

引文格式:单明广, 庞成, 刘磊, 等. 结构位移视觉测量技术及应用进展[J]. 航空制造技术, 2026, 69(16): 26010063.

SHAN Mingguang, PANG Cheng, LIU Lei, et al. Structural displacement visual measurement technology and advances in its applications[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(16): 26010063.

结构位移视觉测量技术及应用进展

单明广^{1,2,3}, 庞成¹, 刘磊^{1,2,3}, 刘彬^{1,2,3}, 钟志^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001;

2. 哈尔滨工程大学黑龙江省先进智能感知技术协同创新中心, 哈尔滨 150001;

3. 哈尔滨工程大学长三角高等研究院, 南通 226000)

[摘要] 结构位移视觉测量技术作为一种非接触、全场化的测量方法, 因具备高灵活性、低成本及远距离测量能力等优势, 近年来在土木工程、航空航天及高端装备等领域的结构健康监测与性能评估中得到广泛关注。系统综述结构位移视觉测量技术的基本原理、方法体系及工程应用进展。首先, 介绍相机标定技术实现像素位移向物理位移转换的基本理论与关键流程; 随后, 重点综述模板匹配、特征点匹配及光流等典型位移提取方法, 进而介绍了基于这些方法的三维视觉测量技术, 并对比分析了各类方法的特点与适用场景; 进一步, 探讨该技术在工程应用中面临的设备性能限制、复杂环境干扰等关键问题及相应改进方法, 并归纳了其在结构模态参数识别、变形检测、损伤识别与索力估计等方面的研究与应用成果; 最后, 对结构位移视觉测量技术在实时化、复杂环境适应性及智能化等方面的发展趋势进行展望。本总结可为该技术在相关领域的研究与工程应用提供参考。

关键词: 非接触测量; 结构位移; 计算机视觉; 相机标定; 目标追踪; 模态识别

中图分类号: V262

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.26010063



单明广

教授, 博士, 研究方向为光电检测与仪器。

结构位移是反映结构受力状态、变形特征及动力响应的重要物理量, 对其进行高精度测量, 可为结构健康监测、性能评估及模型修正等提供关键数据支撑。结构位移测量在土木工程、航空航天及高端装备制造等领域具有重要意义^[1-5]。在土木工程领域, 桥梁、高层建筑及风电塔等结构通常具有尺度大、测点分散、监测周期长及环境条件复杂等特点, 传统接触式传感器^[6-7]在大范围布设过程中存在安装困难、维护成本高及长距离信号传输受限等问题, 同时难以实现大尺度结构的全场响应获取。因此, 视觉测量技术凭借远距离、非接

触及全场化测量等优势, 在大型土木结构的长期健康监测与运行状态评估中展现出良好的应用潜力。在航空航天及高端装备领域, 机翼、发动机叶片及旋转机械等结构则普遍具有轻量化、柔性化、高速动态响应及曲面复杂等特点。这类结构往往振动频率高、变形幅值小, 并伴随复杂空间运动, 对测量系统的空间分辨率、时间分辨率及三维动态测量能力提出了更高要求。传统接触式传感器不仅容易对结构动力学特性产生附加影响, 还难以满足复杂运动状态下的全场动态测量需求。视觉测量技术由于具备非接触、高空间分辨

收稿日期: 2026-04-14; 退修日期: 2026-05-22; 录用日期: 2026-06-16

基金项目: 黑龙江省自然科学基金重点项目(ZD2024F002); 通通科研引导支持经费(010302002508); 中央高校基本科研业务费(3072026XK0801)

率及三维全场测量能力,可实现复杂结构动态响应获取、微小变形测量及运行状态评估,因此在飞行器结构测试、叶片振动分析及旋转机械故障诊断等方向受到广泛关注^[8-9]。

随着光学传感与计算机视觉技术的进步,基于视觉的结构位移测量技术发展迅速。该技术不仅能实现高精度的二维面内位移测量,而且能够通过多视角系统获取结构的三维空间位移与全场变形信息,逐渐成为工程测量领域的重要工具^[10-15]。典型的视觉测量系统主要包括图像采集与数据处理两部分。图像采集部分一般由相机、镜头及目标标志物等硬件组成;数据处理部分则依赖图像处理与目标跟踪算法,实现位移信息的提取与分析。如图1所示^[2],系统通过采集图像序列,结合特征识别、目标跟踪与位移解算等步骤,完成从视觉信息到位移信号的转换。相较于传统接触式测量方法,该技术可避免附加质量对结构动力特性的影响,并实现大范围结构表面的全场位移可视化,为复杂结构的状态感知与性能评估提供了新的技术手段。

本文系统梳理了结构位移视觉测量技术的研究与应用进展,重点围绕相机标定、位移提取方法与工程应用3个方面展开综述。全文结构安排如下:先阐述相机标定原理,说明像素位移到物理位移的转换机制;再对主流结构位移视觉测量方法进行分类与总结,重点介绍模板匹配、特征点匹配、光流等典型方法的原理与特点,并拓展至基于这些方法的三维视觉测量技术,同时讨论各类方法的性能局限与适用场景;然后探讨该技术在实际应用中的关键问题及改进途径;总结该技术在工程中的典型应用;最后,对当前面临的挑战与未来发展趋势进行展望。

1 相机标定原理

在结构位移视觉测量中,相机标

定是建立世界坐标系中三维空间点与图像坐标系中二维像素点之间几何映射关系的关键步骤。通过标定所确定的投影变换模型,能够从图像中目标点的像素位置反演出其在真实物理世界中的对应位置,从而实现图像平面与物理空间之间几何尺寸与坐标的相互换算。相机标定不仅能够校正因镜头透视与曲面特性引起的中心透视畸变和径向畸变^[16-17],还可准确获取相机的内部参数、畸变系数及描述相机在空间中位置与方向的外部参数矩阵。根据实际应用场景中的不同假设与约束条件,相机标定所建立的投影模型可分为全投影矩阵、平面单应矩阵和比例因子3类,具体特点与适用情况如表1所示。

1.1 全投影矩阵

全投影矩阵在不依赖相机方位与结构运动方向的条件下,可实现目标的三维位移重建。基于小孔成像模型,三维世界坐标点 $\mathbf{X} = (X, Y, Z)$ 可投影至二维图像坐标 $\mathbf{x} = (x, y)$,

该透视变换表示为

$$\mathbf{s}\mathbf{x} = \mathbf{K}[\mathbf{R}|\mathbf{t}]\mathbf{X} \Leftrightarrow \mathbf{s} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & \gamma & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, s 是比例因子; $\mathbf{K}$ 是相机内参矩阵; f_x 和 f_y 分别为镜头在横向和竖向的焦距; c_x 和 c_y 分别为主轴在横向和竖向的偏移量; γ 为镜头斜度系数; $[\mathbf{R}|\mathbf{t}]$ 是相机外参矩阵; $\mathbf{r}$ 和 $\mathbf{t}$ 分别表示旋转和平移变换。

相机标定过程中,只要镜头焦距固定,内参矩阵即保持不变。通常,可通过移动标定物并拍摄多幅不同视角的图像,来估计相机的内参与外参。标定物一般选用具有已知间距的特征点或平面网格图案,例如图2所示^[19]的棋盘格图案,理论上至少需要3个不同视角完成标定,在工程

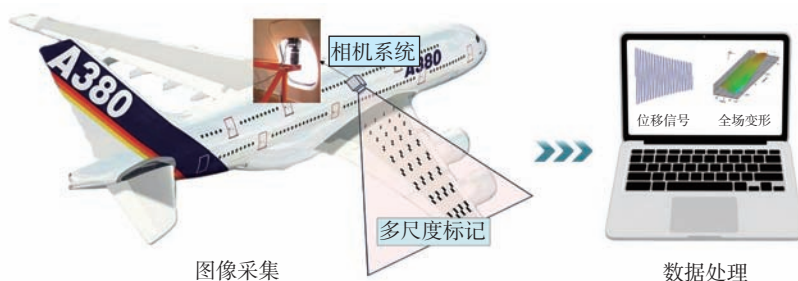


图1 结构位移视觉测量系统^[2]

Fig.1 Vision measurement system for structural displacement^[2]

表1 相机标定所涉及的投影变换

Table 1 Projection transformations involved in camera calibration

方法	核心定义	关键假设	适用场景
全投影矩阵	描述三维空间点到二维图像点的完整透视投影关系	符合针孔相机模型; 镜头畸变可建模校正	需要三维位移测量、存在显著镜头畸变的复杂场景
平面单应矩阵	描述三维某一平面上的点到二维图像点之间的投影变换	所有目标点位于同一平面; 目标沿平面法线方向的运动可忽略	目标在二维平面内运动的场景
比例因子	三维物理位移与二维图像像素位移之间的一维线性缩放关系	目标沿一维方向运动; 相机光轴与被测平面垂直	结构进行一维运动且相机姿态固定的简化测量场景

应用中,建议使用 10 幅以上图像以提高参数估计的稳健性^[18-20]。

1.2 平面单应矩阵

平面单应矩阵通过描述两个平面之间的投影映射关系,既可以表示图像平面与真实空间平面之间的变换,也可以描述两个不同图像平面之间的变换,如图 3 所示^[21]。在相机标定中,平面单应矩阵是基于全投影模型的简化,它假设目标仅在结构平面内运动,沿平面法线方向的位移可忽略,从而将投影关系简化为二维世界坐标系与图像平面之间的单应矩阵 $\mathbf{H}$ 。此时,式(1)可相应简化为

$$\mathbf{s}\mathbf{x} = \mathbf{H}\mathbf{X} \Leftrightarrow \mathbf{s} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

平面单应矩阵 $\mathbf{H}$ 是一个 3×3 的矩阵,自由度为 8,求解 $\mathbf{H}$ 至少需要 4 对图像与结构平面之间的对应点,常采用直接线性变换法和最小二乘法求解。由于该方法已考虑投影过程中的几何形变,标定结果不受相机光轴与结构平面夹角的影响^[22]。在实际应用中,通常借助棋盘格等人工标志物实现平面内结构位移的测量。但需注意,若目标运动超出该平面,将引入测量误差。

1.3 比例因子

比例因子是对平面单应矩阵的进一步简化,也是最简单的投影变换形式。该方法假设相机光轴与被测结构平面法线共线,即夹角为 0° ,在此条件下,投影关系可简化为图 4 所示^[23]的一维映射关系。结构物理位移与其在图像中对应像素位移之间的比例因子 s 可表示为

$$\begin{cases} s_1 = \frac{\Delta u}{\Delta v} \\ s_2 = \frac{w-f}{f} p_{\text{size}} \end{cases} \quad (3)$$

式中, Δu 表示结构的物理尺寸; Δv 是图像平面中对应结构的像素数; w

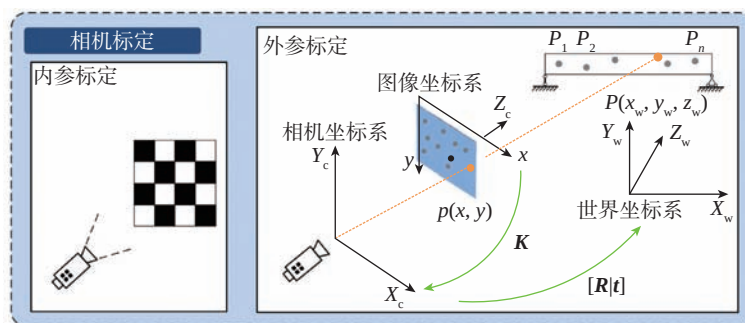


图 2 全投影矩阵标定原理^[19]

Fig.2 Full projection matrix calibration principle^[19]

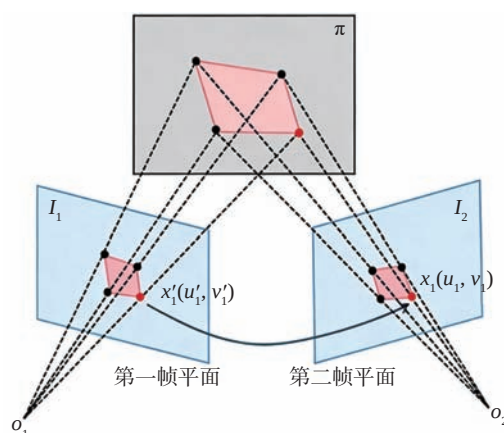


图 3 两帧图像的单应关系^[21]

Fig.3 Homography relationship between two frames^[21]

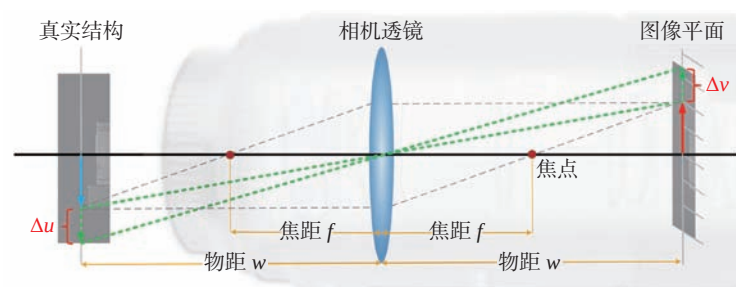


图 4 比例因子标定原理^[23]

Fig.4 Scale factor calibration principle^[23]

为相机与结构的距离; f 为焦距; p_{size} 为像元尺寸。

当相机光轴与结构平面法线之间存在夹角 θ 时,破坏了针孔相机的理想线性投影关系,引入了透视导致的非线性几何畸变,使比例因子在不同空间位置不再保持严格一致。当夹角较小时,可通过式(4)对比例因子进行近似修正,即

$$s_3 = \frac{w-f}{f \cos^2 \theta} p_{\text{size}} \quad (4)$$

但随着夹角增大,由透视效应引起的非线性误差会显著增加,从而降低测量精度^[24-25]。图 5^[24]进一步量化了倾斜角对测量误差的影响规律:在相机分辨率 640×512 像素、像元尺寸 $4.8 \mu\text{m}$ 、焦距 50 mm 的条件下,测量误差随倾斜角 θ 的增大呈明显非线性增长趋势。因此,比例因子法更适用于小视角、小离面变形及近似正视成像场景;对于大视角或存在明显透视畸变的情况,通常更适合采

用平面单应矩阵或全投影矩阵方法进行标定与测量。

相机校准方法的选择需根据相机、镜头及运动特性来确定。在需要三维位移测量且镜头畸变明显的场景中,可采用全投影矩阵并结合多相机系统。该方法能够完整描述投影关系,准确校正畸变,适用于复杂环境下的高精度测量。如果结构主要在二维平面内运动且镜头畸变较小,则适合使用平面单应矩阵,它能有效处理投影中的几何变形,并且对相机位置与角度要求较为灵活。这两种方法通常需要借助已知尺寸的人工平面目标来提供几何信息,这类目标在实验室中易于布置,但在现场测试时部署成本较高。对于结构沿一维运动、相机垂直于运动平面的情况,尤其在无法使用人工目标时,比例因子法是较为合适的标定选择。

2 结构位移视觉测量典型方法

结构位移视觉测量技术基于视频序列,通过图像处理识别并提取目标的形状、灰度、颜色或特征点等关键信息,进而利用目标追踪算法对特征进行稳定跟踪,从而获取目标在像素坐标系中的坐标变化,最终结合相机成像模型与标定参数,将其转换为真实世界中的位移量。在该技术体系中,特征识别与特征跟踪是两大核心环节,其稳健性与精度直接影响位移测量与三维重建等任务的成效。

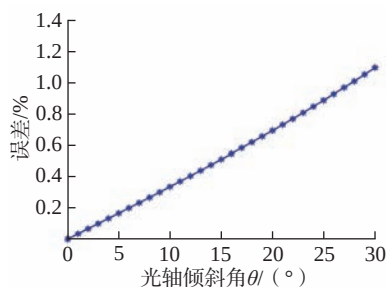


图5 光轴倾斜角对测量误差的影响^[24]

Fig.5 Effect of optical axis tilt angle on measurement error^[24]

