi_{\pi/2}(x, y, t) / \partial x = 0$ 。由于计算相邻帧的速度进行积分得到的位移会累计误差, 因此选择初始帧图像和当前帧图像之间进行计算, 本文对原始公式进行优化变形, 计算结构振动在 y 方向的位移 Δy , 得到式 (8):

$$\Delta y = -\frac{\alpha(\phi_{\pi/2}(x, y, t_n) - \phi_{\pi/2}(x, y, t_0))}{\beta \left(\frac{\partial \phi_{\pi/2}(x, y, t)}{\partial y} + \eta \right)} \quad (8)$$

其中, η 表示一个极小的正数, 目的是防止分母为 0。 α 表示位移系数, 用于将速度转换为位移, β 为下采样倍率, 根据 Diamond 等人^[2] 的实验, 在应用复数滤波器之前, 对输入图像执行下采样。这样做是为了降低图像中的噪声。Chen 等人建议选择视频中结构边缘或者有纹理区域中的点进行运算^[15], 这是因为无纹理区域的运动是局部模糊的, 在本文中不做讨论。

1.5 数据后处理

通过多次实验发现, 在算法计算过程中, 由于图像噪声的影响, 位移时程数据中会出现某些超出正常范围值得尖峰噪声, 因此选择中值滤波进行降噪处理, 滤波器尺寸为 1×3 。最后通过比例因子将像素单位的位移转换为以毫米为单位的真实物理位移, 并于其他方法进行比较。在接下来的章节中, 将通过实验室实验来验证所提出的改进算法的可行性和性能。

2 实验与结果分析

2.1 实验设置

本文的实验环境为实验室搭建的简支梁模型, 如图 4 所示, 图 4(a) 为简支梁模型, 左侧为固定端, 右侧

为滑动端;图4(b)为传感器固定位置,为简支梁左侧1/4位置处,传感器下方箭头指向的像素点为选择进行计算的点,位于简支梁的边缘,将传感器的数据作为参考标准;图4(c)为激励源,使用橡皮锤在简支梁右侧10 cm处轻轻敲击,产生振动源。两个底座固定在同一木板上,简支梁是一组总长150 cm,宽30 mm,厚度为2 mm的钢条组成,在简支梁中部可通过改变螺丝松紧度来模拟桥梁损伤,但本文实验目标是验证振动位移测量方法的性能,因此将螺丝旋转至固定。

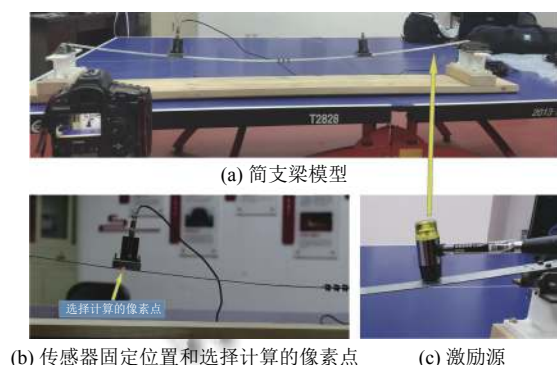


图4 实验室搭建的简支梁模型

本文中视频采集的设备为 Canon EOS-1D X Mark II 相机,摄像模式参数为 1920×1080 的分辨率和 120 fps 的帧率,光照条件为稳定的室内光源。相机通过三脚架和云台固定,与简支梁和传感器处于同一水平面上,且镜头正对简支梁和传感器,距离简支梁模型 1.3 m,以免因夹角产生计算误差。本文中使用的为 891-4 型超低频测振仪垂直传感器,传感器的采样频率为 200 Hz,用来测量竖直方向的速度作为参考数据,并在最后的实验比对阶段进行积分处理,振动数据采集设备如图5所示,图5(a)为视频采集设备,图5(b)为振动传感器数据采集仪和采集软件。

