

文章编号: 1001-4888(2022)03-0351-18

机器视觉运动放大及其在结构 模态识别的应用进展^{*}

李东升¹, 林建源¹, 蔡恩健², 李宏男³

(1. 汕头大学 土木与环境工程系, 广东省结构安全与监测工程技术研究中心, 广东汕头 515063;

2. 清华大学 土木工程系, 北京 100084; 3. 大连理工大学 土木工程学院, 海岸和近海工程国家重点实验室, 辽宁大连 116024)

摘要: 机器视觉运动放大技术能将肉眼难以捕捉的细微结构振动响应进行放大, 依据不同空域滤波器将原始图像分解成不同的子图像, 从而获取传统方法难以识别的高阶模态信息。本文首先介绍了机器视觉运动放大的拉格朗日方法和欧拉方法, 并从噪声处理以及大运动隔离两方面讨论了最新的进展; 然后论述了数字图像相关技术、点追踪技术和相位光流法三种提取图像运动特征的方法; 之后介绍了本文作者如何利用亮度方程进行相位展开修正原始复值可操控金字塔模型、移除 2π 相位阶跃避免产生伪像的方法及研究进展; PVC 管道振动实验表明高放大倍率下运动放大技术可较好地提取结构高阶模态信息; 最后, 讨论了视觉运动放大方法在实际应用中存在的优缺点, 提出相应的改良措施, 并展望了其未来发展方向。

关键词: 运动放大; 模态分析; 机器视觉

中图分类号: TH212; TH213.3

文献标识码: A

DOI: 10.7520/1001-4888-21-056

0 引言

传统的模态识别方法^[1]存在附加质量误差和高曲率模态难以激励的缺点, 因此很难识别高阶模态。然而在工程结构损伤识别以及健康监测中, 损伤越微小, 需要模态的阶数就越多, 对模态识别精度的要求也越高。如果只提供稀疏的、离散的单向测量的点式传感器(如加速度传感器、激光振动传感器等)显然无法满足这些需求, 因此, 为了在分析过程中能有效地获取高阶模态参数信息, 数字图像相关^[2]与其他非接触式振动测量技术^[3,4]近几年得到快速推广, 逐步应用于实验模态分析(EMA)中。

非接触式振动测量是指利用光电、超声波等技术手段在不接触被测结构的情况下测得实验所需的振动数据, 比如利用激光扫描测振仪测量结构位移^[5-7], 能规避传感器附加质量对测量结果的影响。激光扫描测振仪价格高昂, 且仅可以作连续性测量, 当需要测量较大的区域时, 会消耗较长时间以及人力物力。数字摄像机测量技术是另一种非接触式测量技术, 具有低价、灵活的优点, 并且可同时获取多点高分辨率振动数据。在应用数字摄像机进行非接触式测量时, 将数字图像相关^[8,9]、运动估计算法^[10]相结合已经可以提取到多种类型的结构响应数据^[11-19]。其中, 数字图像相关以及点追踪是两类热门的数字摄影方法, 近几年在 EMA 领域得到快速推广^[20-25]。文献[26]采用多摄像机测量系统, 应用三维数字图像相关以及三维点追踪方法识别风机叶片的密集模态参数。在利用图像亮度相关性以及特征点追

^{*} 收稿日期: 2021-03-16; 修回日期: 2021-06-11

基金项目: 国家自然科学基金(51778103); 国家自然科学基金(52078284); 广东省自然科学基金(20210001); 汕头大学科研启动基金(NTF18012)资助

通信作者: 李东升(1972—), 男, 博士, 教授, 博士生导师。目前主要从事结构动力学和结构健康监测研究。Email: lids@stu.edu.cn; dsli@dlut.edu.cn

踪来计算形变时,数字图像相关和点追踪往往要求在待测结构表面提前标记区分度明显的斑纹图案,尤其当测量范围广、测点难以触及时,将大大降低实验的可操作性。另外,由于数字图像相关和点追踪技术运算量大,因此对采集的高阶图像信号难以实现实时计算处理^[27]。

近几年,机器视觉方法作为一种新兴的非接触式测量技术受到广泛关注,部分研究人员将它和光流估计法^[28-30]相结合,结合后的新方法无需在结构的表面进行大量复杂的标记,一方面大大提升了实验的可操作性以及运算效率,另一方面能得到更加准确的模态识别结果。相关文献表明^[31-43],这类运动放大方法先是应用多尺度图像处理,在视频素材中获取每帧图像包含的像素相位信息,构建完好的时空运动信息矩阵,再利用模态叠加来表示全场运动信息矩阵。上述方法可以通过时域滤波分离不同的模态,因此可更好地计算并使振型数据可视化^[44-51]。但是,基于机器视觉运动放大的算法尚难以分辨比较接近的模态信息,对于该技术如何选择参数的研究也相对较少,并且上述步骤需要人为地输入限定参数,所以这种方法仍然无法满足自动、高效运行的需求。另外,利用传统金字塔模型进行运动放大时,往往会受相位的限制,并且超过限制的部分会产生伪像,影响放大效果。因此,本文将介绍机器视觉运动放大方法的进展,并针对噪声和大运动隔离问题提出适当的解决方案。

本文结构如下:引言部分总结和评述了传统机器视觉运动的基本方法^[52],全面回顾机器视觉运动放大的发展历程。第一部分介绍了运动放大技术的两类主要方法:拉格朗日方法和欧拉方法,以及与之相应的噪声处理和大运动隔离问题。第二部分综述了数字图像相关(DIC)、点追踪和相位光流法三种通过运动放大后的图像特征计算结构位移的机器视觉运动信息提取方法。第三部分重点讨论了自适应相位展开中的相位阶跃及其修正方法。最后探讨目前基于运动放大结构参数识别方法的缺陷,列举了相关优化措施并展望了后续的研究方向。

1 基于机器视觉运动放大的结构参数识别及其发展

在实际工程中,使用运动放大进行模态识别一般需要以下三个主要步骤:视频信号的运动放大、运动信号信息的提取以及模态识别^[26,53,54]。图 1 为利用机器视觉运动放大法识别结构模态参数的流程图。因为通过结构振动位移或者加速度响应识别模态的方法已经比较成熟(如 FFD 法、EFDD 法、SSI 法等^[55-57]),故本文主要围绕前两步进行讨论。

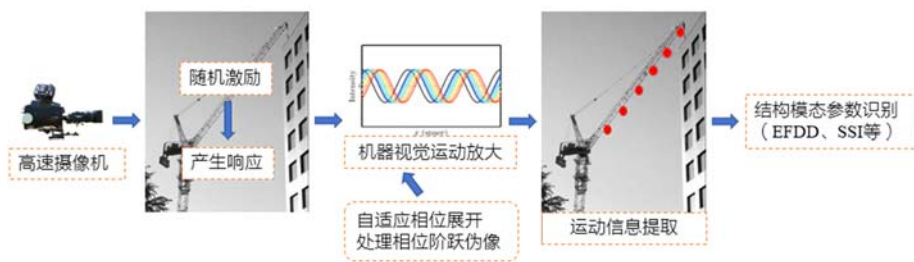


图 1 机器视觉运动放大法识别结构模态参数流程图

Fig. 1 Flow chart of structural modal parameter identification by machine vision motion amplification method

运动放大技术主要分为拉格朗日方法和欧拉方法。拉格朗日方法^[31-34]主要基于光流法,通过对特征点细致地估计从而实现细微变化的运动放大。欧拉方法^[35-43]则采用估计图像时间序列的频率进行运动放大,不需要细致地追踪特征点,相对更加高效,鲁棒性也好,故该方法相对来说更适用于实际的运动放大。

1.1 拉格朗日方法

拉格朗日方法主要基于光流运动估计,利用连续 2 帧图片之间对应的点或区域块获得图像序列在特定位置随着时间的变化信息。近些年,不少学者致力于解决如何从图像序列中获取相邻图像对应点位移变化信息,从而分析结构振动数据的问题。文献^[31]从视频中提取特征信息,将这些特征聚合到一组点中进行追踪并放大。文献^[32]则是将拉格朗日方法用于医疗实验,通过获取被试者头部区域的特征信息,追踪目标点的运动来观察其头部轻微起伏的情况,再通过拉格朗日法来检测被试者心跳的健康

情况。文献[33]通过矩阵补全来实现图像序列特征点的跟踪和聚类。文献[34]采用用户定义的运动放大区域进行视频运动放大区域的下采样,通过点追踪和图像切割来分割运动。尽管拉格朗日方法能应用于多种领域进行运动放大,但是其计算复杂度较高,难以实现细微运动的高效放大。

1.2 欧拉方法

拉格朗日法基于跟踪随时间变化的像素特征点来估计实物的运动,欧拉方法则假设视频序列在固定的图像位置处随时间变化,通过增强序列内随时间变化的微小差值来实现运动放大,因而比拉格朗日方法具有更高的效率和更强的容错能力。在实际操作中,首先输入标准的视频序列,使用高斯、拉普拉斯或复值可操控金字塔^[35,36]进行空间自适应分解,然后对分解后的次序列信号进行时域滤波,分析出需要运动放大的信息,最后放大该运动信息来揭示隐藏的信息。该方法的研究热点主要集中在如何处理放大过程中出现的两个重要问题——噪声和大运动分离。本文将从这两个方面对欧拉机器视觉运动放大进行深入阐述,这两个因素都会导致放大后的视频出现失真或模糊的伪影。

1.2.1 噪声处理

通常情况下,运动放大技术中噪声信号也会随着实际的运动信号一同被放大,此时需要采取适当的方法分离噪声,只放大所关心的运动信号。下面以一维视频信号为例,介绍噪声的处理方法。