特征识别旨在从图像中提取与目标相关的信息,实现在不同视角、光照和尺度条件下对目标特征的稳定重识别与跟踪。根据是否引入人工标识,可将其分为人工标记法和无目标法。人工标记法通过在待测表面布设高对比度标识物,如圆形靶标^[26-27]、复合条纹^[28-29]、二维码^[30-31]、棋盘格或斑点图案^[32-34]等,并在暗光或复杂光照环境下辅以LED或激光光源^[35-37],提升识别稳健性与夜间监测能力。无目标法直接利用物体自身的表面特征作为感兴趣区域(Region of interest, ROI),依据特征显著性进行检测与跟踪^[38-41],虽降低了布设成本,提高了效率,但在图像质量不佳或对比度低时,其精度与鲁棒性相对较弱。无论采用何种方法,精准的特征选取与定位都至关重要,而目标追踪算法在此过程中起到关键支撑作用。常用的追踪算法包括模板匹配法、特征点匹配法和光流法。进一步地,为测量结构的三维位移与形变,可结合多相机系统,基于立体视觉与三角测量原理实现三维视觉测量。

2.1 模板匹配法

模板匹配法以图像互相关匹配计算为核心原理,通过分析序列图像中运动目标的最佳匹配实现目标运动状态的精准追踪,包含空域模板匹配与频域相位相关两种典型实现形

式,其中相位相关可视为空域模板匹配在频域层面的拓展形式,二者在信息提取机制、计算复杂度及适用场景上各有侧重,可适配不同类型的结构振动测量需求。

2.1.1 空域模板匹配

空域模板匹配的基本思路为从初始帧选取包含运动目标的子区域作为匹配模板,在当前帧的指定ROI内滑动该模板完成匹配,通过定位模板与ROI的最高相似度对应位置,实现对目标的追踪。

空域模板匹配的工作流程如图6所示^[42],选取参考子集(模板)作为ROI,图像强度记为 $I(x, y)$,其中 x 和 y 为相机传感器平面上的像素坐标。视频由以时间 t 为索引的图像序列构成,记初始帧为 $I(x, y, t_0)$ 。经过时间间隔 Δt 后,结构在 x, y 方向分别产生 $\delta(x, \Delta t)$ 、 $\delta(y, \Delta t)$ 像素的变形位移,此时当前帧 $I(x, y, t_0 + \Delta t)$ 满足如下关系:

$$I(x, y, t_0 + \Delta t) = I[x - \delta(x, \Delta t), y - \delta(y, \Delta t), t_0] \quad (5)$$

为提取位移量 $\delta(x, \Delta t)$ 与 $\delta(y, \Delta t)$,可采用穷举搜索或各类优化搜索策略^[43-44]。匹配时,对参考图像模板与变形图像的搜索区域进行比对,通过计算相似度得到相关系数图,以相似度最高的位置作为最佳匹配点,从而确定像素级位移,并可进一步结

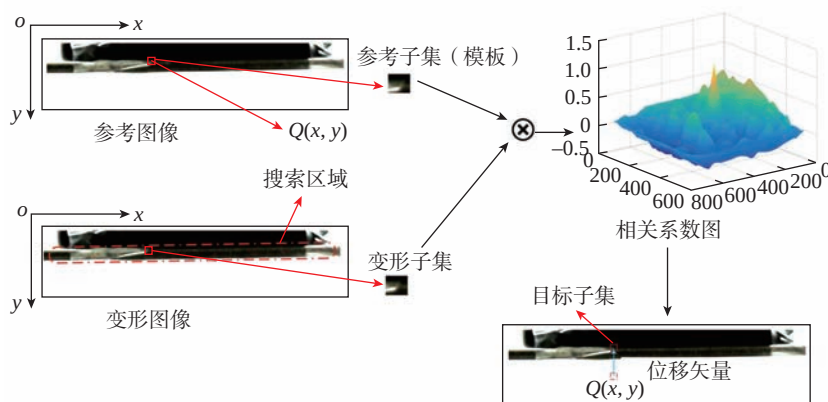


图6 空域模板匹配^[42]

Fig.6 Template matching in spatial domain^[42]

合亚像素插值算法提高精度。常用的相似性评价指标^[45]包括零均值归一化互相关(Zero-mean normalized cross-correlation, ZNCC)、零均值归一化平方差和(Zero-normalized sum of squared differences, ZNSSD)及参数化平方差和(Parametric sum of squared differences, PSSDab)等。空域模板匹配原理直观简单,在图像局部纹理清晰、目标特征突出的情况下,可精确测量位移。在小范围平移且环境噪声适中时,其匹配稳定性较好。但该方法也存在明显不足:计算量随模板尺寸和搜索范围增大而显著增加,实时性较差;对光照变化、旋转和尺度缩放敏感,容易产生误匹配;在背景复杂或纹理单一的场景中,测量精度会下降,且易陷入局部最优解。

2.1.2 频域相位相关

相位相关法是空域模板匹配在频域中的拓展形式。该方法无须预设局部模板或进行遍历搜索,而是将整幅图像作为全局模板,通过一次频域互相关计算即可实现位移测量。

其原理基于傅里叶位移定理^[46],操作流程如图7所示^[23]:先将空域图像经傅里叶变换转换至频域,然后计算互功率谱并进行傅里叶逆变换,得到相位相关平面,最终通过定位峰值实现目标的精准定位与跟踪。

考虑到空域中目标的平移仅会导致频域中相位的线性变化,不会改变幅值信息,为了捕捉这种相位变化,对式(5)应用傅里叶变换并定义归一化交叉功率谱,即

$$C(u, v, \Delta t) = \frac{F^*(u, v, t_0)F(u, v, t_0 + \Delta t)}{|F^*(u, v, t_0)F(u, v, t_0 + \Delta t)|} = \exp\{-j[u\delta(x, \Delta t) + v\delta(y, \Delta t)]\} \quad (6)$$

式中, $F(u, v, t_0)$ 和 $F(u, v, t_0 + \Delta t)$ 分别代表初始帧和当前帧的傅里叶变换; u 和 v 表示定义图像频谱特性的水平和垂直频率分量; $*$ 表示复共轭运算; j 指虚部。对式(6)进行傅里叶逆变换,可以得到

$$c(x, y, \Delta t) = D[x - \delta(x, \Delta t), y - \delta(y, \Delta t)] \quad (7)$$

在理想条件下, $c(x, y, \Delta t)$ 呈以位移坐标 $\delta(x, y, \Delta t)$ 为中心的单位脉冲形式;若存在噪声干扰, $c(x, y, \Delta t)$ 可能出现多个峰值,但位移信息仍保留在最高峰值中,可通过拾峰法定位该峰值来确定像素级位移,进一步结合亚像素插值可获得更高精度。与空域模板匹配相比,频域相位相关对光照线性变化、灰度偏移等干扰的抵抗能力更强,对局部灰度突变的鲁棒性也更好,且频域运算效率较高。该方法适用于全局平移类位移检测,即使在图像纹理均匀单一的场景中,也能稳定精确测量位移。然而,该方法也存在明显局限:仅适用于纯平移运动,对目标的旋转与尺度缩放仍然敏感。同时,频域计算易受图像边界效应影响,在图像存在局部畸变或高频噪声时,测量精度可能出现波动。

2.2 特征点匹配法

特征点匹配法通过追踪图像中具有独特表观特征的关键点,依据其几何与光度不变性,在连续视频帧之

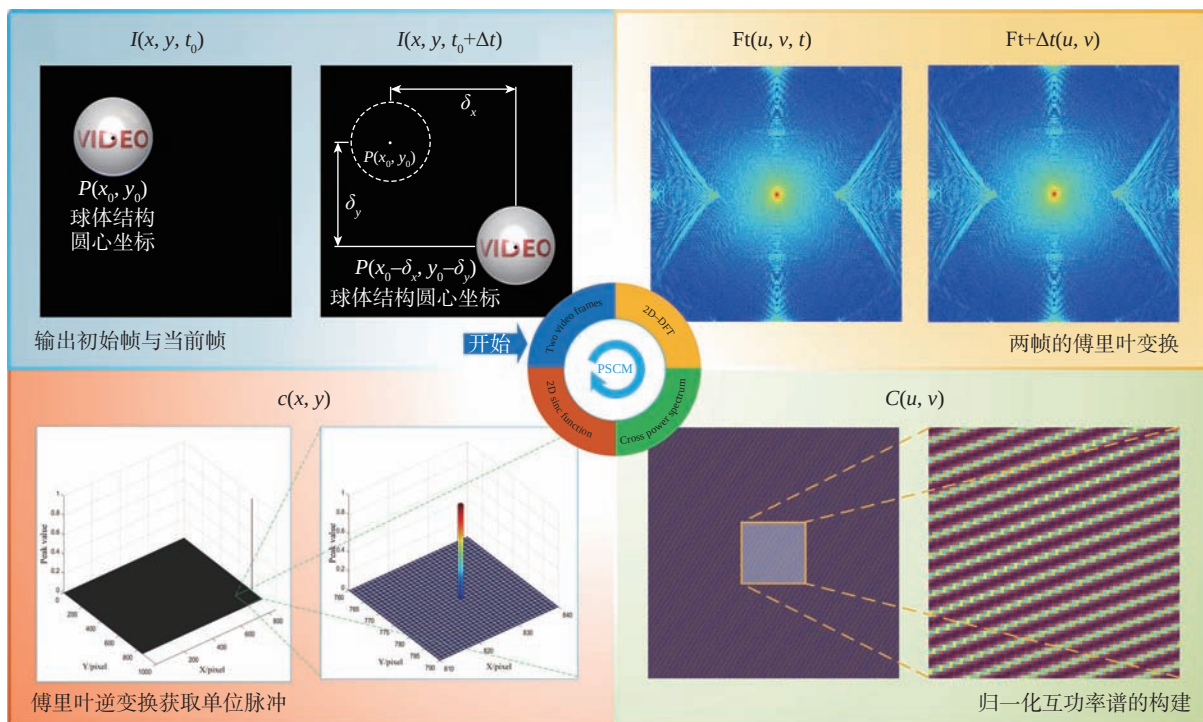


图7 频域相位相关^[23]

Fig.7 Phase correlation in frequency domain^[23]

间建立同名点对应关系,进而从坐标变化中反演目标位移。该方法是实现大尺度位移测量的重要技术路径之一。与模板匹配相比,特征点匹配对目标旋转、局部遮挡和光照变化具有更强的适应性^[47]。其流程主要包括特征点检测、描述子构建、帧间特征匹配及异常匹配剔除等关键步骤。

(1) 特征点检测。

特征点检测的核心是从图像中提取具有独特性、稳定性和不变性的关键点,为后续帧间匹配提供可靠追踪基础,如图8所示^[48]。目前主流算法包括以Harris^[49]、Shi-Tomasi^[50]、FAST^[51]等为代表的角点检测法以及以SIFT^[52]、SURF^[53]、KAZE^[54]、MSER^[55]等为代表的斑点检测算法。角点对应图像中灰度值剧烈突变的区域,是构成物体轮廓与结构形态的关键要素,可快速锁定图像拐角特征,且对图像平移、旋转变换展现出良好适应性。斑点对应图像灰度平滑的局部区域,可有效识别圆形、椭圆形等特征,在尺度变化场景下表现优异。无论采用哪类方法,核心是确保特征点具备尺度、旋转和光度不变性,以便在不同拍摄角度、光照条件和目标尺度下都能得到稳定、准确识别。

(2) 描述子构建。

特征点通常不直接基于像素值进行比较,而是通过特征描述子进行刻画^[56]。特征描述子将特征点周围局部窗口的形状与外观信息编码为紧凑的向量,通过向量间的相似度来建立同名点之间的对应关系。根据编码方式,描述子可分为浮点型和二进制两类^[25]。浮点型描述子以SIFT和SURF为代表,基于特征点邻域的梯度信息计算,能精细描述纹理特征,具有较好的几何与光度不变性,但其向量维度较高,计算和存储开销较大。二进制描述子包括BRIEF^[57]、ORB^[58]、BRISK^[59]、FREAK^[60]等,核心是通过比较特征点邻域像素对的灰度差异将它们编码为二进制向量。

这类描述子长度短,匹配速度快,更适合实时性要求高的位移测量场景。图9^[61]展示了SIFT特征描述子的构建流程,在检测到特征点后,通过计算其梯度幅值与方向,并编码为直方图,最终生成描述子。图10^[62]给出了一个管道结构的SIFT特征点提取及其描述子的可视化示例。

(3) 帧间特征匹配。

帧间特征匹配需要根据描述子的类型选择合适的相似度度量标准

和匹配算法。图11^[63]展示了这一匹配过程的具体操作。对于浮点型描述子,通常采用欧几里得距离度量相似度^[52],距离越小表明特征点越相似。对于二进制描述子,则需使用汉明距离^[57],即对两个二进制向量进行按位异或操作后统计结果中“1”的个数,距离越小代表匹配度越高。匹配算法按精度可分为暴力匹配和近似近邻匹配两类。暴力匹配通过遍历所有特征点寻找最优对应,精度

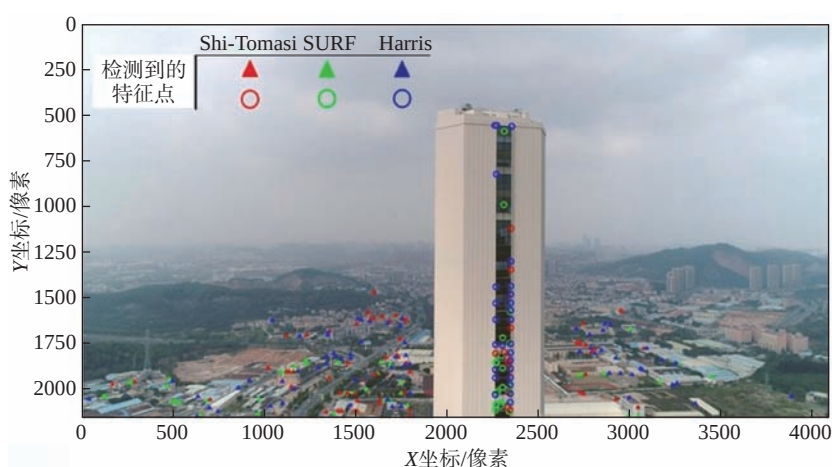


图8 检测到的特征点^[48]

Fig.8 Detected feature points^[48]