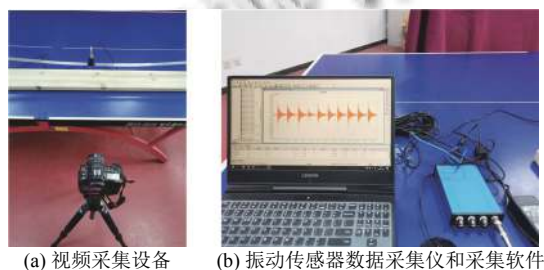


图5 振动数据采集设备

本文使用的位移真值近似值由用于超低频或低频振动测量的 891-4 型拾振器获得,通过传感器测量的速度积分计算位移,该传感器的速度分辨率为 1.6×10^{-6} m/s,

速度灵敏度为 1.738 mV/mm/s,位移分辨率为 1.6×10^{-6} m,传感器采样率为 200 Hz。本文认为由 891-4 型拾振器采集的原始位移数据属于更高一级的位移测量方法,因此选择此数据作为振动位移的真值近似值。

2.2 实验结果与分析

为了验证本文方法的性能,选取了两种基于神经网络的光流方法进行对比,文献[24]中的 Flownet2.0 网络是一种经典的基于神经网络的光流方法,性能追平了传统光流方法,文献[25]中的基于循环全对场变换 (recurrent all-pairs field transforms, RAFT) 的神经网络是截止 2020 年最为先进的深度学习光流方法,两种网络具体结构见文献[24,25],几种方法均选择同一像素进行位移计算。

在简支梁上选取点并放置振动传感器作为参照,使用本文方法及深度学习光流方法计算简支梁振动位移,本文方法与其他光流方法的数据可视化对比如图6所示,横坐标为图像帧数,纵坐标为真实位移,单位为 mm。视频中简支梁结构振动振幅不超过 1 个像素。将传感器数据降采样为 120 Hz,手动进行传感器和相机的时间对齐,将两者数据进行同步,选择了 1300 个数据点进行对比。图6(a)为总的 1300 个数据,为了更直观的展示方法差异,选择部分数据进行展示,图6(b)为 200–400 帧数据可视化对比,图6(c)为 800–1000 帧的可视化对比,从中可以看出本文方法位移时程列明显更加平滑。

本文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),是两组位移时程数据的协方差和标准差的商,用于衡量算法数据与传感器数据的相关程度,相关系数越大,表示相关程度越高:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (9)$$

二是平均绝对误差 (mean absolute error, MAE),用来度量两条位移时程列间各点的平均偏差程度,MAE 越小,表示偏差程度越小:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (10)$$

图7展示了3种方法与传感器数据的误差分析可视化图,左侧为绝对误差的时程曲线,右侧为绝对误差的分布直方图。方法的误差服从正态分布,选择误差的均值、方差、和标准差进行分析。均值公式、方差、标准差公式分别为:

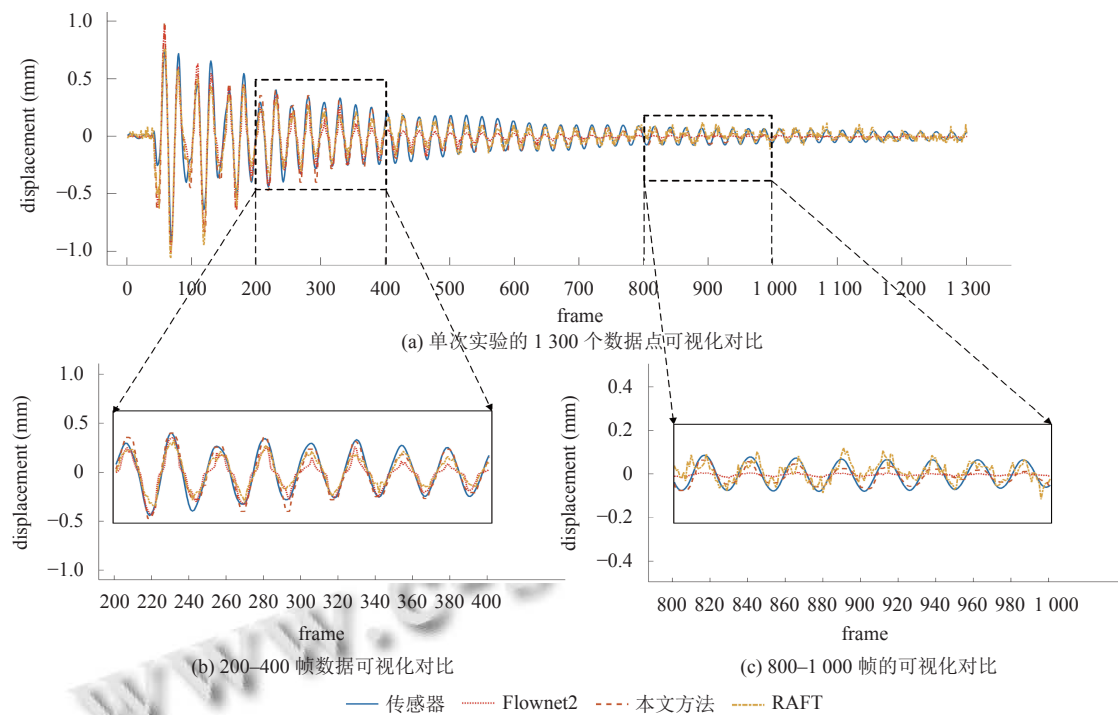


图6 单次实验各种方法计算位移数据结果可视化比较

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \\ S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1} \\ S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \end{array} \right. \quad (11)$$

Chen 等人建议在使用此方法时量程不要超过 2 个像素单位^[15], 在本文实验中, 经过验证, 本方法在位移为 3 个像素单位内测量较为准确, 因此本文方法量程为 3 个像素单位, 即单侧位移不超过 1.5 个像素单位. 测量方法的准确度等级为 (最大绝对误差/量程)×100, 本文方法测量的最大绝对误差为 0.267 8 个像素单位, 最大量程为 3 个像素单位, 因此本文方法的精确度等级为 8.9. 量程较小属于方法的固有缺陷, 这限制了本文方法的应用场景, 但本文方法的优势在于对于微小位移的测量的相关度和误差分析结果均优于现有光流方法.

本文实验通过橡皮锤敲击简支梁产生单次振动, 并重复 10 次实验, 每次振动的峰-峰值均接近最大量程, 本文方法的 10 次实验结果如表 1. 每次均选择从振动开始的 1 300 个数据点 (每秒 120 个数据点) 进行分析.

接着使用其他两种方法对 10 次实验进行数据分析和误差分析对比, 结果如表 2 所示, 本文的方法在稳定光照条件下测得的简支梁振动数据各项指标均优于其他两种光流方法.

综合以上实验结果, 本文基于相位运动放大的结构振动微小位移测量方法在微小振动位移的精确度和稳定性上具有明显优势, 并且通过实验室简支梁振动实验验证了方法的有效性.

3 结论与展望

结构健康监测技术对于维护土木建筑结构的安全和可靠性具有重要意义, 基于计算机视觉的技术可以实现较少用户参与的情况下, 实现土木结构的非接触位移监测. 本文提出了一种改进的基于相位的光流法, 与传统的位移和振动监测测量技术相比, 该方法需要更简单、不太复杂且更具成本效益的硬件. 本文将方法应用于一个实验室搭建的简支梁模型, 它很好地代表了许多类似的相对细长的结构. 本文方法相比于其他光流方法在微小位移检测上具有更好的精确度, 但当视频中的结构出现大的运动 (大于 3 个像素) 或者光照剧烈变化时, 该方法并不适用, 这限制了方法的适用范围. 在未来的研究中, 要加强方法对于外界干扰的鲁棒性研究, 扩展方法的适用范围, 提高方法的实用性.