随时间的变化,视频信号通常包含一些微小失真的图像,为简洁表述,以下理论推导中一维视频信号表示为恒定亮度下的一个复合函数。对于输入的视频信号 $I(x, t)$,其空间坐标轴为 x ,时间轴为 t ,本文首先考虑欧拉线性运动放大^[35]的情况,假设该位移函数为 $\delta(t)$,初始方程为 $f(x) = I(x, 0)$,此时,转移方程可以表示成

$$I(x, t) = f(x + \delta(t)) \quad (1)$$

运动放大是将图像中像素位移变化的差值放大 α 倍,因此放大后的信号可表示成

$$\tilde{I}(x, t) = f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (2)$$

文献[35]引入了时域滤波器 $B_\omega(x, t) = \omega\delta(t)$,类似于一阶泰勒级数展开,对信号 $I(x, t)$ 进行分解,实际的图像处理主要依赖于高斯或拉普拉斯金字塔,经过滤波处理后可得到如下放大表达式,此处 $f(x)$ 表示初始位移函数, α 为放大倍数, $B(\delta(x, t))$ 为经时域滤波器处理的位移函数:

$$\tilde{I}(x, t) = f(x) + (1 + \alpha) B_\omega(\delta(x, t)) \quad (3)$$

但式(3)并未考虑空域及时域的相关噪声,当考虑噪声修正影响后,其表达式为

$$\tilde{I}(x, t) = f(x) + (1 + \alpha) B_\omega(\delta_o(x, t) + \delta_n(x, t)) \quad (4)$$

式中: $\delta_o(x, t)$ 表示实际运动信号在时间 t 、位置 x 处的位移方程; $\delta_n(x, t)$ 表示噪声信号的位移转移方程。从式(4)可知,传统欧拉线性运动放大技术无法有效识别噪声信号,噪声信号会随着实际的运动信号一同被放大 α 倍,因此下文将简单介绍两种噪声处理方法。

(1) 基于相位的噪声处理方法

基于相位的噪声处理方法^[36]虽然属于欧拉方法,但不同于欧拉线性运动放大,主要依靠复值可操控金字塔来实现原始视频序列的对空域分解,可自适应获取和修正实际运动信息。其主要思想类似于傅里叶级数分解,将时域信号表示为复正弦信号的和:

$$f(x + \delta(t)) = \sum_{\omega=-\infty}^{+\infty} A_\omega e^{i\omega(x + \delta(t))} \quad (5)$$

式中 A_ω 表示幅值。

基于相位运动放大方法与欧拉线性运动放大类似,同样考虑放大系数 α 和时域滤波器 $B_\omega(x, t) = \omega\delta(t)$,处理后的信号可表示为

$$f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) = \sum_{\omega=-\infty}^{+\infty} A_\omega e^{i\omega(x + (1 + \alpha)B_\omega(\delta(x, t)))} \quad (6)$$

在相位运动放大过程中,基于相位的噪声处理方法能转移远低于实际信号量级的噪声信号而不是将其放大,因此与欧拉线性运动放大相比,基于相位的运动放大技术具有更加出色的抗噪特性,因此包

含噪声的视频运动信号可被表示为

$$\tilde{I}(x, t) = \sum_{\omega=-\infty}^{+\infty} A_{\omega} e^{i\omega(x+(1+\alpha)B_{\omega}(\delta_o(x, t)))} + \sigma_n e^{i\omega B_{\omega_n}(x, t)} N_{\omega}(x, t) \quad (7)$$

式中: σ_n 为原始视频信号中噪声的方差; $N_{\omega}(x, t)$ 是频率信息 ω 索引下的可操控金字塔响应。通过对比式(4)和式(7)可以看出, 在基于相位的运动放大方法中, 噪声方差被单独分离为一项, 其抗噪性能明显优于欧拉线性运动放大。

根据式(5)~(7)可知, 在噪声信号变化幅度远小于实际运动信号的假设下, 基于相位运动放大方法的噪声处理性能优于欧拉线性运动放大方法。若噪声信号的大小接近或甚至略大于实际运动信号的数量级, 基于相位的运动放大方法也会将噪声信号线性放大 α 倍:

$$\tilde{I}(x, t) = \sum_{\omega=-\infty}^{+\infty} A_{\omega} e^{i\omega(x+(1+\alpha)B_{\omega}(\delta_o(x, t)+\delta_n(x, t)))} \quad (8)$$

(2) 基于加速度运动放大的噪声处理方法

欧拉加速度运动放大方法^[40]虽然主要是为了解决大运动隔离问题(详见下节介绍), 但该方法本质上是基于高斯、拉普拉斯以及复值可操控金字塔, 同样对噪声运动隔离有修正作用, 故在此处也做了相关介绍。欧拉加速度放大方法的关键是对初始视频运动信号的二阶成分进行放大处理, 即放大实际运动信号 $I(x, t)$ 的加速度信号。为了提取离散视频信号的二阶导数, 需要引入拉普拉斯滤波器。高斯滤波器是仅有的一种不引入其他噪声的滤波器^[58], 而拉普拉斯算子作为高斯滤波器的二阶导数, 可以得到平滑离散信号的导数^[59]。此外, 拉普拉斯算子是线性的^[60], 其与输入信号二阶导数的联系可表达为

$$\frac{\partial^2 I(x, t)}{\partial t^2} \otimes G_{\sigma}(t) = I(x, t) \otimes \frac{\partial^2 G_{\sigma}(t)}{\partial t^2} \quad (9)$$

式中: $\otimes$ 表示卷积运算; $G_{\sigma}(t)$ 是高斯滤波器; $\frac{\partial^2 G_{\sigma}(t)}{\partial t^2}$ 是拉普拉斯算子。

一般将原始视频信号通过时域加速度滤波器后得到的二阶响应称为时域拉普拉斯滤波器, 表示为 $C(x, t)$:

$$C(x, t) = \frac{1}{2} (\delta_o(x, t) + \delta_n(x, t))^2 \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x^2} \quad (10)$$

式中 $\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x^2}$ 由视频信号 $I(x, t)$ 泰勒展开得到。基于加速度运动放大的噪声处理方法始终关注加速度信息的放大, 所以在二阶导数修正后, 经过欧拉线性运动放大的输出信号可表示为

$$\tilde{I}(x, t) = f(x) + (1 + \alpha)C(x, t) \quad (11)$$

除了用坐标与时间的关系表示视频信号 $I(x, t)$ 之外, 实际结构的运动还可以用相位来表示。对于相位运动放大的修正, 本文主要考虑其频域的相位变化, 并引入算子 $\phi_{\omega} = \omega(x + \delta_o(x, t) + \delta_n(x, t))$, 修正后与基于加速度的运动放大方法一样可得到运动的加速度信息:

$$G_{\sigma}(\phi_{\omega, \theta}(x, t)) = \phi_{\omega, \theta}(x, t) \otimes \frac{\partial^2 G_{\sigma}(x, t)}{\partial t^2} \quad (12)$$

式中: G_{σ} 表示拉普拉斯算子; $\phi_{\omega, \theta}(x, t)$ 表示与频率 ω 及方向 θ 对应的相位。由二阶导数修正后, 在原始相位的基础上加上放大 α 倍的加速度可表示成

$$\tilde{\phi}_{\omega, \theta}(x, t) = \phi_{\omega, \theta}(x, t) + \alpha(G_{\sigma}(\phi_{\omega, \theta}(x, t))) \quad (13)$$

由式(9)~(13)可知, 虽然基于加速度运动放大的方法可自动识别时域信号中的二阶信号, 能够对微小变化进行放大处理, 但该方法也同样会放大原始视频的二阶噪声信号。为解决噪声被同步放大的问题, 可以通过嵌入相应的滤波器解决机器视觉运动放大中的噪声问题, 但相关滤波器参数需要人为手动输入, 难以判断处理后的视频是否已经达到最佳效果。为了规避手动输入带来的误差, 相关学者着手研究自适应运动放大方法。

近年来为自适应识别视频中的噪声, 一些学者采用深度学习算法来训练滤波器。文献[41]依据已知数据, 采用深度卷积神经网络训练滤波器来处理视频信号, 研究中特地设计了一组合成数据模型用于

记录细微运动,输入两帧图像进行训练,以此简化滤波器的处理过程;这项实验的关键在于通过前景对象以及背景图像来训练静态、单一的数据集,缺点是导致放大后的视频时域不连贯。文献[42]采用深度卷积神经网络构建一个能自动辨别待测结构细微运动的模型,用于区分选定范围内的噪声干扰信号,这种构建方法还参考了L1正则化及符号校正等处理方法,目的是结合梯度上升法,提升机器视觉的运动放大效果。文献[42]中头部运动实验结果表明,这种处理方式即便面对大幅、高速的干涉噪声运动,也可以分离收集到的运动信号且自适应放大,但这种方法往往需要预先定义大量的数据标签,例如深度神经网络的数据模型。由于实际工程应用中,需要进行放大处理的视频信号类型各不相同,企图通过单一的数据集来对实际运动进行自适应放大还存在一定的挑战性。

为处理不同类型运动信号,实现单一数据集的自适应运动放大,本文作者在文献[43]中提出了一种全新的自适应视频运动放大框架,该框架直接将运动放大问题转化为三个优化问题的求解;在噪声隔离方面,采用乘子交替方向法解决凸优化问题,对运动放大过程进行建模,有效隔离原始视频中的密集、稀疏噪声。然而,优化问题的解决方案在完备性、空间伪像处理以及时间消耗等方面还存在一定的缺陷,故采用乘子交替方向法解决凸优化问题的方法还需要继续研究改善。

1.2.2 大运动隔离

大运动隔离指的是一些机器视觉运动放大方法往往不考虑实际结构的大幅度运动,只关注待放大结构所具有的微小运动并将其放大,以避免对大运动进行运动放大时受金字塔模型的限制而产生显著模糊的伪像。