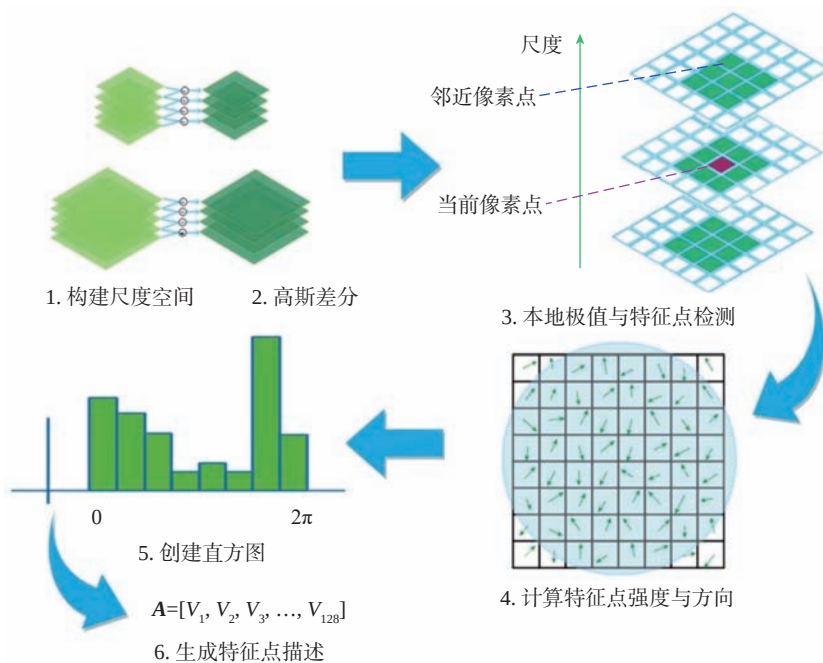
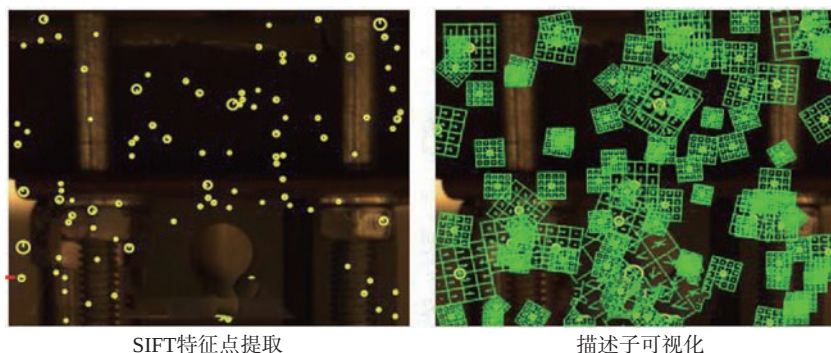
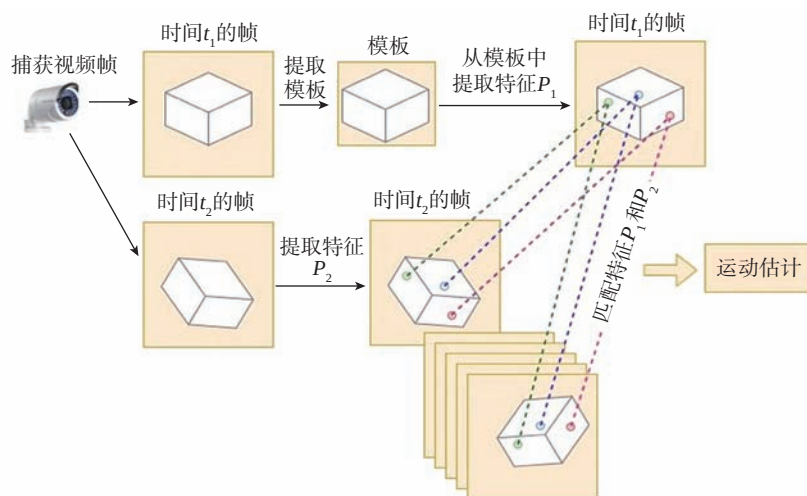


图9 SIFT特征点描述子的构建流程^[61]

Fig.9 SIFT feature point descriptor construction process^[61]

图 10 SIFT 特征点提取与描述子可视化^[62]Fig.10 SIFT feature point extraction and descriptor visualization^[62]图 11 帧间特征匹配流程^[63]Fig.11 Inter-frame feature matching process^[63]

高但效率较低,难以处理大规模特征点。近似近邻匹配以近似近邻快速库为代表,该方法通过构建 KD 树或 K-Means 树等索引结构,在保证精度的同时显著提升了匹配速度,是工程实践中广泛应用的匹配策略。

(4) 异常匹配剔除。

在特征匹配过程中,测量噪声、环境干扰及相似纹理等因素可能导致错误的匹配结果,因此剔除异常匹配是确保结果可靠的必要步骤。目前主流的异常值剔除方法主要包括基于单应性矩阵变换的随机抽样一致法(Random sample consensus, RANSAC)^[64]与最小平方中值法(Least median of squares, LMS)^[65]。RANSAC 的基本思想是通过随机抽样少量匹配点对拟合单应性矩阵,再根据预设

的误差阈值筛选内点,并通过多次迭代优化模型,最终剔除偏离模型的误匹配点。LMS 则采用平方中值作为损失函数,相比传统最小二乘法,具有更强的抗差性,能在存在大量异常值的情况下准确识别正确的匹配对。图 12^[66]展示了对桥梁螺栓图像进行异常匹配剔除的过程,经过剔除后,保留了正确匹配点,可用于计算目标位移。通常采用特征点坐标变化量的平均值进行位移求解,该方法可使最终测量精度达到亚像素级别。

特征点匹配法虽然成效显著,但仍面临诸多挑战。特征点数量缺乏统一标准,数量过多会增加计算负担,过少则会影响测量可靠性,其最优数量区间仍需进一步研究。在远距离监测方面,目前方法多适用于近

距离场景,如何突破远距离成像条件下的特征检测与匹配精度限制,是扩展其在大型结构监测中应用的关键。此外,特征点提取也存在不确定性,自然标志物的纹理特征直接影响提取效果,纹理不足易导致特征点数量偏少或分布不均,进而降低测量稳定性。因此,提升复杂纹理场景下的提取鲁棒性是未来的重要研究方向。

2.3 光流法

光流是空间物体在观测平面上像素运动的瞬时速度^[67]。光流法通过分析图像序列中像素的时空强度变化估计局部运动,它依赖小运动和亮度恒定假设,即相邻帧物体运动幅度小、物体表面上同一像素点的亮度值保持不变,在此约束下求解指定像素集合的运动矢量。

2.3.1 光流约束方程

设图像强度用 I 表示,某像素点在时刻 t 处于 (x, y) ,在 Δt 时间后移动至 $(x+\Delta x, y+\Delta y)$,基于亮度恒定假设,建立光流的守恒约束,并进行泰勒展开,得到

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t + \dots \quad (8)$$

基于小运动假设,高阶项可忽略,容易得到光流的基本约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (9)$$

式中, I_x 和 I_y 表示图像的空间梯度; I_t 表示图像的时间梯度; u 和 v 表示光流在 x 和 y 方向上的运动速度,即相邻两帧的运动位移。对式(9)求解可得位移与光流变化之间的关系,为解决单个方程求解两个未知量的欠定问题,可以利用多个像素进行求解,根据参与光流计算的像素范围,可分为稠密光流与稀疏光流^[68]。

2.3.2 稠密光流

稠密光流为对图像中每一个像素点求解运动矢量,形成与原图像尺寸一致的完整光流场,图 13 所示^[69]的光流场为每个像素的运动矢量。

针对全像素求解的需求, HS 算法^[70]引入了全局运动平滑性假设,即相邻像素在物理空间中通常属于同一物体或连续场景,其运动矢量应具有连续性。这一假设首次将方程求解的欠定问题转化为全局能量优化问题,构建能量函数如下:

$$E(u, v) = \iint \left\{ \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2) + (I_x u + I_y v + I_t)^2 \right\} dx dy \quad (10)$$

式中, α 为平滑系数。通过最小化该能量函数,结合欧拉-拉格朗日方程迭代求解满足全局约束的稠密光流场。但 HS 算法存在计算复杂度高、

对噪声敏感、易产生过度平滑等问题。为提升运动估计质量, Farneback 算法^[71]通过多项式展开对两帧图像间的像素值变化进行建模,通过优化多项式系数来估计全场的稠密光流。此外,基于相位的稠密光流法^[72-76]相比基于强度的光流更具鲁棒性,广泛应用于运动估计。它通过频域变换或构造复振幅来提取图像的相位信息,进而构建目标位移与相位变化之间的映射关系。Gabor 滤波器因在特定方向和尺度上对图像的响应具有良好的选择性,常被用于图像卷积以获取局部相位信号,其数学表达式为

$$G(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp \left[-\frac{(x \cos \theta + y \sin \theta)^2 + \gamma^2 (-x \sin \theta + y \cos \theta)^2}{2\sigma^2} \right] \times \exp \left[i \left(2\pi \frac{x \cos \theta + y \sin \theta}{\lambda} + \psi \right) \right] \quad (11)$$

式中, x 和 y 为图像像素位置; $\lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma$ 分别为 Gabor 滤波器的波长、方向、相位偏移、带宽和空间纵横比。

稠密光流通过提供完整的全局运动场信息,为后续的运动分析、场景理解提供丰富的数据支撑,但由于光流法的亮度恒定假设,它对光照变化、噪声的敏感性十分高,易在复杂环境中产生误差,在计算效率以及处理运动边界处时也面临挑战。

随着深度学习的发展,基于深度学习的稠密光流已得到广泛研究,在运动估计精度与环境适应性方面展现出显著潜力。如图 14 所示^[77], FlowNet 是首个端到端的基于卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 的光流模型,其基于 FlowNetSimple 与 FlowNetCorr 两种架构,奠定了从图像对中直接学习像素运动的基础。随后, FlowNet 2.0^[78]通过堆叠网络模块,首次在性能上超越传统光流算法。目前,更多高效的监督学习光流模型被提出。例如, PWC-Net^[79]采用金字塔架构实现由粗到细的估计; RAFT^[80]引入循环迭代更新机制,增加了精度,增强了鲁棒性; FlowFormer^[81]结

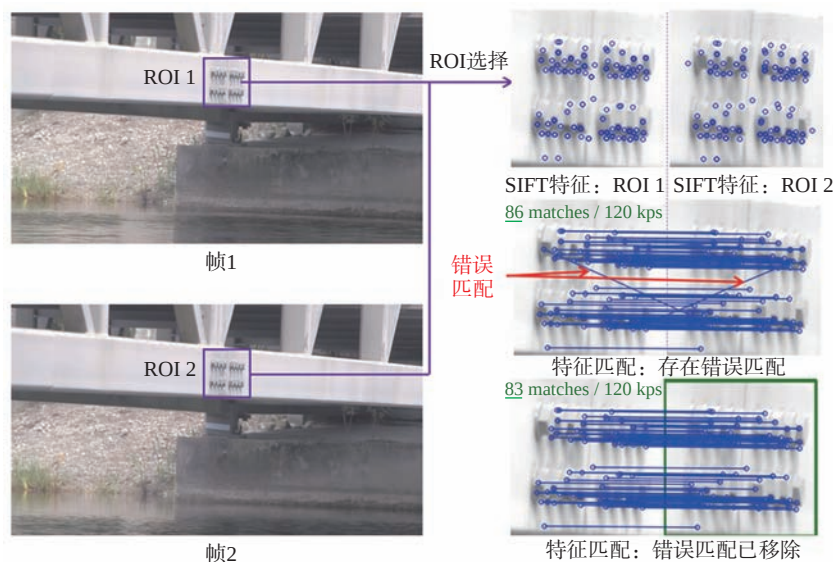


图 12 异常匹配剔除流程^[66]

Fig.12 Abnormal matching elimination process^[66]

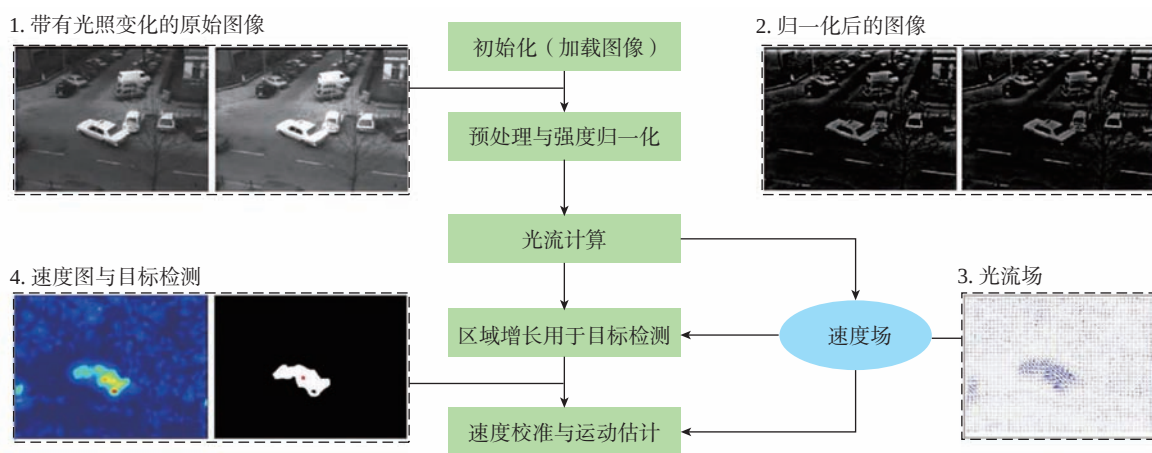
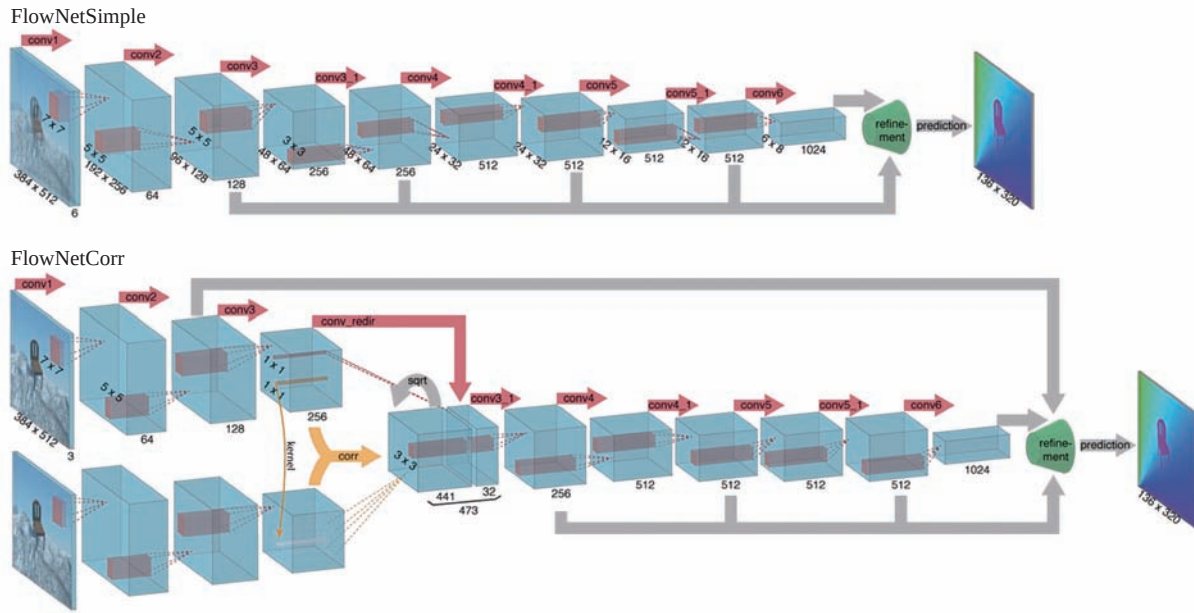


图 13 稠密光流场示意图^[69]

Fig.13 Schematic diagram of dense optical flow field^[69]

图 14 FlowNetSimple 和 FlowNetCorr 两种网络架构^[77]Fig.14 FlowNetSimple and FlowNetCorr network architectures^[77]

合 Transformer^[82] 的全局自注意力机制,增强了复杂场景下的特征关联与运动建模能力。此外,无 / 自监督光流模型也得到快速发展,例如 UnFlow^[83] 通过图像重建、一致性约束及遮挡处理实现自监督训练,有效降低了对人工标注数据的依赖; SelFlow^[84] 则通过伪标签自生成与遮挡区域自监督学习,进一步提升了复杂场景下的光流估计精度与鲁棒性。

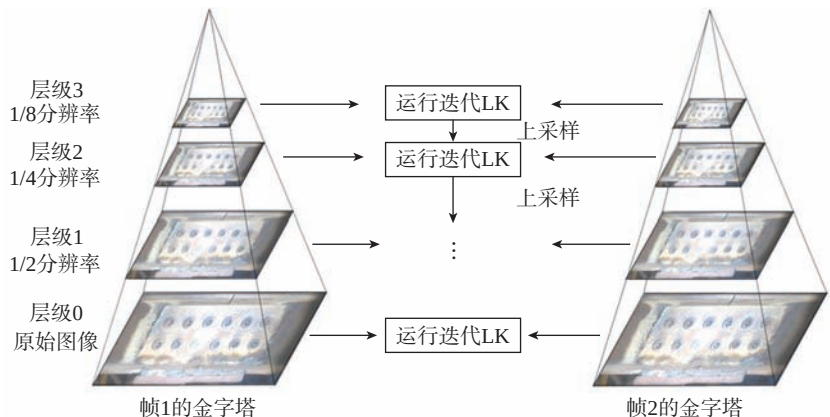
与传统光流方法相比,深度学习光流能够通过大规模数据训练自动学习图像时空运动特征,减少对人工特征设计与先验假设的依赖,因此在复杂背景、弱纹理、大位移及遮挡场景下通常具有更高鲁棒性与精度。其中,监督学习方法虽精度较高,但依赖大量标注数据,存在实际数据获取困难与泛化能力不足的问题;相比之下,无 / 自监督方法更易适应真实环境,但精度与稳定性通常较低。此外,相较于传统 CNN 光流模型,基于 Transformer 的光流具备更强的全局特征建模能力与鲁棒性,但计算开销显著增加。因此,如何在测量精度、泛化能力与实时性能之间取得平衡,仍是当前深度学习光流在结构位移