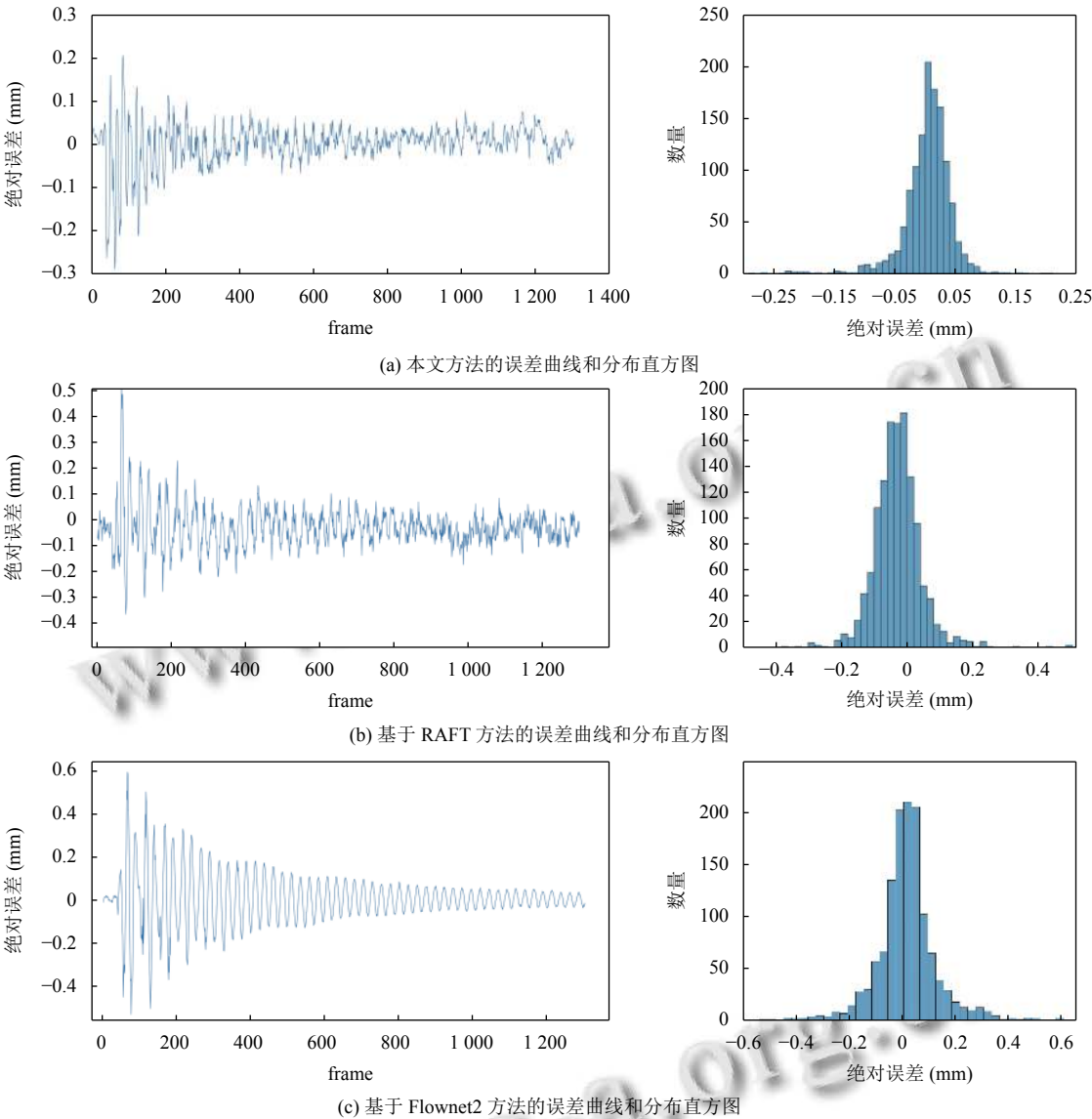


图7 单次误差分析可视化

表1 基于相位光流法的10次振动实验数据分析和误差分析

实验 序号	相关 系数	平均绝对误差 (mm)	平均误差 (mm)	误差 方差	误差标 准差
1	0.948 7	0.039 2	-0.010 5	0.061 9	0.248
2	0.959 7	0.038 2	-0.029 9	0.052 5	0.229
3	0.940 7	0.043 5	-0.025 1	0.071 9	0.268
4	0.947	0.021 5	-0.011 6	0.029 2	0.171
5	0.947 3	0.032 9	-0.001 1	0.050 9	0.225
6	0.946 8	0.043 7	-0.029 9	0.055 5	0.235
7	0.953 5	0.032 2	-0.004 7	0.052 2	0.228
8	0.946 8	0.036 3	-0.021 8	0.062 7	0.250
9	0.941 2	0.041 3	-0.008 8	0.063 6	0.252
10	0.945 7	0.044 0	-0.026 8	0.066 5	0.257
均值	0.947 7	0.037 3	-0.0170 2	0.056 7	0.236

表2 不同方法的实验数据和误差分析 10组数据均值

方法	相关系数 均值	平均绝对误差 均值 (mm)	平均误差 均值 (mm)	误差方差 均值	误差标准 差均值
本文	0.947 7	0.037 3	-0.017 0	0.056 7	0.238
RAFT	0.915 4	0.047 5	-0.021 2	0.078 2	0.279
FlowNet2	0.862 5	0.063 5	-0.018 4	0.115 2	0.339

参考文献

1 Doebling SW, Farrar CR, Prime MB. A summary review of vibration-based damage identification methods. The Shock and Vibration Digest, 1998, 30(2): 91–105. [doi: 10.1177/058310249803000201]
2 Diamond DH, Heyns PS, Oberholster AJ. Accuracy