所谓金字塔模型限制是指在实际应用中,由于每个金字塔滤波器的空域支持度有限,即表示机器视觉运动放大方法的放大系数 α 存在一个上限值,当放大系数 α 超过最大限制时,放大后的视频信号会产生显著的伪像噪声。以欧拉线性运动放大为例,其限制为

$$(1 + \alpha)\delta(t) < \frac{\lambda}{8} \quad (14)$$

在最大放大系数 α 的限制下,相对应输入视频中的实际运动信号为 $\delta(t)$ 。单张图像结构空间波长 λ 可以通过 $\lambda = \frac{2\pi}{\omega}$ 获得, ω 代表空间频率,放大系数 α 会因 ω 的变化而变化。

基于相位运动放大方法与欧拉线性运动放大的放大倍数都存在限制,文献[36]介绍了基于相位运动放大方法的放大倍数的局限性可以分为两个方面:倍频金字塔和半倍频金字塔,其中半倍频金字塔的放大系数是倍频金字塔的两倍:

$$\alpha\delta(t) < \frac{\lambda}{4} \quad (15)$$

$$\alpha\delta(t) < \frac{\lambda}{2} \quad (16)$$

式(15)和式(16)分别为倍频和半倍频金字塔的放大限制。

通常,一些有意义的微小运动经常发生在较大的运动之内,因此忽略结构的大运动,只关注微小运动的放大显然是不可取的。举个例子,当人体在做大幅度身体运动的时候,皮肤表面同样会有一些小的变形;一个正在关闭的收费站拦车杆,不仅有大的旋转运动,还会有细微的振动。传统的视频运动放大技术^[35,36]并不能分离这些伴随大幅度运动的微小变化,因此,为了解决上述问题,相关学者在传统金字塔^[35,36]的基础上,又提出了几类可有效解决大运动隔离问题的视频运动放大方法。在文献[38]中介绍了一种基于分层的运动放大方法,该方法需要用户选择一个特定的帧区域,跟踪该区域内的像素,随后分层运动放大,但该方法需要人工选择参数,耗时长,容易出错,所选择的区域跟踪对遮挡和3D对象旋转也较敏感,而且对齐方式采用单应性,即从原始图像平面投影映射到处理后的图像平面上,因此对于非平面对象的放大常常会得出错误的信息。文献[39]利用深度摄像机和双边过滤器有效找出视频图像运动放大前后的对应像素点,使同处于一个深度级别的像素都可以被自动识别以及运动放大。相较于文献[38]的方法,利用深度摄像机和双边过滤器进行运动放大的方法在人为选择及伪像噪声的处理方面呈现出更好的效果,但该方法尚未在任何运动物体上进行测试,并且由于缺少视觉深度信息,导致该

方法很难确定合适的参数,经放大之后原先微小的运动信号往往会被遗漏。如 1.2.1 所述,欧拉加速度运动放大算法^[40]利用视频中运动变化的偏差进行时间二阶滤波来实现空间加速放大,既不需要显式估计运动,也不需要额外的深度信息,放大效果相对之前的拉格朗日方法更好,但该方法在隔离非线性大运动方面始终存在不足。

本文作者在文献^[43]中利用前向加性迭代法,在增强相关系数的基础上,将原始视频信号序列与放大序列之间的差异最小化,但该算法在计算复杂度方面,还需进一步改进。

基于相位运动放大方法所用的复值可操控金字塔的抗噪性能明显优于高斯、拉普拉斯金字塔,因此学者在研究无监督运动放大时主要是基于相位运动放大方法进行创新。文献^[40]深入分析了复值可操控金字塔域内由于大运动造成的伪像:因为金字塔内相位之间存在周期性 $[-\pi, \pi]$,可能导致一个时间单位内的不确定性阶跃。在 t 时刻其相位值若略小于 2π 可能导致其在 $t+1$ 时刻变为略大于 0 的值。在运动放大算法中,相位阶跃会导致伪像的产生。对相位阶跃产生伪像的问题也在下面提出了解决思路,在运动信息重建过程中,利用亮度方程对得到的相位信息进行自适应展开,从而有效解决大运动伪像问题。

2 机器视觉运动信息提取

通过机器视觉识别实际结构的模态参数,首先要经过运动放大算法的处理,再从经过放大的视频信号中提取有关结构响应的信息。追踪算法能提取视频信号中结构的位移(实验如图 2 所示),三维数字图像相关(3DDIC)以及三维点追踪(3DPT)原理如图 3 所示,提取结构位移的过程中需要经过数字图像相关(DIC)、目标追踪和相位光流法等具体步骤,再结合时域坐标变化进行计算^[15,61-64]。下文将主要介绍数字图像相关、目标追踪和相位光流法这三种方法,并讨论运动放大法识别模态参数的发展历程以及现阶段的研究状况。

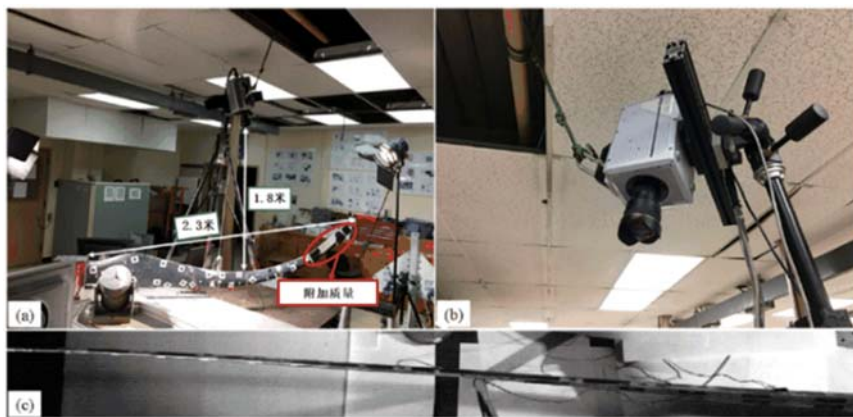


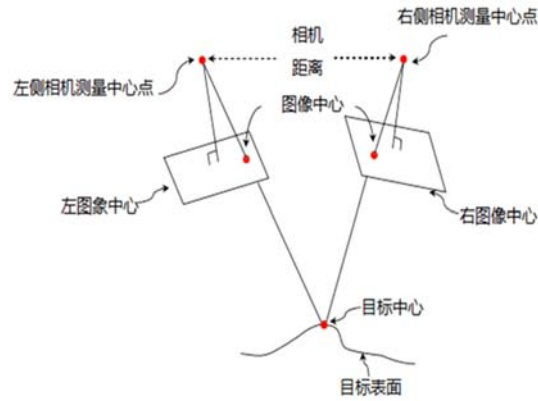
图 2 (a)风机叶片模型,附加质量表示损伤;(b)高速摄像机;(c)高速摄像机拍摄的画面区域^[45]

Fig. 2 (a) fan blade modal, additional mass representing damage;

(b) high-speed camera; (c) image area captured by high speed camera^[45]

2.1 数字图像相关技术

数字图像相关技术是一项基于数字图像处理和分析的技术,常被用于非接触式测量。该技术一般要在待测结构的表面布置区分度较高的黑白散斑图案,作为结构变形信息的载体,随着结构试件一起变形。二维数字图像相关方法(2D DIC)一般先划定参考图像中感兴趣的区域,并将该区域划分成均匀间隔的虚拟网格。变形前图像中目标点通过相关的平面算法与变形后图像中的对应点进行关联,通过提取网格中每个点位移数据,以此获得全场变形。为应对变形前后图像对应点的关联问题,在实际处理中一般采用正方形子区进行匹配而不是单一的像素点信息,这是因为子区包含更大的灰度变化,与其他子区差异更加明显,因此能更加准确地从变形图像中识别子区。采用点集合相关算法比较图像变形前后点集合坐标的变化情况,可以有效提取目标结构运动信息^[65-67],从而获取结构的全场位移及应变。

图3 3DDIC和3DPT的原理图^[51]Fig. 3 Schematic diagram of 3DDIC and 3DPT^[51]

图案散斑区域的每个像素点都有其对应的坐标值 (x, y) 和亮度值 $I(x, y)$, 即图像某区域中的一点 (P) 的亮度值可以表示为

$$I(P) = I(x, y) \quad (17)$$

图像某区域中的一点 (P) 与变形图像中的对应点 (P') 的亮度值近似相等^[21], 故可得到以下表达式:

$$I(P) = I(P') \quad (18)$$

式中 $I(P')$ 表示对应点 (P') 的亮度值, 可以表示为

$$I(P') = I(x'_p, y'_p) = I(x + u_p, y + v_p) \quad (19)$$

式中: (x'_p, y'_p) 表示直角坐标系中对应点 (P') 的横纵坐标值; u_p 表示点 (P) 与变形图像中的对应点 (P') 的横坐标变化值; v_p 表示点 (P) 与变形图像中的对应点 (P') 的纵坐标变化值。

点 Q, P 是共同平面集合内的不同点, 参考面 Q 点的亮度值以及变形面 Q' 点的亮度值可以分别表示为:

$$I(Q) = I(x + \Delta x, y + \Delta y) \quad (20)$$

$$I(Q') = I(x'_p + \Delta x', y'_p + \Delta y') = I(x + u_p + \Delta x', y + v_p + \Delta y') \quad (21)$$

$$I(Q) = I(Q') \quad (22)$$

式中: Δx 表示点 Q, P 的横坐标差值; Δy 表示点 Q, P 的纵坐标差值; $\Delta x'$ 表示点 Q', P' 的横坐标差值; $\Delta y'$ 表示点 Q', P' 的纵坐标差值。 $\Delta x'$ 和 $\Delta y'$ 与 Δx 和 Δy 的关系可表示为

$$\Delta x' = \frac{\Delta u}{\Delta x} \Delta x + \frac{\Delta u}{\Delta y} \Delta y + \Delta x \quad (23)$$

$$\Delta y' = \frac{\Delta v}{\Delta x} \Delta x + \frac{\Delta v}{\Delta y} \Delta y + \Delta y \quad (24)$$