视觉测量领域的重要研究方向。

2.3.3 稀疏光流

稀疏光流是一种针对局部特征进行运动估计的方法,通过选取少量高辨识度特征点,并利用局部邻域内的像素约束解决方程求解的欠定问题。由于计算范围聚焦,该方法成为对实时性要求较高的计算机视觉任务的主流选择。稀疏光流的核心理论基础源于 LK 算法^[85],该算法基于局部运动一致性假设,即认为一个小窗口内的所有像素具有相同的运动矢量,并采用最小二乘法求解窗口内的光流。这一方法不仅降低了计算

量,也在一定程度上缓解了运动边界处光流估计不准的问题。然而,原始 LK 算法存在特征点易丢失、对大运动敏感等局限。KLT 算法^[86-87] 通过采用 Shi-Tomasi 角点检测筛选出特征点,显著提升了跟踪的鲁棒性,成为稀疏光流的经典实现方案。此外,为克服原始算法难以处理大位移运动的缺点,金字塔 LK 算法^[88] 通过构建图 15 所示的图像金字塔,从顶层低分辨率图像开始粗匹配,逐步向底层高分辨率图像迭代优化,将大位移分解为多尺度小位移,有效拓展了算法的运动估计范围。

图 15 金字塔 LK 光流架构^[88]Fig.15 Pyramid LK optical flow architecture^[88]

稀疏光流的优势在于计算效率极高,仅需处理图像中的特征点,避免了全像素计算的庞大开销,同时,特征点的高辨识度使其对局部噪声具有一定抵抗能力,运动估计精度在特征点密集区域表现稳定。其局限性主要体现在运动信息的不完整性,由于仅关注特征点运动,无法获取图像中所有像素的运动状态,难以描述全局运动场分布。此外,算法性能高度依赖特征点质量,在纹理稀疏区域易出现特征点缺失,导致光流估计失败。

2.4 三维视觉测量

传统二维视觉位移测量方法主要针对结构平面内的运动。当结构存在明显离面位移、复杂曲面变形或空间运动时,仅依赖二维图像信息容易引入投影误差,难以准确反映结构的真实运动状态。因此,基于双目视觉、多目视觉及立体重建的三维视觉

测量技术逐渐成为结构位移视觉测量的重要发展方向。

三维视觉测量基于立体视觉原理,通过多相机同步采集不同视角下的目标图像。经相机标定后,利用图 16 所示^[89]极线几何约束将对应点匹配限制在极线附近的一维搜索范围内,并结合模板匹配、特征点匹配等方法获取对应点对,通过三角测量恢复目标空间坐标,从而实现结构三维位移及全场变形测量。其重建精度主要受匹配精度、相机同步、立

体校正及深度恢复等因素影响。

相比二维测量方法,三维视觉测量能够更加准确地获取复杂结构在空间中的真实运动与变形信息,尤其适用于航空航天柔性结构、大型曲面结构及旋转机械等场景。目前,相关研究,如双目或分布式多目视觉系统^[90],已广泛应用于机翼全场变形测量、发动机叶片动态响应分析等领域,如图 17 所示。

尽管三维视觉测量具有良好的工程应用前景,但仍面临多相机同步要求高、特征遮挡易导致匹配失效、计算复杂度较高及复杂环境下重建稳定性不足等问题。未来,随着多相机协同标定、高速同步采集及实时三维重建算法的发展,三维视觉测量在复杂结构全场动态监测中的应用潜力将得到进一步提升。

2.5 方法局限与改进方向

不同结构位移视觉测量方法在

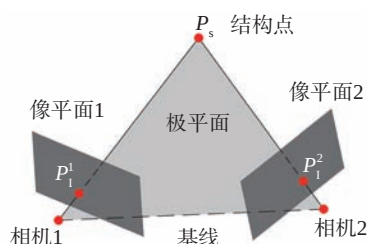


图 16 立体视觉的对极几何原理^[89]
Fig.16 Epipolar geometry principle of stereoscopic vision^[89]

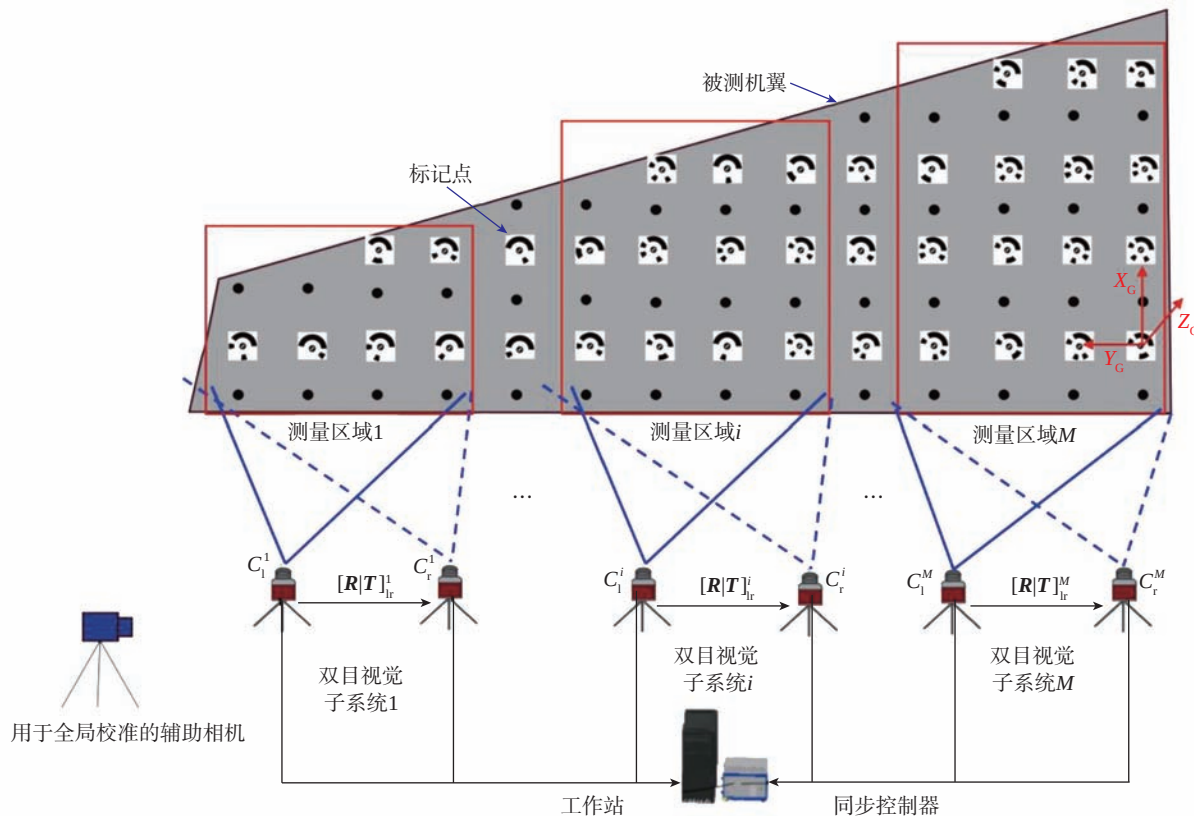


图 17 机翼全方位测量的分布式多立体视觉系统示意图^[90]

Fig.17 Schematic of the distributed multi-stereovision system for full-range measurement of wings^[90]

测量精度、实时性、环境适应性等方面存在明显差异,因此它们的适用场景也各不相同。为进一步明确各类方法的技术特点,对典型视觉位移测量方法进行了总结与对比,如表2所示。

由表2可知,模板匹配法测量精度高,适用于对结构位移的精确测量,但对光照变化、旋转及尺度变化较敏感。其中,空域模板匹配在搜索范围较大时计算量显著增加;频域相位相关方法计算效率较高,但易受非刚体变形及边界效应影响。未来可通过自适应模板更新、光照不变特征及深度学习等手段,进一步提升其在复杂环境下的鲁棒性与实时性。特征点匹配法对旋转、尺度变化及局部遮挡具有良好的适应性,适用于大尺度结构及复杂运动场景。然而,该方法高度依赖图像纹理,在低纹理或远距离条件下容易因特征点不足而导致匹配失效。未来可结合深度学习特征提取、多尺度特征描述与多源信息融合等方法,以提高其在复杂工况下的稳定性与可靠性。光流法能够连续估计结构的运动信息,在动态响应分析与全场运动测量中具有明显优势。但其基于亮度恒定假设,对光照变化与噪声敏感。其中,稠密光流计算复杂度高,难以兼顾实时性与精度;稀疏光流效率较高,但仅能获取局部运动信息。未来结合轻量化光流网络、GPU并行计算等技术,有望进一步提升其在实时动态测量中

的工程应用能力。总体而言,现有结构位移视觉测量方法在精度、实时性及环境鲁棒性之间仍需权衡。在实际工程中,应依据结构运动特征、测量环境与实时性要求,合理选择相应的视觉测量方法。

3 实际应用的关键问题

结构位移视觉测量技术在实际工程中的应用推广,始终伴随可靠性、适用性与鲁棒性的检验。尽管在实验室条件下已展现出优异性能,但在复杂真实的工程场景中,该技术仍面临一系列关键挑战。这些挑战既源于系统自身的固有局限,也来自外部动态环境对测量过程的多重干扰。

3.1 设备自限性

3.1.1 空间分辨率的固有约束

在远距离、大视野测量中,由于相机像素有限,目标在图像中的占比随距离增加而降低,导致目标的空间分辨率不足,这不仅对测量精度产生显著影响,更使得捕捉微小振幅的振动变得困难。尽管可以采用长焦镜头提高分辨率^[91],但会以牺牲视场范围为代价。因此,当前研究除了考虑硬件升级外,更多通过图像处理算法来缓解此矛盾,主要包括旨在提升位移定位精度的亚像素定位方法和旨在增强运动可见性的视频运动放大技术。

亚像素定位旨在突破像素的物理限制,将目标定位精度提升至0.1像素甚至更高。在工程应用中,该方法通常嵌入在“由粗到精”的匹配

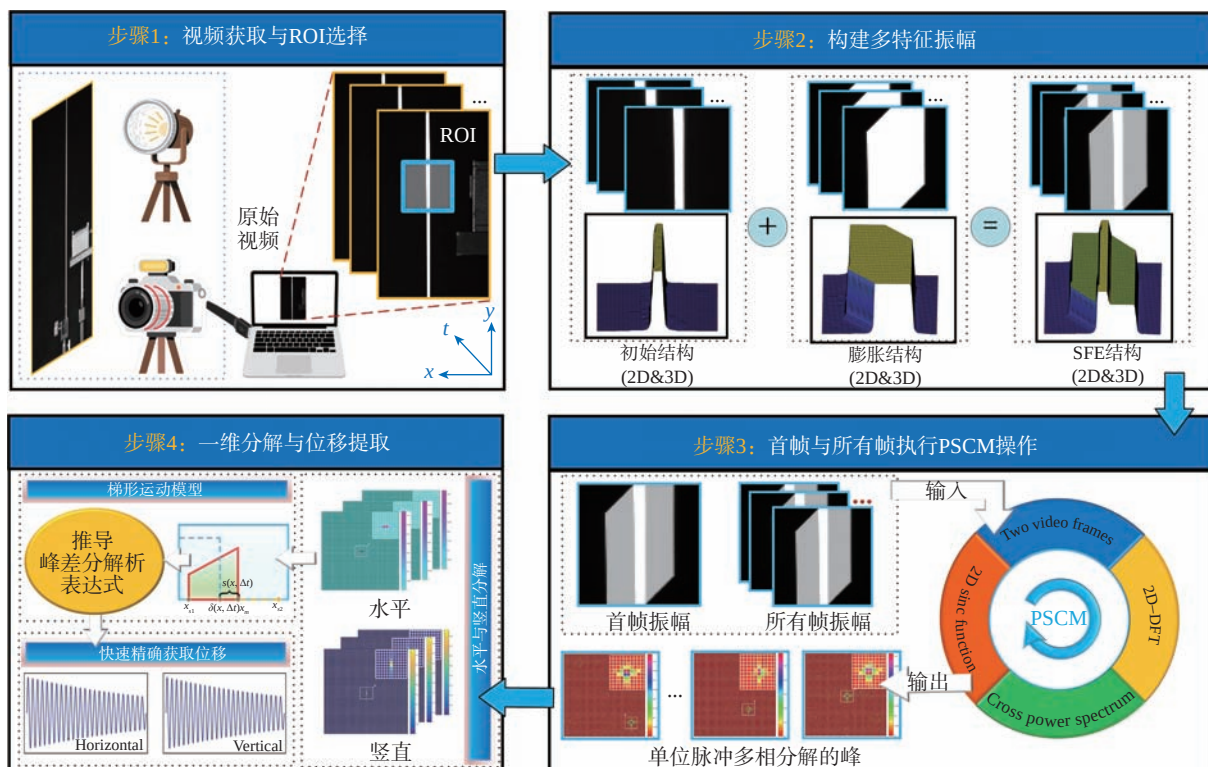
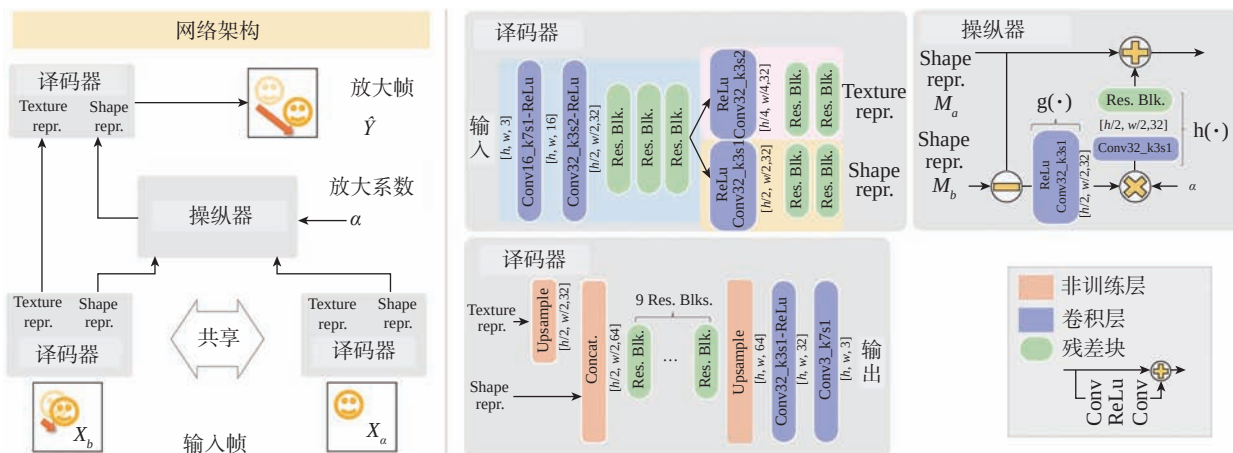
流程中。传统的亚像素定位算法通常包括插值法、梯度法或拟合法等。此外一些新算法也已被开发,并在实验室和现场应用中得到验证,如局部上采样^[92]、改进相位光流^[93]、稀疏贝叶斯学习^[19]及单位脉冲分解^[23]等。图18^[23]展示了基于单位脉冲分解的位移提取流程,通过ROI的特征膨胀,并对帧间分解脉冲进行差分运算,实现了压缩机实际工作状态下的亚像素测量。在深度学习方向,相关研究主要沿两个路径展开:一是在预处理阶段,利用超分辨率模型增强图像纹理,以提升输入数据的质量^[94-96];二是在位移提取阶段,尝试结合密集光流与模板匹配^[68],或集成无检测器的特征匹配算法^[97],以增强系统的鲁棒性与精度。然而,深度学习方法仍面临模型泛化能力有限、标注依赖等问题,这在一定程度上制约了其在工程中的广泛部署,且在新的复杂环境下仍可能引入显著的测量误差。