- evaluation of sub-pixel structural vibration measurements through optical flow analysis of a video sequence. *Measurement*, 2017, 95: 166–172. [doi: [10.1016/j.measurement.2016.10.021](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.10.021)]
- 3 Gentile C, Cabboi A. Vibration-based structural health monitoring of stay cables by microwave remote sensing. *Smart Structures and Systems*, 2015, 16(2): 263–280. [doi: [10.12989/sss.2015.16.2.263](https://doi.org/10.12989/sss.2015.16.2.263)]
- 4 Kim SW, Jeon BG, Kim NS, *et al.* Vision-based monitoring system for evaluating cable tensile forces on a cable-stayed bridge. *Structural Health Monitoring*, 2013, 12(5–6): 440–456. [doi: [10.1177/1475921713500513](https://doi.org/10.1177/1475921713500513)]
- 5 Cunha A, Caetano E. Dynamic measurements on stay cables of cable-stayed bridges using an interferometry laser system. *Experimental Techniques*, 1999, 23(3): 38–43. [doi: [10.1111/j.1747-1567.1999.tb01570.x](https://doi.org/10.1111/j.1747-1567.1999.tb01570.x)]
- 6 Nassif HH, Gindy M, Davis J. Comparison of laser Doppler vibrometer with contact sensors for monitoring bridge deflection and vibration. *NDT & E International*, 2005, 38(3): 213–218.
- 7 Dong CZ, Celik O, Catbas FN, *et al.* Structural displacement monitoring using deep learning-based full field optical flow methods. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2020, 16(1): 51–71. [doi: [10.1080/15732479.2019.1650078](https://doi.org/10.1080/15732479.2019.1650078)]
- 8 Ye XW, Dong CZ, Liu T. Environmental effect on vision-based structural dynamic displacement monitoring. *Proceedings of the Second International Conference on Performance-based and Life-cycle Structural Engineering*. Brisbane: University of Queensland, 2015. 261–265.
- 9 Mazzoleni P, Zappa E. Vision-based estimation of vertical dynamic loading induced by jumping and bobbing crowds on civil structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 33: 1–12. [doi: [10.1016/j.ymssp.2012.06.009](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.06.009)]
- 10 Khuc T, Catbas FN. Computer vision-based displacement and vibration monitoring without using physical target on structures. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2017, 13(4): 505–516. [doi: [10.1080/15732479.2016.1164729](https://doi.org/10.1080/15732479.2016.1164729)]
- 11 Zhao J, Bao YQ, Guan ZG, *et al.* Video-based multiscale identification approach for tower vibration of a cable-stayed bridge model under earthquake ground motions. *Structural Control and Health Monitoring*, 2019, 26(3): e2314.1 – e2314.19. [doi: [10.1002/stc.2314](https://doi.org/10.1002/stc.2314)]
- 12 Wu HY, Rubinstein M, Shih E, *et al.* Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(4): 65.
- 13 Wadhwa N, Rubinstein M, Durand F, *et al.* Phase-based video motion processing. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): 80.
- 14 Wadhwa N, Rubinstein M, Durand F, *et al.* Riesz pyramids for fast phase-based video magnification. 2014 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP). Santa Clara: IEEE, 2014. 1–10.
- 15 Chen JG, Wadhwa N, Cha YJ, *et al.* Modal identification of simple structures with high-speed video using motion magnification. *Journal of Sound and Vibration*, 2015, 345: 58–71. [doi: [10.1016/j.jsv.2015.01.024](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2015.01.024)]
- 16 Fleet DJ, Jepson AD. Computation of component image velocity from local phase information. *International Journal of Computer vision*, 1990, 5(1): 77–104. [doi: [10.1007/BF00056772](https://doi.org/10.1007/BF00056772)]
- 17 Chen JG, Davis A, Wadhwa N, *et al.* Video camera-based vibration measurement for civil infrastructure applications. *Journal of Infrastructure Systems*, 2017, 23(3): B4016013.
- 18 Cha YJ, Chen JG, Büyüköztürk O. Output-only computer vision based damage detection using phase-based optical flow and unscented Kalman filters. *Engineering Structures*, 2017, 132: 300–313. [doi: [10.1016/j.engstruct.2016.11.038](https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2016.11.038)]
- 19 Shang ZX, Shen ZG. Multi-point vibration measurement and mode magnification of civil structures using video-based motion processing. *Automation in Construction*, 2018, 93: 231–240. [doi: [10.1016/j.autcon.2018.05.025](https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.05.025)]
- 20 Simoncelli EP, Freeman WT, Adelson EH, *et al.* Shiftable multiscale transforms. *IEEE transactions on Information Theory*, 1992, 38(2): 587–607. [doi: [10.1109/18.119725](https://doi.org/10.1109/18.119725)]
- 21 Simoncelli EP, Freeman WT. The steerable pyramid: A flexible architecture for multi-scale derivative computation. *Proceedings, International Conference on Image Processing*. Washington: IEEE, 1995. 444–447.
- 22 Portilla J, Simoncelli EP. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 40(1): 49–70. [doi: [10.1023/A:1026553619983](https://doi.org/10.1023/A:1026553619983)]
- 23 Gautama T, Van Hulle MA. A phase-based approach to the estimation of the optical flow field using spatial filtering. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(5): 1127–1136. [doi: [10.1109/TNN.2002.1031944](https://doi.org/10.1109/TNN.2002.1031944)]
- 24 Ilg E, Mayer N, Saikia T, *et al.* FlowNet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks. *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE, 2017. 1647–1655.
- 25 Teed Z, Deng J. RAFT: Recurrent all-pairs field transforms for optical flow. *Proceeding of the 16th European Conference on Computer Vision*. Glasgow: Springer, 2020. 402–419.