式(17)~(24)是与 DIC 技术相关的基本方程。通过 DIC 技术相关的基本方程, 在已知中心点 P 的位移及其一阶导数条件下, 可以求解点 Q 在变形面上的位置。因此, 互相关(CC)和差值平方和(SSD)相关准则可以按照这一求解过程, 预先设定目标函数追踪被测物体变形前后的位置变化。相关算法也有许多种类, 各种算法的优缺点可参见文献[68], 本文不再赘述。

2D DIC 的应用场景存在一定的局限, 如果实验结构表面弯曲或在加载后发生形变, 那么 2D DIC 将不再适用。为克服这一困难, 人们开发出三维数字图像相关方法(3D DIC), 可以用于曲面结构全场三维信息的测量, 也可用于平面物体的变形测量。3D DIC 是基于 DIC 技术和双目立体视觉的组合应用, 每一次测试之前都要求对相机进行标定^[69]以及校准, 操作相对烦琐。文献[70]对散斑图案质量与平均灰度值相关联进行了量化评价。文献[71, 72]概述了不同类型的亚像素插值方法的优劣, 同时介绍了精度更高、收敛性更强的方法。虽然 DIC 技术在最近的几十年里快速发展, 但是当研究者将它用于记录高速运动的结构瞬变现象实验时^[20, 73], DIC 方法仍存在以下不足: 准确性与摄像机的分辨率相对受限、光对比度不够以及难以正确读取相关速度和尺寸。此外, DIC 相关算法还存在一定的不确定性、

受环境因素制约(例如光照条件和现场温度)较为明显、相机标定会产生误差等^[74-76]。实际结构中,大型桥梁、高层建筑和风力发电机叶片等结构的振幅极小,特别是高频运动的部分,经常混合在原始噪声运动中,要长距离提取结构振动的细微运动信号仍存在一定的难度。

2.2 三维点追踪技术

点追踪技术近些年也得到广泛的应用,其中 3DPT 技术是依据对布置在结构表面离散点上的光学目标或者基准标记进行跟踪来确定各个离散点的三维空间位移的^[77]。就技术层面而言,目前的 3DPT 技术无法得到全场振动信息,仅可获取各个离散点的三维位移。不过 3DPT 技术所用的光学目标价格低,而且容易布置,因此在光学目标数量充足的情况下,还是有机会实现待测物体的全视场测量的^[26]。此外,3DPT 技术可在测量瞬间捕捉视野范围内所有目标的具体位置,所以该方法也可用于获取振动物体瞬时位移信息。

追踪过程的具体步骤,首先是依据椭圆搜索算法来锁定光学目标的重心,之后三维空间中各个点的坐标采用三角剖分技术来计算。对于实验模态分析 EMA 以及运行模态分析 OMA(Operational Modal Analysis)而言,都能证明立体摄影测量结合 3DPT 能有效提升算法的鲁棒性。随着摄像机产业的快速发展以及内部储存空间的不断扩容,3DPT 技术将持续完善和更新。但是,目前 3DPT 技术精度受限^[26],在远距离测量时,目标点的大小同样会影响测量数据的质量,所以,和灵敏度较高的加速度传感器以及激光测振仪相比,3DPT 技术仍难以精确测得大型目标结构中的微小位移。

2.3 相位光流法

光流估计法是一种依据非硬件识别图像信号序列内运动信息的方法,它的测量对象是光流(或成像速度),即三维物体在二维平面上的成像投影。文献^[10]中介绍了包括 Lucas-Kanade (LK)以及 Horn-Schunck (HS)方法的基于梯度的光流估计方法,但在有噪声的情况下,上述方法的稳定性会明显下降。这也说明,基于梯度的光流对运动信息进行估计时容易受到噪声信号的影响。Fleet 等^[28,78]介绍了应对噪声干扰具备更优鲁棒性的相位运动估计方法,不同于 LK 及 HS 等基于梯度的光流估计方法,新方法呈现出更高的信噪比和更优的亚像素精度(约为 0.01 个像素值)。新方法对信噪比的处理略胜于传统的光流估计技术,但是待测结构大幅度振动中通常夹杂着振幅细微的振动,细微振动包含的结构运动信息难以被察觉,因此还需要结合运动放大方法将细微运动进行放大,提取结构运动信息^[79]。

Chen 等^[47,80]介绍了实验室中使用非接触式的相位光流估计法来测量结构的振动情况,使用测得的频率峰值来识别运动放大所需的频带,经过运动放大后也可以更直观地看到该结构的挠曲形状。文献^[81]通过比较传统振动测量的方法,验证了基于相位光流法的准确性,同时检验了其亚像素精度,确定实验测量结果与选择的运动像素以及亚采样水平相关。文献^[49]介绍了待测结构的振型信息可以通过相位方法结合盲源分离技术进行自适应识别。与盲源分离技术相结合的新方法将主成分分析以及复杂追踪算法关联起来,在无人为干预的情况下就能获得实验室小尺度结构的模态。为了研究运动放大能否应用于结构异常检测,Sarrafi 等^[45]依据模态置信度准则,比较风力发电机叶片模态向量,从而确定了叶片是否存在损伤及损伤的位置。

文献^[78]介绍了一种二维法向速度的估计算法,即图像序列信号经滤波器后输出,法向速度可以表示成恒定相位表面的局部一阶形式,用于追踪结构的振动情况。假设追踪结构的运动幅度很小且相位恒定不变,可将 0 时刻帧与 t 时刻帧的相位关联,忽略泰勒展开后的高阶项,局部相位的变化与线性项大致相等,可以推导出:

$$\Delta \phi_{\omega, \theta} = \left[\frac{\partial \phi_{\omega, \theta}}{\partial x}, \frac{\partial \phi_{\omega, \theta}}{\partial y} \right] \cdot (u, v) \quad (25)$$

式中: $\Delta \phi_{\omega, \theta} = \phi_{\omega, \theta}(x, y, t) - \phi_{\omega, \theta}(x, y, 0)$, 局部相位的空间梯度 $\left[\frac{\partial \phi_{\omega, \theta}}{\partial x}, \frac{\partial \phi_{\omega, \theta}}{\partial y} \right]$ 在一个子带范围内几乎没有变化,且峰值频率向量与子带设定的方向正交,说明局部相位的变化仅突出与之相垂直的目标移动信息,存在一定的局限。

文献^[82]提出了一种基于速度调谐滤波器输出相位特性的光流估计算法,该方法能依靠光流估计

提取待测结构的运动信息,但仍会受噪声相位的影响。

下文将阐述噪声相位对低振幅系数的影响,输入视频 $I(x, y, t)$ 经过 ω 的空间尺度, θ 方向的正交滤波器 $g_{\omega, \theta}$ 和 $h_{\omega, \theta}$ 空间带通滤波,转变成复杂可操控金字塔模式,其结果是一组复数对 $S_{\omega, \theta} + T_{\omega, \theta}$, 实部和虚部为

$$S_{\omega, \theta} = g_{\omega, \theta} * I(x, y, t) \quad (26)$$

$$T_{\omega, \theta} = h_{\omega, \theta} * I(x, y, t) \quad (27)$$

每个时间 t 都应用卷积操作,滤波后的复数对便可以转化为相应的振幅 $A_{\omega, \theta}$ 和相位 $\varphi_{\omega, \theta}$:

$$A_{\omega, \theta} = \sqrt{S_{\omega, \theta}^2 + T_{\omega, \theta}^2} \quad (28)$$

$$\phi_{\omega, \theta} = \tan^{-1}(T_{\omega, \theta} / S_{\omega, \theta}) \quad (29)$$

由于滤波器 $g_{\omega, \theta}$ 和 $h_{\omega, \theta}$ 是正交的,说明其频率、均方根都相同但相位却相差 90° , 相反方向的复数对呈共轭对称,所以只需要使用半圆方向上的系数进行卷积计算。经转换以后,相应结果表示为

$$S_{0, \omega, \theta} + S_{n, \omega, \theta} = g_{\omega, \theta} * I_0 + g_{\omega, \theta} * I_n \quad (30)$$

$$T_{0, \omega, \theta} + T_{n, \omega, \theta} = h_{\omega, \theta} * I_0 + h_{\omega, \theta} * I_n \quad (31)$$

式中: $S_{0, \omega, \theta}$ 和 $S_{n, \omega, \theta}$ 分别表示无噪声滤波器响应和需要过滤的噪声实数部; $T_{0, \omega, \theta}$ 和 $T_{n, \omega, \theta}$ 分别表示无噪声滤波器响应和需要过滤噪声的虚数部; I_0 为无噪声视频信号; I_n 为噪声信号。根据式(29), 无噪声以及存在噪声情况的相位值可表示为

$$\phi_{0, \omega, \theta} = \tan^{-1} \left(\frac{T_{0, \omega, \theta}}{S_{0, \omega, \theta}} \right) \quad (32)$$

$$\phi_{\omega, \theta} = \tan^{-1} \left(\frac{T_{0, \omega, \theta} + T_{n, \omega, \theta}}{S_{0, \omega, \theta} + S_{n, \omega, \theta}} \right) \quad (33)$$

有无噪声的相位值之间的差异可在 (S_0, T_0) 的周围线性化后为

$$\tan^{-1} \left(\frac{T_{0, \omega, \theta} + T_{n, \omega, \theta}}{S_{0, \omega, \theta} + S_{n, \omega, \theta}} \right) - \tan^{-1} \left(\frac{T_{0, \omega, \theta}}{S_{0, \omega, \theta}} \right) = \frac{S_{0, \omega, \theta} S_{n, \omega, \theta} - T_{0, \omega, \theta} T_{n, \omega, \theta}}{A_{0, \omega, \theta}^2} + O \left(\frac{S_{n, \omega, \theta}^2 \cdot S_{0, \omega, \theta} S_{n, \omega, \theta} \cdot T_{n, \omega, \theta}^2}{A_{0, \omega, \theta}^4} \right) \quad (34)$$