视频运动放大技术并不直接提升图像的空间分辨率,而是通过先进的信号处理方法,增强并可视化视频序列中人眼难以察觉的微小运动。代表性方法如欧拉视频放大及基于相位的运动放大方法^[98-101],能够从分辨率有限的视频中有效估计结构的微弱振动模态。此外,基于深度学习的运动放大方法^[102]近年来也受到关注,如图19所示,该方法通常采用编码器、操纵器与解码器组成的三模块架构,在特征空间中对微弱运动信息进行放大。相比传统运动放大方法,该类方法在复杂背景、低信噪比及非均匀光照条件下具有更好的鲁棒性^[103-105],并能够在一定程度上抑制运动伪影。目前,相关研究已在输电线路张力测量^[106]、海上风力机塔架动力响应识别^[107]及电网设施振动模态分析^[108]等实际场景中得到初步验证,表明其在远距离、小幅振动测量中具有应用潜力。

表2 结构位移视觉测量典型方法对比

Table 2 Comparison of typical methods for visual measurement of structural displacements

测量方法	测量精度	实时性	鲁棒性	适用场景
空域模板匹配	高	较低	一般	小范围高精度位移测量
频域相位相关	高	较高	较强	大位移快速精确测量
特征点匹配	中等~较高(依赖特征质量)	高	强	大尺度结构及复杂运动测量
稠密光流	较高	较低	一般	全场动态响应测量
稀疏光流	较高	高	较强	快速局部位移测量

图 18 悬臂梁振动的亚像素位移测量过程^[23]Fig.18 Sub-pixel displacement measurement process of cantilever beam vibration^[23]图 19 基于深度学习运动放大的网络架构^[102]Fig.19 Network architecture based on deep learning motion amplification^[102]

3.1.2 时间分辨率的频率瓶颈

在面对高频振动测量任务时,视觉系统的时间分辨率是另一关键限制因素。时间分辨率取决于相机的采样帧率。根据奈奎斯特采样定理,为准确捕捉振动信号而不失真,采样帧率至少需达到目标振动频率的2倍以上。对于频率高达千赫兹的振动,通常需要每秒数千帧甚至更高

的采集速率,而这与多数相机在高分辨率模式下帧率显著下降的硬件特性存在直接冲突。当帧率不足时,高频振动分量在采样后会被错误地表现为低频信号。这不仅使系统无法还原振动的真实频率,还可能丢失瞬态冲击响应中的关键峰值,最终导致振动幅值与动态响应严重失真,严重影响测量结果的可靠性与工程分析

的准确性。

在缓解高动态测量挑战方面,当前的研究主要从硬件优化与算法补偿两个方向展开。硬件优化致力于突破相机自身的性能限制,例如通过革新感光元件与采样架构来提高图像捕获的响应速度,因此采用高速相机测量高频振动已成为主流方案之一^[109-110]。算法补偿则试图通过计

算手段弥补硬件的不足。例如,视频帧内插算法能在相邻帧之间生成中间帧^[111],从而提升数据的时间密度,使位移曲线更为平滑,但仍无法恢复因欠采样而丢失的高频信息。另一类常见思路是采用数据融合技术,其基本原理如图20所示^[112],通过结合高采样率的加速度计数据,分离出高于相机奈奎斯特频率的高频位移分量,再对其与视觉方法获取的低频位移进行融合,从而重构出覆盖全频段的位移响应。常用的融合方法主要包括卡尔曼滤波^[112-114]、互补滤波^[115-116]、变分模态分解及基于深度学习的方法^[117-119],这类方法能够有效提升位移测量的时间分辨率与整体精度,现已在高层建筑^[112-113]、大型桥梁^[115,119]中开展现场试验,充分验证了数据融合策略在实际工程结构监测中应用的可行性与潜力。

3.2 环境挑战性

3.2.1 光照变化

光照是视觉测量中一个关键且敏感的因素。稳定、充足的光照是获取清晰图像、保障测量精度的基础。然而在实际工程环境中,光照条件往往复杂多变:自然光会随昼夜和天气变化,人工照明可能存在波动,设备或结构自身可能投下阴影,而金属、玻璃等材料表面也容易形成局部强反射。这些变化会直接干扰目标区域的亮度

分布与对比度,导致图像出现过曝或欠曝,造成目标边缘模糊、纹理信息丢失。如图21所示^[120],螺栓在过曝条件下结构特征已严重缺失,这将严重影响特征点的稳定提取与跟踪精度,最终降低位移测量的可靠性。

为应对上述挑战,现有研究主要从标记物设计与算法优化两方面展开。在标记物设计上,有学者采用具有稳定几何特征的标记^[120-121],以缓解过曝导致的图像退化;也有研究设计了如交叉正弦复合条纹等光学图案^[28],其对光照变化、图像噪声等干扰具有良好的鲁棒性。在算法层面,多种自适应策略被提出并应用于人行桥、大跨度桥梁等现场结构,例如开发提高光照稳健性的快速质心算法^[35]、可应对剧烈光照变化的边缘点匹配方法^[120]、基于稀疏贝叶斯学习构建的鲁棒位移测量系统^[19],或借助相位光流结合LOG-Gabor滤波提取对光照不敏感的运动信息^[122]。此外,深度学习方法也为此提供了新的解决思路。例如,有研究利用全卷积网络与条件随机场实现对目标与背景的准确分割,提升了系统在变光照下的稳定性^[44];基于YOLOv5检测模型的方法^[27]则实现了全天候环境下目标的高精度定位。

3.2.2 噪声干扰

噪声是影响视觉位移测量精度

与鲁棒性的另一关键因素。在实际工业现场中,噪声来源复杂多样,主要包括传感器噪声、环境干扰及量化噪声等。这些随机且叠加的干扰会污染图像质量,导致特征退化、目标对比度下降,从而显著降低测量的准确性与稳定性。尤其在低光照、高帧率或远距离测量等情况下,噪声的影响更为突出,图22^[123]展示了不同类型噪声对图像结构特征的影响。

为抑制噪声干扰,相关研究主要从硬件优化、图像预处理、鲁棒位移提取及后处理等多个层面展开。在硬件层面,通常选用高性能图像传感器、优化光学系统与照明设计,从源头降低噪声产生。在图像预处理阶段,除经典的高斯滤波、双边滤波外,基于图像自相似性的非局部均值滤波^[124]以及块匹配三维滤波^[125]能在去噪的同时更好地保留细节特征,基于深度学习的图像去噪方法^[126]也被广泛研究。在位移提取阶段,研究者设计了多种对噪声不敏感的特征描述子与匹配策略,如第2.2节所介绍,这里不再赘述。此外,最近文献提出基于最优滤波与阈值的自适应保相运动估计方法^[127],或借助复数金字塔进行多帧相位保持去噪^[123]。一些工作针对背景噪声,通过主动补偿图像技术来抑制非均匀背景噪声^[128],或通过前景加权归一化互相关细化

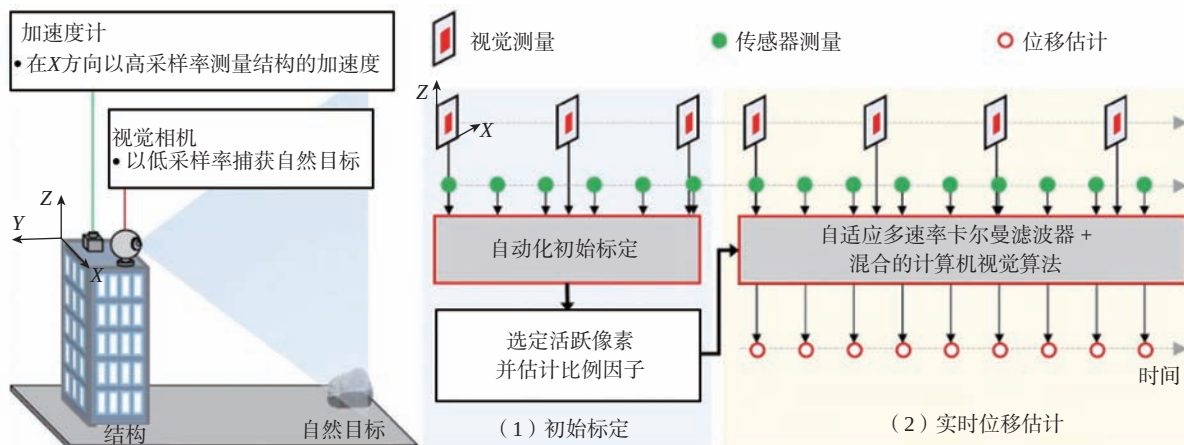
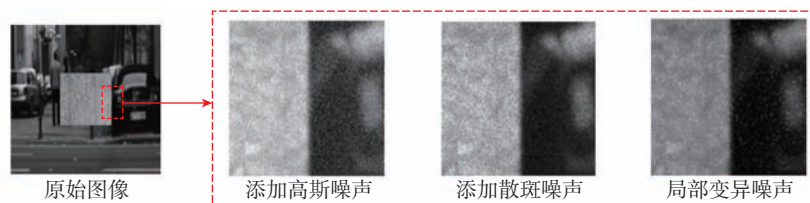


图20 基于相机与加速度计的数据融合策略^[112]

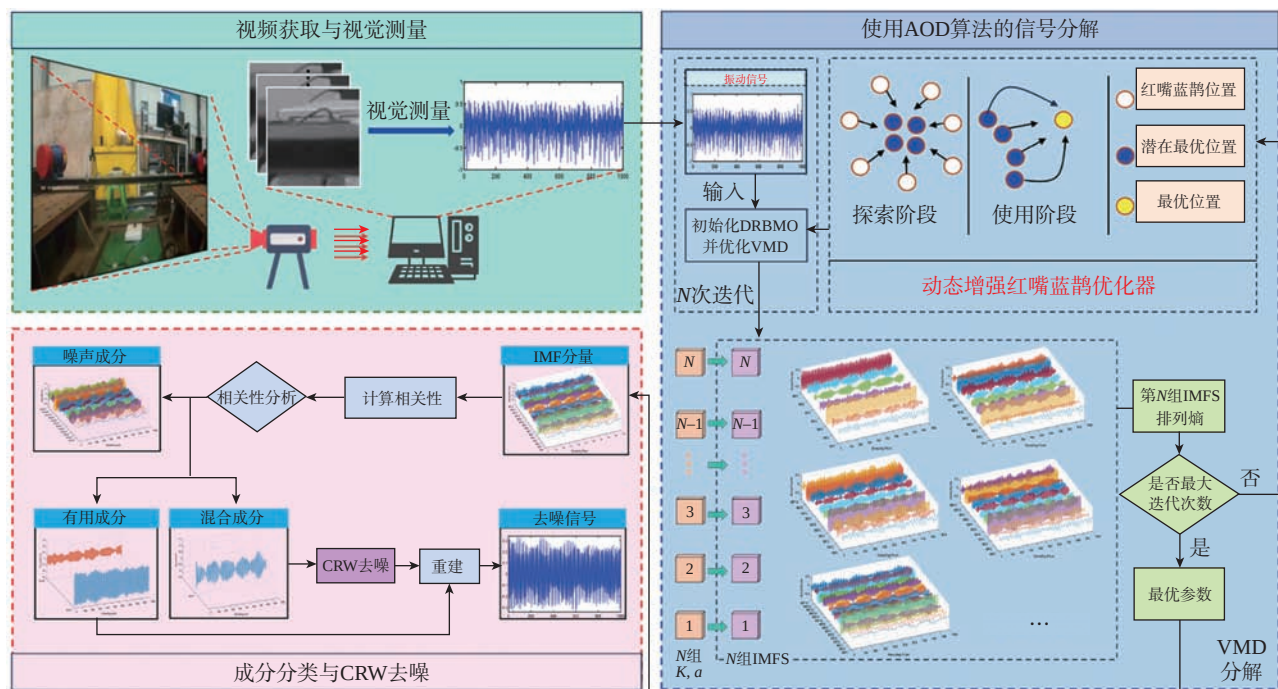
Fig.20 Data fusion strategy based on camera and accelerometer^[112]

图 21 光照强度变化导致结构特征丢失^[120]Fig.21 Changes in light intensity leading to loss of structural features^[120]图 22 不同类型噪声对结构特征的影响^[123]Fig.22 Effect of different types of noise on structural characteristics^[123]

ROI,提升在背景杂乱情况下的跟踪鲁棒性^[93]。也有方法将改进的相位运动放大与基于深度学习的递归流场变换相结合,抑制非运动区域背景噪声^[103]。另有研究基于信号方差确定测量点,结合信号融合,在船舶结构件提取了高质量位移信号^[109]。在位移后处理阶段,部分研究采用元启发式算法优化变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)以精细分离噪声^[130],如图 23 所示,通过对高噪位移信号使用红嘴蓝鹊优化器确定 VMD 的最优输入,并结合自适应小波去噪完成高信噪比位移信号重建。该类方法已在桥梁振动工况^[129]与压缩机运行工况^[130]下完成验证。

3.2.3 目标遮挡

目标遮挡是视觉位移测量中一个常见且具有挑战性的技术难题。在结构振动测量过程中,被测目标可能因其他物体临时穿过视野而遭受部分遮挡,也可能在雨、雾、烟尘等极端环境下呈现局部视觉信息遮蔽。上述情况会导致目标关键视觉特征

图 23 基于变分模态分解实现噪声分离^[130]Fig.23 Noise separation based on variational mode decomposition^[130]

暂时缺失,进而引发特征点丢失、跟踪轨迹中断,造成位移信息不连续,甚至导致跟踪完全失效。图 24 展示了桥梁顶推施工现场中测量目标被遮挡的实际场景^[131],直观反映了此类问题在工程环境中的典型表现。

为应对遮挡对视觉位移测量的影响,研究者主要从算法设计出发,通过识别与排除遮挡区域,或利用鲁棒特征维持跟踪。例如,针对图 24^[131]的顶推目标遮挡问题,研究采用相关滤波器进行目标定位,并结合高斯混合模型识别遮挡区域,进而对未遮挡且边缘信息清晰的图像块进行亚像素匹配,实现位移的稳健估计。在深度学习方向,基于暹罗网络的跟踪器借助深度特征与相似性度量进行匹配,可缓解模板漂移,应对局部遮挡^[33];亦有方法通过改进的注意力机制实现从局部到全局的动态搜索,在目标被遮挡时扩大搜索范围,并在目标重现后自动恢复跟踪,从而适应部分甚至完全遮挡的场景^[132]。此外,传统计算机视觉方法亦被广泛应用,例如结合 RANSAC 与 KLT 特征跟踪,可在剔除遮挡点后利用卡尔曼滤波器优化运动状态,提升局部遮挡下的测量鲁棒性^[133]。另有研究融合光流估计与时空上下文学习,通过分析目标与周围区域运动的一致性来抑制如雾气等遮挡干扰,并借助自适应权重强化目标与背景的分,实现湘江三汊矶大桥上多点振动位移的稳定跟踪^[134]。此外,一些研究采用图 25 所示的主动发光 LED 作为辅助目标^[35-36],通过迭代阈值分割准确提取光斑中心,在雾、尘等低能见度条件下可有效降低遮挡引起的测量误差。

3.2.4 相机抖动

相机抖动是视觉位移测量中一个重要的误差来源。在实际测量环境中,由于外部振动、载体运动或安装不稳固等因素,相机可能发生非预期的运动,导致图像序列中引入额外

的全局运动分量。这会使得位移测量结果中混杂相机自身的抖动,从而降低对目标真实位移的提取精度。如图 26 所示^[61],相机抖动会导致同一机械结构在不同帧中的特征点位置发生明显偏移,使得红色特征点与蓝色特征点之间无法准确对应,进而

影响匹配与位移计算的准确性。

为抑制相机抖动对测量的干扰,现有研究主要从硬件结构优化、图像背景特征及位移后处理 3 个方向展开。基于硬件结构优化的方法旨在从物理层面直接测量或抵消相机运动。典型做法包括在相机上加装惯



图 24 桥梁顶推施工现场中测量目标被遮挡^[131]
Fig.24 Obstructed measurement target in bridge launching construction site^[131]



图 25 LED 辅助视觉测量^[35]
Fig.25 Illuminated LED device aids visual measurement^[35]

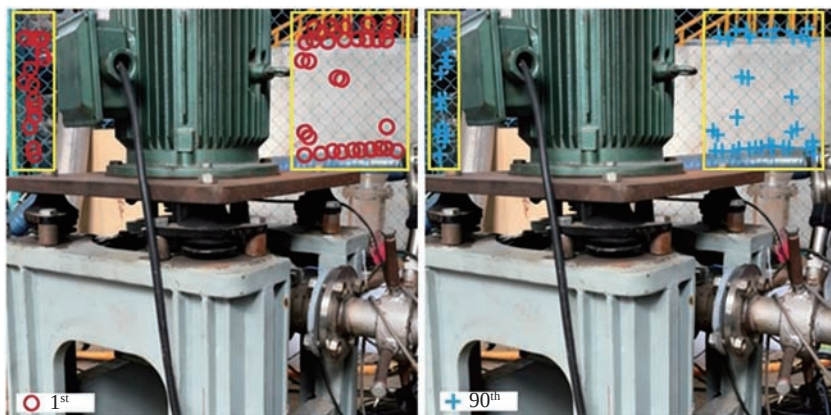


图 26 相机抖动导致不同帧的机械结构的特征点不同^[61]
Fig.26 Different feature points of the mechanical structure in different frames caused by camera shake^[61]

性测量单元,通过同步采集的惯性数据解算相机抖动并进行补偿^[135];或利用多相机设置,通过相机间的相对运动约束分离出共有的抖动分量^[136]。这类方法响应快、适应性强,使用移动手持相机和安装在无人机上的相机对所提方法的性能进行了有效验证,但需考虑额外的硬件成本、安装复杂度及数据同步要求。基于图像背景特征的方法通过提取图像中静态背景区域的运动信息,来估计并去除相机抖动分量。例如,可通过跟踪选定的静止区域或静态特征点,估计背景运动矢量,进而从目标位移中将其去除^[137-138];也有研究采用特征匹配结合 RANSAC 算法估计帧间的仿射变换矩阵,并通过逆变换对图像序

列进行全局运动校正^[139-141],如图 27 所示,经过矫正后,红色特征点与绿色特征点实现了良好匹配。此外,引入网格运动统计方法^[142]可进一步提升特征匹配的鲁棒性,为运动估计提供更稳定的基础。基于位移后处理的算法则是对初步提取的位移信号进行分析与再处理,以分离其中的抖动成分。例如,有研究通过奇异谱分析与增广拉格朗日算法从位移信号中分离周期性结构振动与稀疏性相机抖动^[143];亦有工作基于振动信号的准周期特性构建字典,通过信号重构修复失真^[144],如图 28 所示,该方法通过对 40 根拉索支撑的斜拉桥索缆相位分区并提取多路振动信号,构建窄带字典,再经贪婪匹配与迭代

重构实现抖动信号的去除。此类方法不改变原系统架构,灵活性强,但对信号处理的实时性与算法泛化能力要求较高。

4 基于视觉位移测量的工程应用

经过多年发展,结构位移视觉测量技术在精度、效率和鲁棒性上取得了显著进展,已广泛应用于土木工程、航空航天及高端装备等领域。该技术为结构模态识别、变形检测、损伤识别及索力估计等研究提供了重要数据支持,有力支撑了设备结构的评估与优化设计。

4.1 结构模态识别

在产品设计与测试阶段,为降低结构耦合效应、避免共振引发的破坏,需精确获取各构件的振动特性,构件的振动范围通常覆盖微米级微小振动至刚体大位移场景^[145-148]。视觉测量获得结构的亚像素位移响应可直接作为系统输入,用于工作模态分析或试验模态分析,进而识别结构的固有频率、振型与阻尼比等关键参数。例如, Figueiredo 等^[145]利

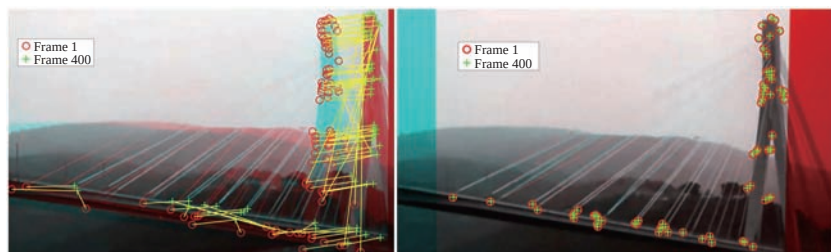


图 27 对视频进行仿射变换矫正的预处理^[139]

Fig.27 Pre-processing for affine transformation correction of video^[139]

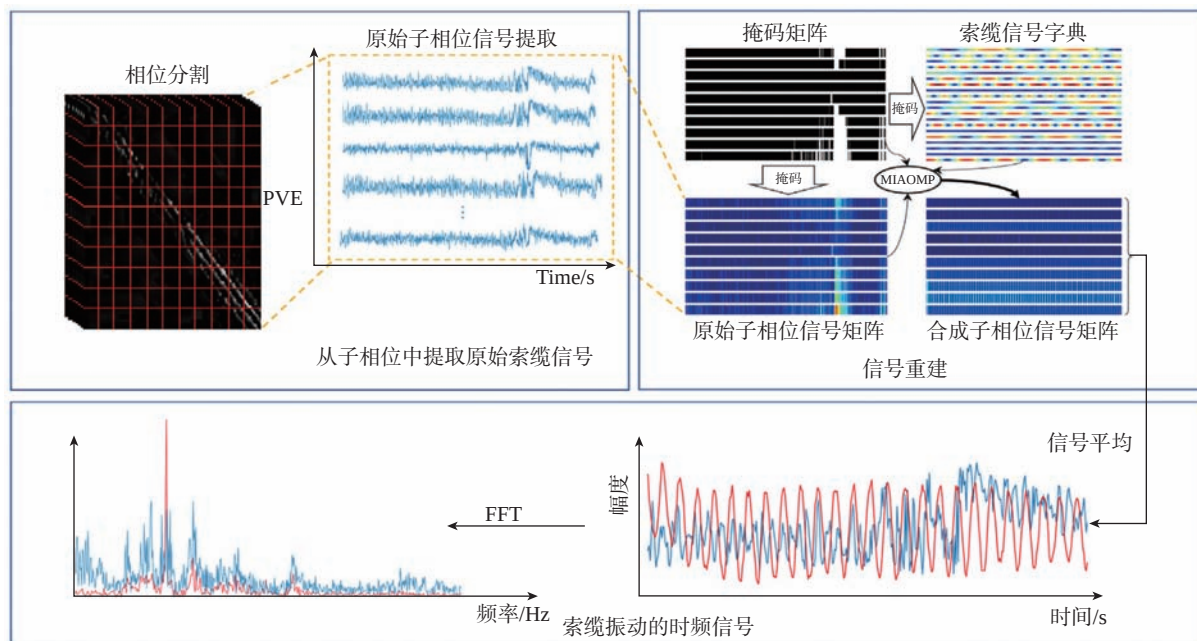


图 28 位移后处理算法对失真信号进行重构和恢复^[144]

Fig.28 Displacement post-processing algorithm is used to reconstruct and restore the distorted signal^[144]

用视觉方法成功获取了大展弦比机翼的振动模态,图 29 展示了精确识别的前四阶振型,这为飞机振动评估提供了新思路。Yang 等^[146]则直接从结构振动视频中同步识别了全场细微变形与主要刚体运动,实现了动力学参数与运动的高效盲估计。此外,也有研究通过相位光流提取位移信号,自动化识别了压缩机的固有频率^[147],相对误差仅为 1%,或结合局部幅值补充的像素匹配与光流

法,实现了大运动下亚像素精度全场位移下三层建筑模型的模态参数识别^[148],如图 30 所示,振动条件下三层建筑模型的两阶振型、位移及频率都被精确求出。

视觉测量方法通过提取构件振动的亚像素位移,进一步计算结构模态参数与全场振型信息。相比传统接触式传感器,其在大尺度结构、多测点同步测量及复杂边界条件下具有明显优势,已成为结构动态特性分

析的重要工具。但其测量稳定性仍易受到环境光照变化、图像噪声及遮挡等因素影响。

4.2 结构变形检测

结构变形检测通过捕捉结构在载荷作用下的位移场变化,识别其形貌与变形状态,对评估结构性能与可靠性具有重要意义。在航空航天领域,该技术被广泛应用于飞机机翼、发动机叶片等气动载荷下的几何形貌检测。图 31 所示为大展弦比飞

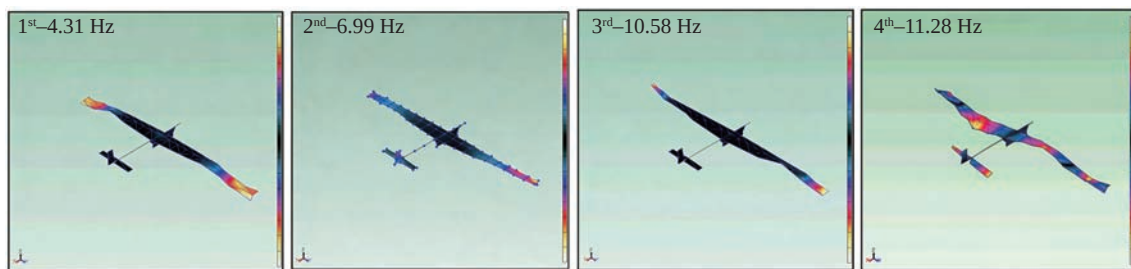


图 29 大展弦比飞机的前四阶振型^[145]

Fig.29 The first four mode shapes of high aspect ratio aircraft^[145]

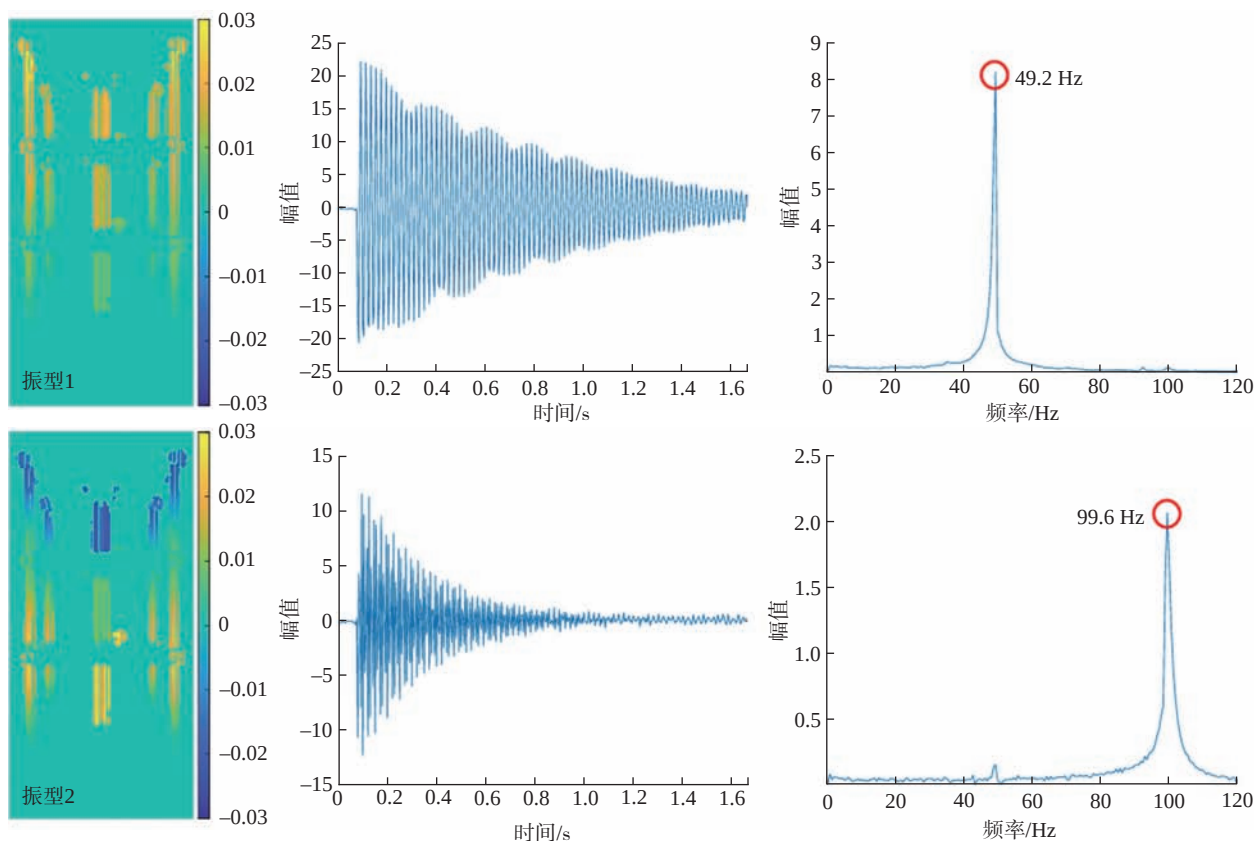


图 30 三层建筑模型的模态参数识别^[148]

Fig.30 Modal parameter identification of three-storey building model^[148]

机机翼在气流扰动下的变形情况^[2], 对此类变形进行精准检测, 是评估其气动性能与预测疲劳寿命的关键依据。

掌握机翼、叶片等工作状态下的变形规律, 不仅是判断它们安全运行的重要依据, 也为优化设计与性能提升提供了关键数据支撑。结构位移视觉测量技术凭借非接触、大视场优势, 在该领域逐渐成为重要工具^[90, 149-151]。例如, 图 32 展示了基于粘贴靶标与固定相机的飞机变形实测案例^[150], 通过跟踪靶标运动获取机身振动与变

形状态; 另有研究采用双相机系统, 实现了对螺旋桨叶片在真实运行条件下的非侵入式形状与变形测量^[152]。此外, 结合视觉测量与激光照射系统, 可对在最大连续推力状态下发动机风扇叶片的变形进行定量分析^[153]。在大展弦比机翼方面, 基于双目及分布式多立体视觉系统的全场变形测量研究也广泛开展^[2, 90, 149], 图 33 为分布式多立体视觉系统用于 10 m 机翼全场变形测量的装置示意图, 实现了最大绝对偏差 0.9 mm 的测量精度, 这约为翼展长度的 0.01%^[90]。在旋转

机械领域, 视觉方法同样展现出其价值。已有研究实现了对换气扇叶片三维刚体运动参数与全场动态变形的同步获取^[154]; 亦有工作成功测得了涡扇叶片在 3000 r/min 与 6000 r/min 等转速下的表面变形分布^[155]。

基于视觉的结构变形检测通常可实现亚毫米级甚至更高精度的全场位移测量, 尤其适用于大型柔性结构及复杂旋转部件的动态变形分析, 有助于提升高端装备的研发与安全检测能力。然而, 在高速运动、强振动及复杂背景条件下, 图像模糊、特征丢失及多视角标定误差仍是影响测量精度的重要因素。

4.3 结构损伤识别

结构损伤识别旨在通过监测位移数据反演结构健康状态, 以保障工程安全。基于视觉方法获取的结构位移响应, 可通过分析其动力特性变化来实现损伤定位与程度量化。例如, Zhang 等^[31] 利用亚像素模板匹配算法与子结构策略相结合, 并建立了损伤优化识别模型, 其对三跨