$S_{n, \omega, \theta}^2$ 项和 $T_{n, \omega, \theta}^2$ 项会逐渐趋近于它们的方差 $\sigma^2 \sum_{x, y} g_{\omega, \theta}(x, y)^2$ 。如果 $A_{0, \omega, \theta}^2 \gg \sigma^2 \sum_{x, y} g_{\omega, \theta}(x, y)^2$, 则可忽略高阶项, 即振幅系数远大于噪声水平时, 可以忽略高阶项, 相位值与高斯随机变量的线性组合大致相等, 故满足高斯分布。

当振幅低于噪声水平时 ($A_{0, \omega, \theta}^2 \ll \sigma^2 \sum_{x, y} g_{\omega, \theta}(x, y)^2$), 式(34)的线性化不准确。在这种情况下, $S_{0, \omega, \theta} \approx 0$ 以及 $T_{0, \omega, \theta} \approx 0$, 相位值可表示为

$$\phi_{\omega, \theta} = \tan^{-1} \left(\frac{T_{n, \omega, \theta}}{S_{n, \omega, \theta}} \right) \quad (35)$$

式中 $T_{n, \omega, \theta}$ 和 $S_{n, \omega, \theta}$ 是方差相等但不相关的高斯随机变量。不过相位光流法也会受到 2π 相位的限制, 相位光流法与基于相位运动放大方法一样存在 2π 的相位限制。因为相位差值 $\Delta \varphi_{\omega, \theta}$ 的值域为 $[-\pi, \pi]$, 周期为 2π , 当差值大于 2π 时会出现锯齿形相位条纹, 影响运动信息估计结果。

3 自适应相位展开

当前利用机器视觉运动放大算法识别实际工程模态参数时, 通常会运用两次复值可操控金字塔, 第一次先将初始视频内的目标物体运动自适应放大, 第二次则是用于获得相关的物体运动信息。相较于以往的三维摄影方法, 自适应相位展开方法提取的运动数据信噪比更优, 而且可获得更丰富的结构模态信息。

基于相位运动放大的方法步骤中, 原始残留噪声和相位阶跃伪像是引起噪声信号的两个主要因素。对于原始残留噪声的问题处理, 本文作者通过相应的运动放大滤波器进行处理, 并已在文献[43]中展开描述, 受限于篇幅, 本文只介绍解决相位阶跃的方法。

相位阶跃现象指的是复值可操控金字塔多层分解当中, 选取的放大系数超过限值, 因此某一层金字

塔中会产生相位阶跃伪像,影响信号信噪比。为移除这种 2π 的相位阶跃,以便提取一个连续的相位信息,可尝试运用相位展开算法来处理。

3.1 相位展开的基本原理

相位展开是指由于提取的相位是包裹在 $(-\pi, \pi)$ 内的相位值,不是其真实值,因此是从 $(-\pi, \pi)$ 区间中恢复原始相位值的一个过程。通常情况下,相位展开表示成

$$\phi(x, y) = \varphi(x, y) + 2\pi \cdot k(x, y) \quad (36)$$

式中: $\phi(x, y)$ 表示展开之后的相位; $\varphi(x, y)$ 为通过可操控金字塔获取的原始相位差值数据; $k(x, y)$ 是需求解的整数,下文将提供其求解流程。实际上相位展开的过程在不断地累积误差,这会导致相邻像素间的实际相位受噪声干扰出错,或者相位图中出现换行错误。另外,图片中其他区域的像素同样会受相位展开造成的误差所影响。关于如何弱化分段展开步骤中的误差累加,对于相位展开算法也是一个不小的挑战。研究人员曾提出许多相关的方法,如路径跟踪法^[83-87]、最小二乘法^[88-91]、区域增长法^[92,93]和正规化阶段跟踪法^[94]等,其中最小二乘法的应用较为广泛。最小二乘法根据泊松方程实现相位展开:

$$\frac{\partial^2 \phi(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi(x, y)}{\partial y^2} = \nabla^2 \varphi(x, y) \quad (37)$$

式中 ∇^2 为拉普拉斯算子。

文献[88]在最小二乘法中采用了快速余弦变换求解方程来展开二维相位主值,并将原始相位的差异性视为真实的梯度场,再根据共轭梯度算法迭代有效分离相位图的不一致区域。文献[94]验证了当相位展开图包含的噪声超出限制时,原始相位间的差异性无法直接视为真实梯度场,难以分离相位图的不一致区域,从而证明最小二乘法对于噪声敏感性高,无法解决噪声较大时的相位分离问题。

3.2 基于亮度方程的自适应相位展开方法

本节将围绕关于亮度方程的相位展开方法进行介绍,进行相位展开的原因是为求得类似式(36)中的正整数 k 。文献[95]提出一类关于亮度方程的相位展开算法,这类算法可以依据亮度信息提取实际相位。通过将式(37)等号右边的相位替换为两个离焦面亮度的方向导数可得

$$\frac{\partial^2 \phi(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi(x, y)}{\partial y^2} = -\frac{2\pi}{\lambda} \frac{I(x, y, z + \Delta z) - I(x, y, z - \Delta z)}{2\Delta z} \quad (38)$$

式中: λ 为波长; $I(x, y, z + \Delta z)$ 和 $I(x, y, z - \Delta z)$ 表示 $z \pm \Delta z$ 面的离焦亮度,可以由瑞利-索末菲第一积分获得^[96]。文献[97]在式(38)的基础上对相位展开方法进行了改进:

$$\frac{\partial^2 \phi(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi(x, y)}{\partial y^2} = \text{Im}[e^{-i\varphi(x, y)} \nabla^2 (e^{i\varphi(x, y)})] \quad (39)$$

式中等号右边通过有限差分法处理得来, Im 表示虚部。改进后的方法无需计算波的传播,不仅能有效降低相位展开的计算量,而且改进后的方法鲁棒性更强。实验显示^[97],尽管噪声条件十分苛刻,该方法仍然能得到良好的展开相位。基于亮度方程的算法和最小二乘法的区别在于泊松方程的选择,两种方法都能对相位展开图起到平滑作用。按照文献[98,99]的研究阐述,相位轮廓以及相应亮度之间的关系能够表示为

$$\nabla(I \nabla \phi) = -\frac{2\pi}{\lambda} \frac{\partial I}{\partial z} \quad (40)$$

式中: ∇ 为二维横向梯度算子; ϕ 表示波场相位; $\frac{\partial I}{\partial z}$ 为 z 轴的方向导数。

文献[100]验证了只有在亮度分布不为零的情况下,亮度传输方程的相位才有唯一解。得益于这个性质,可以将式(40)简化为

$$\nabla^2 \phi = -\frac{2\pi}{\lambda} \frac{\partial I}{\partial z} \quad (41)$$

式(38)、式(39)、式(41)都能用来计算求解相位,区别在于 $\frac{\partial I}{\partial z}$ 的亮度方向导数。针对式(38),展开后的相位 ϕ 能表达成

$$\phi(x, y) = -\frac{2\pi}{\lambda} \cdot \text{IFT}\left[\frac{1}{f^2} \cdot \text{FT}\left[\frac{I(x, y, z + \Delta z) - I(x, y, z - \Delta z)}{2\Delta z}\right]\right] \quad (42)$$

式中: FT 表示傅里叶变换; IFT 表示傅里叶逆变换; $f^2 = f_x^2 + f_y^2$ 为频域坐标内的平方和。将式(42)代入到式(39)中, 相位展开表达式可转化成

$$\phi(x, y) = -\frac{2\pi}{\lambda} \cdot \text{IFT}\left[\frac{1}{f^2} \cdot \text{FT}(\text{Im}[e^{-i\phi(x, y)} \cdot \text{IFT}(f^2 \cdot \text{FT}(e^{i\phi(x, y)}))])\right] \quad (43)$$

关于式(38)、式(39)所定义的泊松方程, Pandey^[95]以及 Martinez-Carranza^[97]均采用快速傅里叶变换(FFT)来求解。换言之, Pandey 的方法每处理一个亮度分布图需要两次 FFT, 共需要 6 次 FFT, 而 Martinez-Carranza 法仅要四次 FFT。有别于利用 FFT 求解的方法, 本文利用离散余弦变换求解式(39), 得到的相位为

$$\phi_1(x, y) = \text{IDCT}\left[\frac{\text{DCT}(\text{Im}[e^{-i\phi(x, y)} \cdot \nabla^2(e^{i\phi(x, y)})])}{2(\cos\left[\pi\frac{x}{M}\right] + \cos\left[\pi\frac{y}{N}\right] - 2)}\right] \quad (44)$$

式中: IDCT 表示离散余弦逆变换; DCT 表示离散余弦变换。利用离散余弦变换求解的方法, 能够有效减少 FFT 计算次数, 降低计算难度。本文通过迭代算法对比了原始复值可操控金字塔与经过展开的相位差值的差异, 优化了亮度方程方法的鲁棒性。文献[101]介绍了一种基于亮度传输方程(TIE)的算法, 利用快速余弦变换求解 TIE, 并在解 TIE 后引入相位校正。文献[95]提出了一种基于传输亮度方程(TIE)的二维相位展开方法, 利用附加场的纵向亮度导数作为输入, 采用基于正则化傅里叶变换的方法求解 TIE。本文将通过新的迭代方法求解对应金字塔的绝对相位差值, 提取不是包裹在相位区间内的差值来求得真实相位差值。