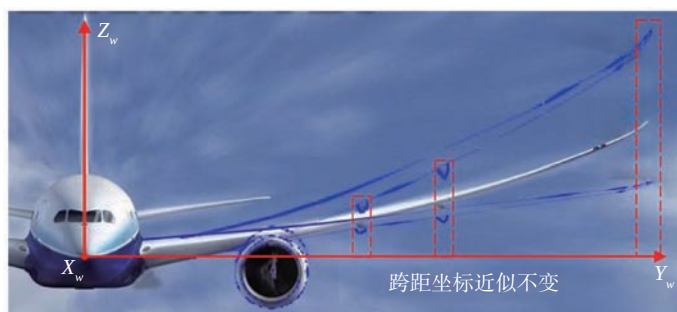
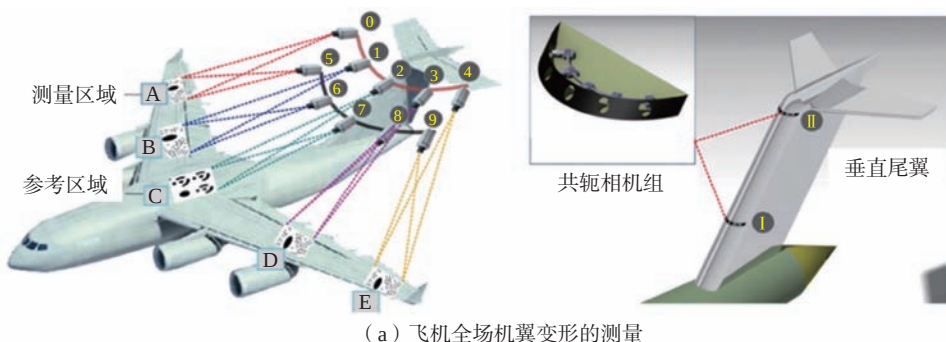
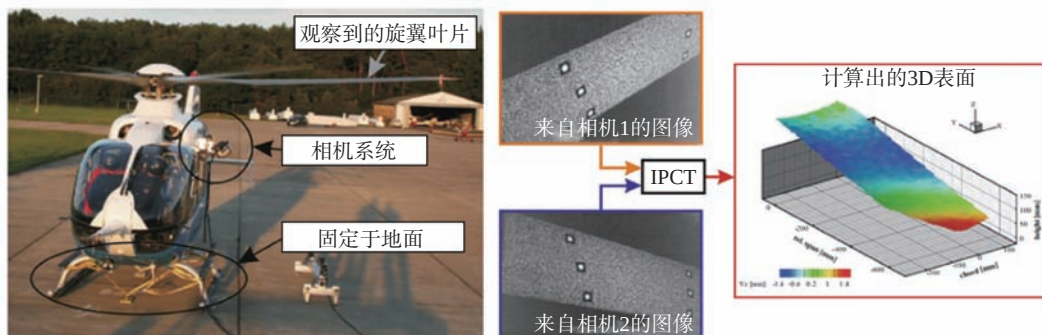


图 31 机翼的气动变形^[2]

Fig.31 Aerodynamic deformation of wing^[2]



(a) 飞机全场机翼变形的测量



(b) 直升机旋翼桨叶变形测量

图 32 变形测量^[150]

Fig.32 Deformation measurement^[150]

连续梁的子结构损伤定量平均误差为 0.56%, 精准识别了损伤位置与程度。也有研究基于视觉传感器获取图 34^[156] 所示车辆荷载下的桥梁位移, 利用 Tikhonov 正则化构建位移影响线, 再通过有限元模型更新进行损伤识别。此外, 采用基于视觉数据的子空间方法进行系统识别, 并结合灵敏度分析进行损伤评估, 也是一种有效途径^[157]。An 等^[158] 融合核相关滤波器与模板匹配, 测得 4 层单跨

剪力框架损伤工况振动位移误差小于 0.5 mm, 进一步修正量化刚度损伤, 实现有限视场局部损伤检测, 相对刚度损伤识别误差小于 5%。

基于视觉的结构损伤识别方法具有非接触、全场测量等优点, 与加速度、应变等间接响应相比, 位移响应与结构刚度退化之间具有更直接的物理关联, 因此视觉位移测量在损伤识别中具有较高灵敏度。尤其在桥梁、大跨度结构等场景下, 其能够

实现非接触式长期监测, 但对有限元模型精度及环境扰动仍具有一定依赖性。

4.4 结构索力估计

索力是斜拉桥、悬索桥等缆索支承结构健康监测中的关键参数, 其准确估计对于评估结构整体受力状态与长期安全性至关重要。基于视觉振动位移的索力估计方法从索结构振动视频中提取位移信号并识别其固有频率, 并依据弦振动理论反演计

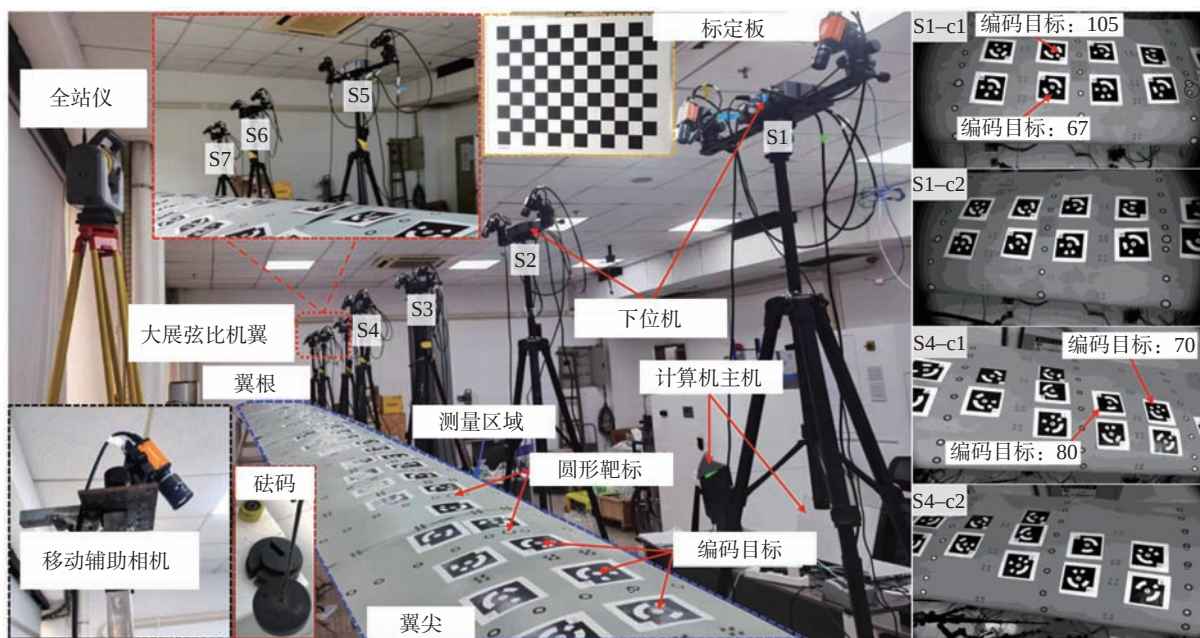


图 33 利用分布式多立体视觉系统对机翼进行全场变形测量^[90]

Fig.33 Full-field deformation measurement of wings using distributed multi-stereo vision systems^[90]

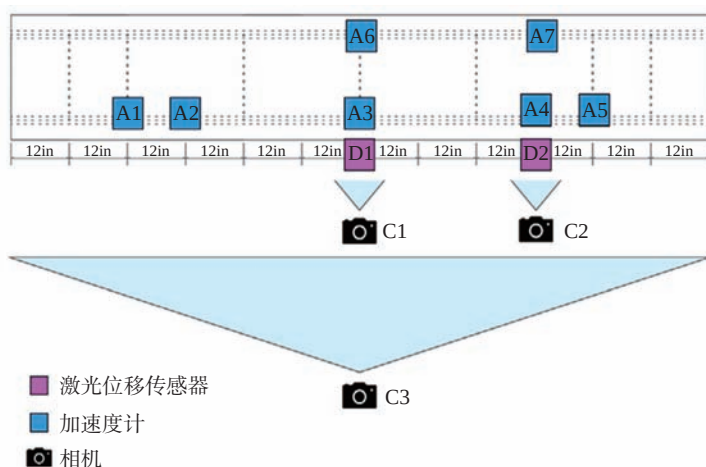


图 34 实验室桥梁模型监测系统^[156]

Fig.34 Monitoring system for the laboratory bridge model^[156]

算索力。该方法避免了在索体表面安装传感器,为传统接触式测量提供了重要的技术补充。相关研究已从方法探索走向系统化应用。例如,有研究率先提出一种全面、直观且可量化的视觉监测策略,精准识别了斜拉索前5阶固有频率,索力估计的最大相对误差6.86%,整体误差 $\leq 5\%$ ^[159]。另有工作将基于特征的图像处理技术与索动力分析无缝结合,提升了频率识别与索力估计的准确性,与加速度计对比,基频相对误差仅0.32%,与测力传感器实测值对比,索力估算最大相对误差为4.64%^[160]。在工程实践方面,基于模板匹配的振动提取方法已被成功应用于实桥索力估算^[161-162],其结果亦可用于桥梁有限元模型的更新。此外,面向长期监测的集成化系统也被开发出来,如图35

所示^[163],该研究构建了集视频采集、位移跟踪、频率分析与索力估计于一体的嵌入式视觉传感系统,便于现场快速部署与自动化监测。

基于视觉振动位移的索力估计方法已能够实现远距离、非接触式索振频率识别,部分研究中频率识别误差可控制在1%以内^[160]。相比传统加速度传感器方案,其具有安装便捷、维护成本低等优势,为工程状态的实时感知与安全评估提供了新的途径,但在复杂天气、低光照及远距离成像条件下,测量稳定性仍需进一步提升。

4.5 工程应用总结

总体来看,基于视觉振动位移的测量技术已逐步由实验室研究走向实际工程应用,并在模态识别、变形检测、损伤识别及索力估计等领域展

现出良好的应用潜力。与传统接触式传感器相比,视觉测量方法具有非接触、大视场及全场测量等优势,尤其适用于大型复杂结构及难以布设传感器的场景。表3对视觉位移测量技术在不同应用场景下的测量对象、测量特点、主要识别参数及局限性进行了总结,可为后续工程应用中的方法选型与系统优化提供参考。

不同工程应用对测量要求存在明显差异。例如,模态参数识别与索力估计更关注频率识别精度;而结构变形检测则更加依赖全场空间分辨率与动态跟踪能力;结构损伤识别则对位移测量稳定性及模型重构精度提出了更高要求。此外,光照变化、运动模糊、目标遮挡及远距离成像噪声等问题,仍是当前视觉测量技术在复杂工程环境中推广应用所面

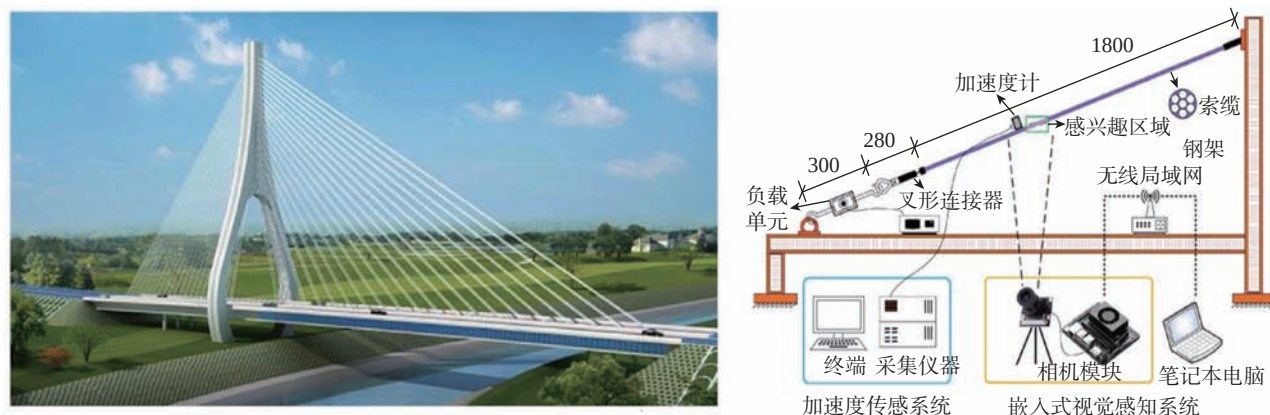


图35 缆索振动试验装置^[163]

Fig.35 Cable vibration experiment setup^[163]

表3 视觉位移测量技术在不同应用场景下的对比

Table 3 Comparison of visual displacement measurement technologies in different application scenarios

应用场景	测量对象	测量特点	主要识别参数	局限性
模态参数识别	机翼、道桥建筑、机械结构等 ^[145-148]	局部至全场动态响应测量	固有频率、阻尼比、振型	高频响应测量受相机采样频率限制,对光照与表面纹理敏感
结构变形检测	机翼、发动机叶片、螺旋桨等 ^[2,90,149-155]	大视场全场动态测量	位移场、三维变形场	大尺度测量系统标定复杂,高速运动下易产生图像模糊
结构损伤识别	道桥建筑 ^[31,156-157]	中大型结构长期监测	损伤位置、损伤程度	对损伤识别模型、有限元模型及环境稳定性依赖较强
结构索力估计	斜拉桥、悬索桥 ^[159-163]	远距离单目标监测	固有频率、索力	易受遮挡、环境振动及远距离成像分辨率限制

临的重要挑战。

5 结论与展望

本文系统梳理了结构位移视觉测量技术的研究体系,从相机标定原理、方法分类演进与技术特点出发,深入探讨了实际部署中设备自限性与环境干扰性等关键瓶颈及应对方案,并总结了其在结构模态识别、变形检测等工程场景的应用成果。该技术凭借非接触、大视场、高分辨率等独特优势,有效弥补了传统传感器在测量维度与安装适应性上的不足,已在土木工程、航空航天等领域通过部件或结构级验证,展现出良好的工程实用价值。总体而言,结构位移视觉测量技术已完成实验室阶段验证,正稳步迈向工程化应用,成为结构健康监测领域一个极具潜力的发展方向。

然而,面对实时感知、极端工况与长期稳定监测等严苛的工程化需求,该技术在硬件性能、环境适应性与算法泛化方面仍存在明显短板。结合光学传感、人工智能、信号处理与结构力学的交叉融合趋势,未来该技术将朝着实时化、鲁棒化、智能化方向持续突破,为重大基础设施与高端装备提供全寿命周期、高精度、高可靠的状态感知能力。基于现有研究,对其发展前景展望如下。

(1) 实时位移测量: 推动从离线处理向在线高精度监测发展。硬件上,需突破高帧率与高分辨率难以兼顾的瓶颈,发展事件相机等新型传感器; 算法上,开发轻量化、低延迟的亚像素算法。通过软硬件协同,构建从采集、处理到预警的闭环系统,服务于桥梁、风机等设施的长期健康监测。

(2) 复杂环境可靠测量: 提升系统在多变、极端条件下的鲁棒性。发展自适应智能传感策略,如设计新型光学标记,或融合多波段视觉信息以应对全天候挑战,使用深度学习实现环境干扰的识别与补偿。针对高温、

高振等极端场景,发展特殊防护与补偿技术,如开发模糊校正与热噪声抑制算法等。

(3) 多源数据智能融合: 推进视觉与惯性、激光等多源传感器的深度融合。在数据层实现异质信息的时空同步,在模型层结合有限元等物理先验,构建基于深度学习的物理神经网络,引导其从多源数据中提取互补信息,实现从位移测量到结构状态全面感知的跨越。

参考文献

[1] 李宣慧, 石文雄, 郭文娟, 等. 激光融合测量反演的定位工装结构变形精准预测方法[J]. 航空制造技术, 2025, 68(17): 82–88, 98.

LI Xuanhui, SHI Wenxiong, GUO Wenjuan, et al. Accurate prediction method of structure deformation for positioning tool based on laser fusion measurement inversion[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(17): 82–88, 98.

[2] LIAN Z Y, ZHU X W, GAO L Q, et al. A novel videogrammetric method based on a single Scheimpflug camera for full-field deformation measurement of large-scale wing in flight[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2025, 186: 108778.

[3] LI Z F, WANG S, LIU C, et al. Visual vibration displacement measurement of rotating body based on angle-category mapping[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 236: 113017.

[4] LEI Z B, LIU G, WEN M Y. Vibration attenuation for offshore wind turbine by a 3D prestressed tuned mass damper considering the variable pitch and yaw behaviors[J]. Ocean Engineering, 2023, 281: 114741.

[5] 晏班夫, 欧阳康, 梁才. 桥梁工程中非接触位移测量技术研究综述[J]. 交通运输工程学报, 2024, 24(1): 43–67.

YAN Banfu, OUYANG Kang, LIANG Cai. Review on research of non-contact displacement measurement technologies in bridge engineering[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(1): 43–67.