为了求解绝对相位差值, 本文总结了以下算法步骤, 具体流程如图 4 所示。

- (1) 采用复值可操控金字塔, 求解原始的相位差值 φ ;
- (2) 利用相位差 φ , 运用式(44)估计初始展开相位 ϕ_1 ;
- (3) 计算整数 $k_1 = \text{round}(\frac{\phi_1 - \varphi}{2\pi})$;
- (4) 再次获得展开后的相位 $\phi_2 = \varphi + 2k_1\pi$;
- (5) 计算 ϕ_1 和 ϕ_2 之间的残留误差 ζ ;
- (6) 运用式(44), 利用 φ 结合 ζ 去估计修正相位差值 ϕ_c ;
- (7) 更新 $\phi_1 = \phi_1 + \phi_c$;
- (8) 计算整数 $k_2 = \text{round}(\frac{\phi_1 - \phi}{2\pi})$;
- (9) 更新 $\phi_2 = \varphi + 2k_2\pi$;
- (10) 若 $\text{abs}(k_1 - k_2) > 0$, 则 $k_1 = k_2$, 循环步骤(5)~(10); 若 $\text{abs}(k_1 - k_2) = 0$, 则运行步骤(11);
- (11) 求得最终展开后的相位差值 ϕ_2 。

3.3 应用自适应相位展开识别 PVC 管高阶模态实验

本节应用基于亮度方程的相位展开消除相位放大产生的伪像, 识别一段 PVC 管道的高阶模态参数。实验中, 锤击一段 PVC 管, 通过摄像机拍摄观察管口, 用于记录管口径向和周向的振动^[102], 高速相机的采样频率是 24000fps, 图像分辨率为 192×192 。通过对原始视频进行运动放大, 可以按照每帧图像的不同频率计算出模态参数, 如图 5 所示。图 6 展示了实验识别的振型与理论振型的对比。由图 5、图 6 可以看出, 在运动放大系数较高的前提下, 相位金字塔结合亮度转移方程的同样能很好的识别目标结构高阶模态的信息。

4 讨论及展望

机器视觉运动放大方法针对实际工程结构中的高阶模态参数识别具有积极的作用。本文首先对传统的机器视觉运动放大算法(拉格朗日法和欧拉方法)进行总结评述, 然后分别从噪声处理及大运动隔

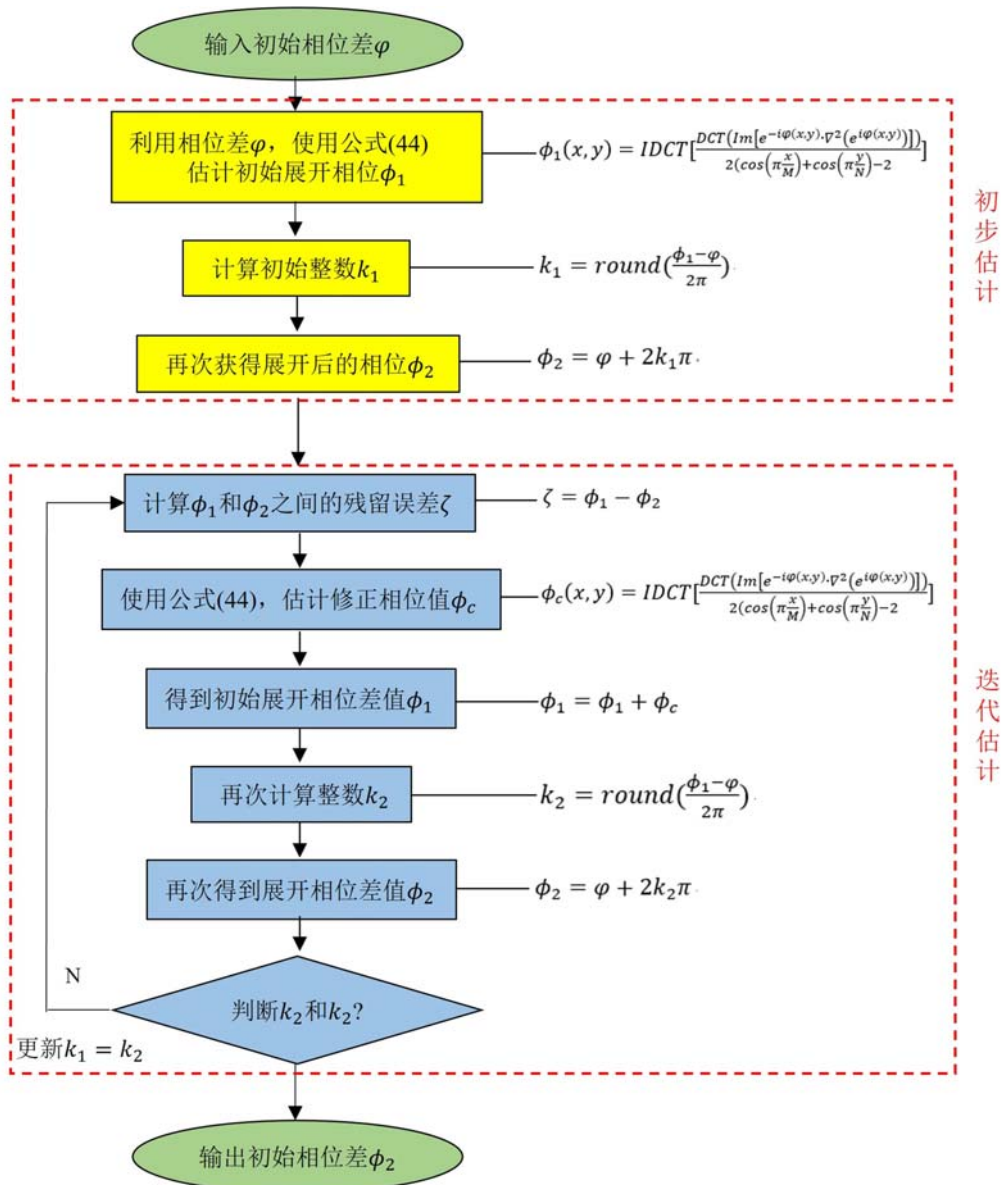


图 4 基于亮度转移方程的相位展开技术流程图

Fig. 4 Flowchart of phase unwrapping technology based on the transport of intensity equation

离两方面概述了传统方法的不足以及近期逐步完善的新方法,并探讨该技术的发展方向,针对实际结构的模态参数识别,本文还介绍了相关运动信息提取的算法(3DDIC、3DPT 和光流估计法)及与之配合的研究成果。

为进一步完善机器视觉运动放大技术识别实际工程结构模态的参数,现有放大技术的理论和方法仍有待改进。依据振动信号的振幅和频率确定运动放大的区间,进一步优化时域、空域滤波器的兼容性以及提升机器视觉运动放大法的计算效率等方面依然存在困难,还需要深入研究。本文认为有以下三个需要解决的问题:

(1) 针对运动信息提取步骤,将现有各式运动的定量准则规范化。待测结构进行运动放大会受到振幅以及频率特性的影响。首先是关于振幅特性,运动放大过程中,一旦时域上微小噪声运动的振幅与将要运动放大的幅度相近,依据目前对振幅的定量准则进行运动放大很难获取较精确的结果。其次是关于频率特性,需要确定时域滤波器对应的频率区间。假如时域滤波器设置的频率区间过大,则相应的误差会在运动放大的过程中不断累加,不仅会导致参数识别出错还会增加计算难度,因此,规范运动信号的定量准则,将时域噪声运动、微小运动以及结构大运动等不同成分信号进行分类显得尤为必要。

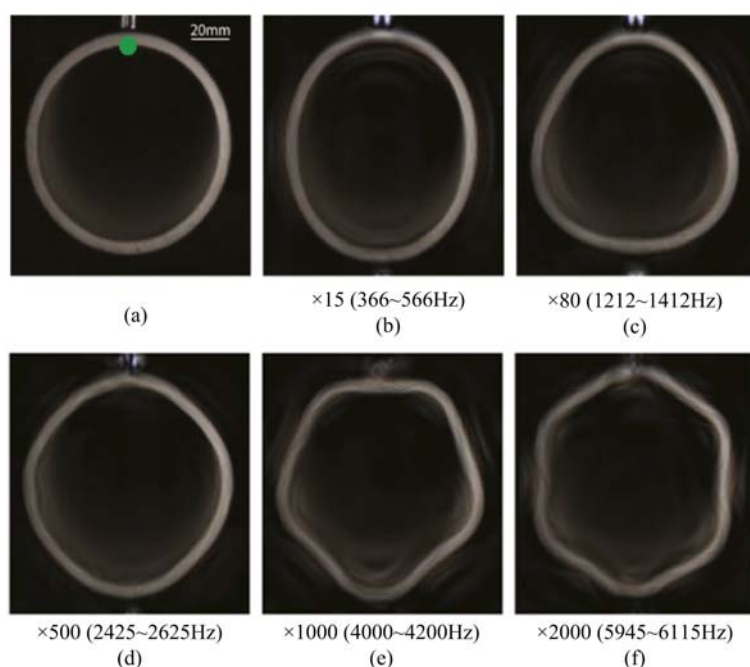


图5 (a)随机截取的初始视频帧;(b)~(f)特定频带内运动放大的图像^[102]

Fig. 5 (a) the initial video frame of random interception; (b)~(f) the video frames of motion amplification in specified frequency bands^[102]

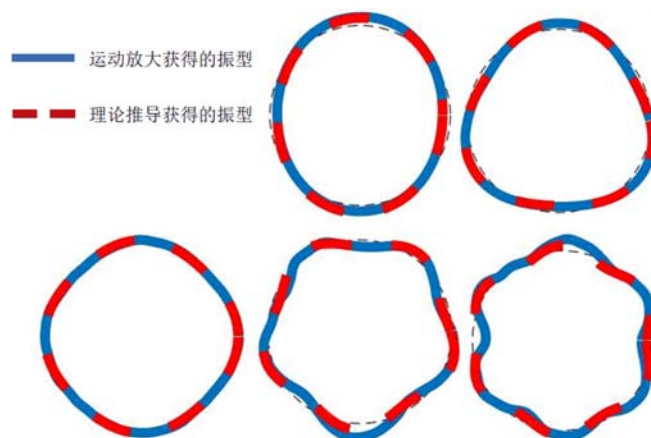


图6 实验识别的振型和理论的振型对比^[102]

Fig. 6 Comparisons of quantitatively measured and theoretically derived modes of vibration^[102]

(2) 提升时域、空域范围内滤波器的兼容性。以往机器视觉运动放大技术在某种程度上是基于原始视频内物体运动时域、空域独立的假设,因此会分别设置不同的空域和时域滤波器用于获取目标信息。但是对于实际视频而言,空间像素的局域分布与时域维度之间的数学联系十分重要,倘若忽略这一层关系,则会影响运动放大的结果,进而这种误差将会导致模态参数识别不准确。除此之外,如果视频画面内目标受其他无关物体遮掩,同样会形成伪像噪声的干扰。因此,如果能利用适宜的运动特性指标建立合适的目标函数,后续的时域、空域滤波器的设置也可以看作时域、空域联合优化的过程。

(3) 进一步优化机器视觉运动放大方法的运算效率。为了更好地识别实际工程结构的模态参数,有必要建立一套即时输出的机制,因此需要提升目前运动放大算法的计算效率。截至目前,基于机器视觉运动放大的方法中很多处理过程需要人为指定图像处理范围和参数,仍无法即时和自动输出实际结构的模态参数,因此,除了寄希望于提升计算机设备的运算速率之外,还需要进一步明确感兴趣的范围区间,优化计算流程,同时需要开发基于图像自适应模态参数的识别方法。

参考文献:

- [1] 李宏男, 李东升. 土木工程结构安全性评估、健康监测及诊断述评[J]. 地震工程与工程振动, 2002(3): 82—90 (LI Hongnan, LI Dongsheng. Safety assessment, health monitoring and damage diagnosis for structures in civil engineering [J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2002, 22(3):82—90 (in Chinese))
- [2] 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 (SHAO Xinxing, CHEN Zhenning, DAI Yuntong, et al. Research progress on several key issues of digital image correlation methods[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2017, 32(3):305—325 (in Chinese))
- [3] Dong C Z, Catbas F N. A review of computer vision-based structural health monitoring at local and global levels [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(2): 692—743.
- [4] Spencer Jr B F, Hoskere V, Narazaki Y. Advances in computer vision-based civil infrastructure inspection and monitoring[J]. Engineering, 2019, 5(2):199—222.
- [5] Stanbridge A B, Ewins D J. Modal testing using a scanning laser doppler vibrometer[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 1999, 13(2):255—270.
- [6] Castellini P, Martarelli M, Tomasini E P. Laser doppler vibrometry: development of advanced solutions answering to technology's needs[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2006, 20(6):1265—1285.
- [7] Maio D D, Ewins D J. Continuous scan, a method for performing modal testing using meaningful measurement parameters(Part I)[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(8):3027—3042.
- [8] Sutton M A, Orteu J J, Schreier H. Image correlation for shape, motion and deformation measurements: basic concepts, theory and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2009.
- [9] Hassan G M. Deformation measurement in the presence of discontinuities with digital image correlation: A review [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 137:106394.
- [10] Horn B, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1-3):185—203.
- [11] Olaszek P. Investigation of the dynamic characteristic of bridge structures using a computer vision method[J]. Measurement, 1999, 25(3):227—236.
- [12] Patsias S, Staszewski W J. Damage detection using optical measurements and wavelets[J]. Structural Health Monitoring, 2002, 1(1):5—22.
- [13] Wabbeh A M, Caffrey J P, Masri S F. A vision-based approach for the direct measurement of displacements in vibrating systems[J]. Smart Materials and Structures, 2003, 12(5):785.
- [14] Schmidt T, Tyson J, Galanulis K. Full-field dynamic displacement and strain measurement using advanced 3D image correlation photogrammetry: Part 1[J]. Experimental Techniques, 2003, 27(3):47—50.
- [15] Lee J J, Shinozuka M. A vision-based system for remote sensing of bridge displacement[J]. Ndt & E International, 2006, 39(5):425—431.
- [16] Chang C C, Ji Y F. Flexible videogrammetric technique for three-dimensional structural vibration measurement [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2007, 133(6):656—664.
- [17] Michon M G. Virtual vibration measurement using KLT motion tracking algorithm[J]. Journal of Dynamic Systems Measurement & Control, 2010, 132(1):91—93.
- [18] Caetano E, Silva S, Bateira J. A vision system for vibration monitoring of civil engineering structures[J]. Experimental Techniques, 2011, 35(4):74—82.
- [19] Feng M Q, Fukuda Y, Feng D, et al. Nontarget vision sensor for remote measurement of bridge dynamic response [J]. Journal of Bridge Engineering, 2015, 20(12):04015023.1—04015023.12.
- [20] Siebert T, Wood R, Splitthof K. High speed image correlation for vibration analysis[J]. Journal of Physics Conference, 2009, 181:012064.
- [21] Helfrick M N, Niezrecki C, Avitabile P, et al. 3D digital image correlation methods for full-field vibration measurement[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(3):917—927.
- [22] Wang W, Mottershead J E, Ihle A, et al. Finite element model updating from full-field vibration measurement using digital image correlation[J]. Journal of Sound & Vibration, 2011, 330(8):1599—1620.
- [23] Warren C, Niezrecki C, Avitabile P, et al. Comparison of FRF measurements and mode shapes determined using

- optically-image based, laser, and accelerometer measurements[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(6):2191—2202.
- [24] Wang W, Mottershead J E, Siebert T, et al. Frequency response functions of shape features from full-field vibration measurements using digital image correlation[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2012, 28: 333—347.
- [25] Baqersad J, Niezrecki C, Avitabile P. Extracting full-field dynamic strain on a wind turbine rotor subjected to arbitrary excitations using 3D point tracking and a modal expansion technique[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2015, 352(8):16—29.
- [26] Poozesh P, Baqersad J, Niezrecki C, et al. Large-area photogrammetry based testing of wind turbine blades[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 86:98—115.
- [27] 蔡恩健. 机器视觉运动放大及其在结构模态参数识别中的应用研究[D]. 辽宁: 大连理工大学, 2020 (Cai Enjian. Research on the motion amplification of machine vision and its application in the identification of structural modal parameters[D]. Liaoning: Dalian University of Technology, 2020 (in Chinese))
- [28] Fleet D J, Jepson A D. Computation of component image velocity from local phase information[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 5(1):77—104.
- [29] Gautama T, Hulle M V. A phase-based approach to the estimation of the optical flow field using spatial filtering [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(5):1127—1136.
- [30] Dong C Z, Celik O, Catbas F N, et al. Structural displacement monitoring using deep learning-based full field optical flow methods[J]. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2020, 16(1):51—71.
- [31] Liu C, Torralba A, Freeman W, et al. Motion magnification[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 519—526.
- [32] Balakrishnan G, Durand F, Guttag J. Detecting pulse from head motions in video[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2013 IEEE Conference on, 2013.
- [33] Tulyakov S, Alameda-Pineda X, Ricci E, et al. Self-adaptive matrix completion for heart rate estimation from face videos under realistic conditions [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [34] Bai J. Selectively de-animating and stabilizing videos[M]. Berkeley: University of California, 2014.
- [35] Wu H Y, Rubinstein M, Shih E, et al. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2012, 31(4):1—8.
- [36] Wadhwa N, Rubinstein M, Durand F, et al. Phase-based video motion processing[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2013, 32(4):80.
- [37] 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), 2014.
- [38] Elgharib M A, Hefeeda M, Durand F, et al. Video magnification in presence of large motions[C]. *Computer Vision & Pattern Recognition*, 2015.
- [39] Kooij J, Gemert J. Depth-aware motion magnification[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2016.
- [40] Zhang Y, Pinte S L, Gemert J. Video acceleration magnification[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [41] Oh T H, Jaroensri R, Kim C, et al. Learning-based Video Motion Magnification[C]//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018:633—648.
- [42] Chen W, McDuff D. Deepmag: source-specific change magnification using gradient ascent[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2020, 40(1):1—14.
- [43] Cai E, Li D, Li H, et al. Self-adapted optimization-based video magnification for revealing subtle changes[J]. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2020, 27(2):173—193.
- [44] Fioriti V, Roselli I, Tati A, et al. Motion Magnification Analysis for structural monitoring of ancient constructions[J]. *Measurement*, 2018, 129:375—380.
- [45] Sarrafi A, Mao Z, Niezrecki C, et al. Vibration-based damage detection in wind turbine blades using phase-based motion estimation and motion magnification[J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2018, 421:300—318.

- [46] Shang Z, Shen Z. Multi-point vibration measurement and mode magnification of civil structures using video-based motion processing[J]. *Automation in Construction*, 2018, 93:231–240.
- [47] Chen J G, Wadhwa N, Cha Y J, et al. Modal identification of simple structures with high-speed video using motion magnification[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2015, 345:58–71.
- [48] Yang Y, Farrar C, Mascarenas D. Full-field structural dynamics by video motion manipulations[C]. *Aiaa/asce/ahs/asc Structures, Structural Dynamics, & Materials Conference*, 2017.
- [49] Yang Y, Dorn C, Mancini T, et al. Blind identification of full-field vibration modes from video measurements with phase-based video motion magnification[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 85:567–590.
- [50] Dorn C J, Mancini T D, Talken Z R, et al. Automated extraction of mode shapes using motion magnified video and blind source separation[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 407:350–366.
- [51] Poozesh P, Sarrafi A, Mao Z, et al. Feasibility of extracting operating shapes using phase-based motion magnification technique and stereo-photogrammetry[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 407:350–366.
- [52] Feng D M, 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.
- [53] Mas D, Ferrer B, Acevedo P, et al. Methods and algorithms for video-based multi-point frequency measuring and mapping[J]. *Measurement*, 2016, 85:164–174.
- [54] Feng D, Feng M Q. Vision-based multipoint displacement measurement for structural health monitoring[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2016, 23(5):876–890.
- [55] 沃德·海伦, 斯蒂芬·拉门兹, 波尔·萨斯, 等. 模态分析理论与试验[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2001 (Ward Hellen, Stephen Ramenz, Pole Sass, et al. *Theory and experiment of modal analysis*[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2001 (in Chinese))
- [56] Ewins D J. *Modal testing, theory, practice and application*[M]. John Wiley & Sons, 2009.
- [57] 傅志方, 华宏星. 模态分析理论与应用[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2000 (FU Zhifang, HUA Hongxing. *Theory and application of modal analysis*[M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 2000 (in Chinese))
- [58] Koenderink J J. The Structure of Images[J]. *Biological Cybernetics*, 1984, 50(5):363–370.
- [59] 张黎洁. 基于视频信号微小变化的信号增强及其应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020 (ZHANG Lijie. *Research on signal enhancement based on small change of video signal and its application*[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020 (in Chinese))
- [60] Koenderink J J, van Doorn A J. Generic neighborhood operators[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1992, 14(6):597–605.
- [61] Pan B, Qian K, Xie H, et al. Two-dimensional digital image correlation for in-plane displacement and strain measurement: a review[J]. *Measurement Science & Technology*, 2009, 20(6):062001.
- [62] Ji Y F, Chang C C. Nontarget image-based technique for small cable vibration measurement[J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2008, 13(1):34–42.
- [63] Carden E P. Vibration based condition monitoring: a review[J]. *Structural Health Monitoring*, 2004, 3(4):355–377.
- [64] Ribeiro D, Calcada R, Ferreira J, et al. Non-contact measurement of the dynamic displacement of railway bridges using an advanced video-based system[J]. *Engineering Structures*, 2014, 75:164–180.
- [65] Sutton M A, Wolters W J, Peters W H, et al. Determination of displacements using an improved digital correlation method[J]. *Image & Vision Computing*, 1983, 1(3):133–139.
- [66] Sutton M A, Mingqi C, Peters W H, et al. Application of an optimized digital correlation method to planar deformation analysis[J]. *Image and Vision Computing*, 1986, 4(3):143–150.
- [67] Poozesh P, Baqersad J, Niezrecki C, et al. A multi-camera stereo DIC system for extracting operating mode shapes of large scale structures [M]. Springer, Cham: *Advancement of Optical Methods in Experimental Mechanics*, 2016:225–238.
- [68] Tong W. An evaluation of digital image correlation criteria for strain mapping applications[J]. *Strain*, 2005, 41(4):167–175.
- [69] 王朝阳. 数字图像相关方法的准确度与速度增强[J]. *实验力学*, 2011, 26(5):632–638 (WANG Chaoyang. On

- the accuracy and speed enhancement of digital image correlation technique[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2011, 26(5):632—638 (in Chinese))
- [70] 潘兵, 吴大方, 夏勇. 数字图像相关方法中散斑图的质量评价研究[J]. *实验力学*, 2010, 25(2):120—129 (PAN Bing, WU Dafang, XIA Yong. Study of speckle pattern quality assessment used in digital image correlation[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2010, 25(2):120—129 (in Chinese))
- [71] Pan B, Xie H M, Xu B Q, et al. Performance of sub-pixel registration algorithms in digital image correlation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2006, 17(6):1615.
- [72] Schreier H W, Braasch J R, Sutton M A. Systematic errors in digital image correlation caused by intensity interpolation[J]. *Optical Engineering*, 2000, 39(11):2915—2921.
- [73] Bebernis T J, Ehrhardt D A. High-speed 3D digital image correlation vibration measurement: Recent advancements and noted limitations[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 86: 35—48.
- [74] Siebert T, Becker T, Splitthof K, et al. High-speed digital image correlation: error estimations and applications [J]. *Optical Engineering*, 2007, 46(5):051004.
- [75] Lavatelli A, Zappa E. Uncertainty in vision based modal analysis: probabilistic studies and experimental validation [J]. *Acta IMEKO*, 2016, 5(4):37—48.
- [76] Lavatelli A, Zappa E. A displacement uncertainty model for 2-D DIC measurement under motion blur conditions [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(3):451—459.
- [77] Ba Qersad J, Poozesh P, Niezrecki C, et al. Photogrammetry and optical methods in structural dynamics — A review[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2017, 86:17—34.
- [78] Fleet D J, Jepson A D. Computation of normal velocity from local phase information[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 1989.
- [79] Fleet D, Weiss Y. Optical flow estimation [M]. Springer, Boston: *Handbook of Mathematical Models in Computer Vision*, 2006:237—257.
- [80] Chen J G, Wadhwa N, Durand F, et al. Developments with motion magnification for structural modal identification through camera video (Volume 2)[M]. Springer, Cham: *Dynamics of Civil Structures*, 2015:49—57.
- [81] Diamond D H, Heyns P S, Oberholster A J. Accuracy evaluation of sub-pixel structural vibration measurements through optical flow analysis of a video sequence[J]. *Measurement*, 2017, 95:166—172.
- [82] Fleet D J. Measurement of image velocity[M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [83] Goldstein R M, Zebker H A, Werner C L. Satellite radar interferometry: two-dimensional phase unwrapping[J]. *Radio Science*, 2016, 23(4):713—720.
- [84] Quiroga J A, Bernabeu E. Phase-unwrapping algorithm for noisy phase-map processing[J]. *Applied Optics*, 1994, 33(29):6725—6731.
- [85] Huntley J M. Noise-immune phase unwrapping algorithm[J]. *Applied Optics*, 1989, 28(16):3268—3270.
- [86] Quiroga J A, González-Cano A, Bernabeu E. Phase-unwrapping algorithm based on an adaptive criterion[J]. *Applied Optics*, 1995, 34(14):2560—2563.
- [87] Shi Yuqing. Robust phase unwrapping by spinning iteration[J]. *Optics Express*, 2007, 15(13):8059—8064.
- [88] Ghiglia D C, Romero L A. Robust two-dimensional weighted and unweighted phase unwrapping that uses fast transforms and iterative methods[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1994, 11(1):107—117.
- [89] Liang Z P. A model-based method for phase unwrapping[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(6):893—897.
- [90] Arines J. Least-squares modal estimation of wrapped phases: application to phase unwrapping[J]. *Applied Optics*, 2003, 42(17):3373.
- [91] Zhao Z, Zhao H, Zhang L, et al. 2D phase unwrapping algorithm for interferometric applications based on derivative zernike polynomial fitting technique[J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26(1):017001.
- [92] Wei X, Cumming I. A region growing algorithm for InSAR phase unwrapping[C]. *1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002.
- [93] Baldi A. Two-dimensional phase unwrapping by quad-tree decomposition[J]. *Applied Optics*, 40(8):1187—1194.

- [94] Servin M, Marroquin J L, Malacara D, et al. Phase unwrapping with a regularized phase-tracking system[J]. *Applied Optics*, 1998, 37(10):1917—1923.
- [95] Pandey N, Ghosh A, Khare K. Two-dimensional phase unwrapping using the transport of intensity equation[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(9):2418—2425.
- [96] Kozacki T, Falagis K, Kujawinska M. Computation of diffracted fields for the case of high numerical aperture using the angular spectrum method[J]. *Applied Optics*, 2012, 51(29):7080—7088.
- [97] Juan M C, Konstantinos F, Tomasz K. Fast and accurate phase-unwrapping algorithm based on the transport of intensity equation[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(25):7079—7088.
- [98] Teague M R. Deterministic phase retrieval; a Green's function solution[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1983, 73(11):1434—1441.
- [99] Streibl N. Phase imaging by the transport equation of intensity[J]. *Optics Communications*, 1984, 49(1):6—10.
- [100] Gureyev T E, Roberts A, Nugent K A. Partially coherent fields, the transport-of-intensity equation, and phase uniqueness[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1995, 12(9):1942—1946.
- [101] Zhao Z, Zhang H, Xiao Z, et al. Robust 2D phase unwrapping algorithm based on the transport of intensity equation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2018, 30(1):015201.
- [102] Wadhwa N, Chen J G, Sellon J B, et al. Motion microscopy for visualizing and quantifying small motions[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2017, 114(44):11639—11644.

Recent advances of computer vision motion amplification and its application in modal identification of structures

LI Dongsheng¹, LIN Jianyuan¹, CAI Enjian², LI Hongnan³

(1. Guangdong Engineering Center for Structure Safety and Health Monitoring, Department of Civil and Environmental Engineering, Shantou University, Shantou 515063, Guangdong, China; 2. Tsinghua University, Department of Civil Engineering, Beijing 100084, China; 3. State Key Laboratory of Coastal & Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, Liaoning, China)

Abstract: Motion amplification technology can amplify the subtle structural vibration response that is difficult to capture by eyes, decompose the original image into sub-sampling sequences at different spatial resolutions, and identify the high-order modal information that cannot be obtained by traditional technology. Firstly, the Lagrange method and Euler method of machine vision motion amplification are presented, moreover, some new methods of noise processing and large motion isolation methods are introduced respectively. Then, three methods of extracting the motion feature of image are summarized, such as digital image correlation technology, point tracking technology and phase optical flow method. In this paper, the author introduces the research progress of correcting the original complex value controllable pyramid model by using the intensity equation for phase unrolling and removing the 2π phase step to avoid artifacts. Examples of the PVC pipe show that the motion amplification technique can extract the high order mode information of structure well under high magnification. Finally, this paper mainly discusses the defects of the current machine vision motion magnification method in the practical applications, puts forward the corresponding improvement measurements, and predicts the direction of future development.

Keywords: motion magnification; modal identification; computer vision