[6] LÜ Y, XU S L, HOU X W, et al. High performance novel high-g piezoresistive micro-accelerometer with MHz natural frequency[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(11): 18841–

18850.

[7] TOMCZYK K. Uncertainties in determining the upper bound of dynamic error for the LVDT sensor[J]. Measurement, 2024, 235: 114950.

[8] 常莹, 杜永清, 陈晖, 等. 应用于航天发动机的镀金光纤光栅高温动应变测量技术[J]. 火箭推进, 2024, 50(6): 127–134.

CHANG Ying, DU Yongqing, CHEN Hui, et al. Application of gold-plated grating in high temperature dynamic strain measurement for aerospace engines[J]. Journal of Rocket Propulsion, 2024, 50(6): 127–134.

[9] LIU Y, YUAN Y T, GUO X, et al. Numerical investigation of the error caused by the aero-optical environment around an in-flight wing in optically measuring the wing deformation[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 98: 105663.

[10] 陈庆童, 杨广根, 熊邦书, 等. 直升机桨叶扭转刚度的高精视觉测量研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2025, 39(12): 202–209.

CHEN Qingtong, YANG Guanggen, XIONG Bangshu, et al. High-precision vision measurement of helicopter rotor blade torsional stiffness[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2025, 39(12): 202–209.

[11] 刘云彦, 刘丽霞, 王铁军, 等. 超大型结构在轨非稳态三维视觉测量技术[J]. 航天制造技术, 2025(4): 22–30.

LIU Yunyan, LIU Lixia, WANG Tiejun, et al. Non-steady-state 3D vision measurement technology for on-orbit ultra-large structures[J]. Aerospace Manufacturing Technology, 2025(4): 22–30.

[12] 韩奕璇, 高豆豆, 董登峰, 等. 面向工业视觉测量的多光斑质心快速高精度提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2026, 47(2): 296–308.

HAN Yixuan, GAO Doudou, DONG Dengfeng, et al. High-precision and real-time centroid extraction method for multi-spot patterns in industrial visual measurement[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2026, 47(2): 296–308.

[13] LIU X L, HU B, YIN Y H, et al. Parallel camera network: Motion-compensation vision measurement method and system for structural displacement[J]. Automation in Construction, 2024, 165: 105559.

[14] HUANG Y Q, FENG R Q, ZHONG

- C J, et al. Computer vision-based real-time deflection monitoring of complex and sizeable steel structures[J]. *Engineering Structures*, 2024, 305: 117752.
- [15] BAE S G, CHOI J, PARK H S. Portable measurement system for modal identification using synchronized smartphones[J]. *Journal of Building Engineering*, 2025, 103: 112005.
- [16] 仇茂盛, 孙哲, 吴国俊, 等. 水下相机图像畸变校正[J]. *光子学报*, 2025, 54(9): 186–216.
- QIU Maosheng, SUN Zhe, WU Guojun, et al. Distortion correction of underwater camera image[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2025, 54(9): 186–216.
- [17] GONZALEZ-AGUILERA D, GOMEZ-LAHOZ J, RODRIGUEZ-GONZALVEZ P. An automatic approach for radial lens distortion correction from a single image[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(4): 956–965.
- [18] TAN D, LI J, HAO H, et al. Target-free vision-based approach for modal identification of a simply-supported bridge[J]. *Engineering Structures*, 2023, 279: 115586.
- [19] ZHANG S F, HAN Q, JIANG K J, et al. Robust and versatile vision-based dynamic displacement monitoring of natural feature targets in large-scale structures[J]. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2024, 14(8): 1819–1837.
- [20] XIE C R, HUANG B Y, WU Z W, et al. A new economical approach for measurement of 3D structural displacement and motion trajectory: Utilizing binocular vision and subpixel enhancement with square feature recognition[J]. *Structures*, 2025, 77: 109178.
- [21] 王思睿. 基于单应性变化和模板匹配法的无人机视觉桥梁位移测量方法研究[D]. 武汉: 中国地震局地震研究所, 2025.
- WANG Sirui. Research on UAV vision-based bridge displacement measurement method using homography transformation and template matching[D]. Wuhan: Institute of seismology, China Earthquake Administrat, 2025.
- [22] LEE J H, CHO S, SIM S H. Monocular vision-based displacement measurement system robust to angle and distance using homography[C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Advances in Experimental Structural Engineering*. [S.l.: S.n.], 2015: 1–9.
- [23] PANG C, LIU L, WEI C Z, et al. Fast and accurate visual measurement of structural displacement using feature-enhanced polyphase decomposition[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2026, 244: 113775.
- [24] FENG D M, FENG M, OZER E, et al. A vision-based sensor for noncontact structural displacement measurement[J]. *Sensors*, 2015, 15(7): 16557–16575.
- [25] 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 Xiaowei, DONG Chuanzhi. Review of computer vision-based structural displacement monitoring[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2019, 32(11): 21–39.
- [26] YANG X S, YAN P, LIU X, et al. A novel 3D vibration monitoring method using a monocular camera and phase difference Gradient-based algorithm[J]. *Measurement*, 2025, 248: 116909.
- [27] LU B, BAI B C, ZHAO X F. Vision-based structural displacement measurement under ambient-light changes via deep learning and digital image processing[J]. *Measurement*, 2023, 208: 112480.
- [28] ZHONG J F, SHI Y H, LIN Q H, et al. A vision-based method for displacement measurement using cross-sinusoidal composite fringe pattern[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 237: 113067.
- [29] 钟剑锋, 钟舜聪, 彭志科. 位感条纹三维振动测量原理及试验研究[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(14): 19–29.
- ZHONG Jianfeng, ZHONG Shuncong, PENG Zhike. Theoretical and experimental studies on 3D vibration measurement based on displacement-sensitive fringe pattern[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(14): 19–29.
- [30] YE X W, YI T H, DONG C Z, et al. Vision-based structural displacement measurement: System performance evaluation and influence factor analysis[J]. *Measurement*, 2016, 88: 372–384.
- [31] ZHANG G C, HOU J L, WAN C F, et al. Non-contact vision-based response reconstruction and reinforcement learning guided evolutionary algorithm for substructural condition assessment[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 224: 112017.
- [32] CAI E J, ZHANG Y, LU X Z, et al. Estimating structural motions in extreme environmental conditions: a dynamic correlation filter based computer vision approach[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 215: 111398.
- [33] XU Y, ZHANG J, BROWNJOHN J. An accurate and distraction-free vision-based structural displacement measurement method integrating Siamese network based tracker and correlation-based template matching[J]. *Measurement*, 2021, 179: 109506.
- [34] DUAN X, CHU X, ZHU W Z, et al. Novel method for bridge structural full-field displacement monitoring and damage identification[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(3): 1756.
- [35] YU S S, SU Z Y, ZHANG J. Robust optical displacement measurement of bridge structures in complex environments[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 192: 395–408.
- [36] ZHAI G H, LIANG Y B, TAN Z S, et al. Development of an iterative Otsu method for vision-based structural displacement measurement under low-light conditions[J]. *Measurement*, 2024, 226: 114182.
- [37] QIU Z C, WANG T X. Laser dot projection videogrammetry for vibration measurement and control of a piezoelectric flexible cantilever plate[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 94: 105397.
- [38] ZHANG G, YANG X Z, ZANG Z D, et al. EnhancedPVE: Video phase-based nonidentification microvibration measurement for bridge cables[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(9): 14631–14641.
- [39] KHUC T, NGUYEN T A, DAO H, et al. Swaying displacement measurement for structural monitoring using computer vision and an unmanned aerial vehicle[J]. *Measurement*, 2020, 159: 107769.
- [40] MA Z X, WANG B R, JING X, et al. Computer vision-based cross-scale structural displacement estimation using amplitude-phase fusion[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2026, 244: 113738.
- [41] 项长生, 汪伟民, 陈丽娟. 基于ORB特征和LK光流法对桥梁结构位移的测量方法[J]. *科学技术与工程*, 2025, 25(33): 14465–14472.

- XIANG Changsheng, WANG Weimin, CHEN Lijuan. Measurement method of bridge structural displacement based on ORB features and LK optical flow method[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(33): 14465–14472.
- [42] SONG Q S, WU J R, WANG H L, et al. Computer vision-based illumination-robust and multi-point simultaneous structural displacement measuring method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 170: 108822.
- [43] ZHU S, MA K K. A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(2): 287–290.
- [44] NIE Y, MA K K. Adaptive rood pattern search for fast block-matching motion estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(12): 1442–1449.
- [45] PAN B, XIE H M, WANG Z Y. Equivalence of digital image correlation criteria for pattern matching[J]. Applied Optics, 2010, 49(28): 5501–5509.
- [46] KUGLIN C D, HINES D C. The phase correlation image alignment method[C]// Proceedings of the International Conference on Cybernetics and Society. [S.l.: S.n.], 1975: 163–165.
- [47] 于起峰, 张强, 陈文均, 等. 大型工程结构静动态变形摄像测量方法与应用[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(1): 0112001.
- YU Qifeng, ZHANG Qiang, CHEN Wenjun, et al. Videometrics methods and applications of static and dynamic deformation of large-scale structures[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(1): 0112001.
- [48] SHAN J Z, HUANG P C, LOONG C N, et al. Rapid full-field deformation measurements of tall buildings using UAV videos and deep learning[J]. Engineering Structures, 2024, 305: 117741.
- [49] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector[C]// Proceedings of the Alvey Vision Conference. Manchester: Alvey Vision Club, 1988: 23.1–23.6.
- [50] SHI J B, TOMASI C. Good features to track[C]//1994 Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 1994: 593–600.
- [51] TRAJKOVIĆ M, HEDLEY M. Fast corner detection[J]. Image and Vision Computing, 1998, 16(2): 75–87.
- [52] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [53] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: Speeded up robust features[M]//Computer Vision–ECCV 2006. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006: 404–417.
- [54] ALCANTARILLA P F, BARTOLI A, DAVISON A J. KAZE features[M]//Computer Vision–ECCV 2012. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 214–227.
- [55] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, et al. A comparison of affine region detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1): 43–72.
- [56] SZELISKI R. Computer Vision: Algorithms and applications[M]. London: Springer, 2011.
- [57] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. BRIEF: Binary robust independent elementary features[M]//Computer Vision–ECCV 2010. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 778–792.
- [58] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 2564–2571.
- [59] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: Binary Robust invariant scalable keypoints[C]//2011 International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 2548–2555.
- [60] ALAHI A, ORTIZ R, VANDERGHEYNST P. FREAK: Fast retina keypoint[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 510–517.
- [61] DONG L, CHEN L, WU Z C, et al. Video stabilization-based elimination of unintended jitter and vibration amplification in centrifugal pumps[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 229: 112500.
- [62] DONG C Z, CATBAS F N. A non-target structural displacement measurement method using advanced feature matching strategy[J]. Advances in Structural Engineering, 2019, 22(16): 3461–3472.
- [63] TUMURBAATAR T, SUKH-OCHIR L. Comparative analysis of relative motion estimation errors under varying motion scenarios[J]. Journal of Electronic Imaging, 2025, 34(4): 043047.
- [64] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381–395.
- [65] ROUSSEEUW P J. Least median of squares regression[J]. Journal of the American Statistical Association, 1984, 79(388): 871–880.
- [66] DONG C Z, BAS S, CATBAS F N. Investigation of vibration serviceability of a footbridge using computer vision-based methods[J]. Engineering Structures, 2020, 224: 111224.
- [67] GIBSON J J. The perception of the visual world[M]. Cambridge: Riverside Press, 1950.
- [68] GAO X, JI X D, ZHANG Y, et al. Structural displacement estimation by a hybrid computer vision approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 110754.
- [69] CAI S Z, HUANG Y B, YE B, et al. Dynamic illumination optical flow computing for sensing multiple mobile robots from a drone[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(8): 1370–1382.
- [70] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1–3): 185–203.
- [71] FARNEBÄCK G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion[M]// Image Analysis. Berlin, Heidelberg: Springer, 2003: 363–370.
- [72] PENG C, ZENG C, WANG Y G. Camera-based micro-vibration measurement for lightweight structure using an improved phase-based motion extraction[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(5): 2590–2599.
- [73] MIAO Y N, JEON J Y, KONG Y, et al. Phase-based displacement measurement on a straight edge using an optimal complex Gabor filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164: 108224.
- [74] LIU G, LI M Z, MAO Z, et al. Structural motion estimation via Hilbert transform enhanced phase-based video processing[J]. Mechanical Systems and Signal

Processing, 2022, 166: 108418.

[75] LIU S Y, YU L, NIU W T, et al. Fast and accurate visual vibration measurement via derivative-enhanced phase-based optical flow[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 209: 111089.

[76] LI M Z, LIU G, MAO Z, et al. Two-dimensional motion estimation using phase-based image processing with Riesz transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 110044.

[77] DOSOVITSKIY A, FISCHER P, ILG E, et al. FlowNet: Learning optical flow with convolutional networks[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 2758–2766.

[78] ILG E, MAYER N, SAIKIA T, et al. FlowNet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1647–1655.

[79] SUN D Q, YANG X D, LIU M Y, et al. PWC-net: CNNs for optical flow using pyramid, warping, and cost volume[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 8934–8943.

[80] TEED Z, DENG J. RAFT: Recurrent all-pairs field transforms for optical flow[M]//Computer Vision–ECCV 2020. Cham: Springer, 2020: 402–419.

[81] HUANG Z Y, SHI X Y, ZHANG C, et al. FlowFormer: A Transformer architecture for optical flow[M]//Computer Vision–ECCV 2022. Cham: Springer, 2022: 668–685.

[82] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems. 2017, 30: 5998–6008.

[83] MEISTER S, HUR J, ROTH S. UnFlow: Unsupervised learning of optical flow with a bidirectional census loss[C]//Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.: S.n.], 2018: 7251–7259.

[84] LIU P P, LYU M, KING I, et al. SelfFlow: Self-supervised learning of optical flow[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 4566–4575.

[85] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]//Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence. New York: ACM, 1981: 674–679.

[86] DONG C Z, CELIK O, CATBAS F N. Marker-free monitoring of the grandstand structures and modal identification using computer vision methods[J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(5–6): 1491–1509.

[87] GUO L J, GUO W H, CHEN D S, et al. Large displacement measurement using deep learning-based RAFT and KLT optical flow[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 241: 113538.

[88] CHEN S H, LUO Y P, LIAO F Y. Computer vision-based displacement measurement using spatio-temporal context and optical flow considering illumination variation[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2024, 14(8): 1765–1783.

[89] XU Y, BROWNJOHN J M W. Review of machine-vision based methodologies for displacement measurement in civil structures[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2018, 8(1): 91–110.

[90] GAO L Q, XIAO Y, WU H, et al. A distributed multi-stereovision system with non-overlapping FOVs for full-field deformation measurement of large-scale, high-aspect-ratio wings[J]. Aerospace Science and Technology, 2026, 168: 110776.

[91] ZHANG Y, LIU P, ZHAO X F. Structural displacement monitoring based on mask regions with convolutional neural network[J]. Construction and Building Materials, 2021, 267: 120923.

[92] HOU J L, ZHANG Y, CAI E J, et al. An automatic method for measuring inter-storey structural displacement based on vision data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 237: 113123.

[93] WENG Y F, QUEK S T, KER-WEI YEOH J. Robust vision-based sub-pixel level displacement measurement using a complementary strategy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 223: 111898.

[94] ZHU Y, WANG S, LIU T, et al. A visual measurement method of structural body vibration displacement combined with image deblurring[J]. Measurement, 2023, 211: 112598.

[95] SUN C J, GU D L, ZHANG Y, et al. Vision-based displacement measurement enhanced by super-resolution using generative adversarial networks[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(10): e3048.

[96] WU L J, WANG Y J, LIN X F, et al. Deep learning-based super-resolution with feature coordinators preservation for vision-based measurement[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(12): e3107.

[97] ZHAO W J, SHI X Y, NI F T, et al. Semi-dense sub-pixel displacement measurement for structural health monitoring: A framework of deep learning-based detector-free feature matching[J]. Measurement, 2025, 254: 117899.

[98] LIU C, TORRALBA A, FREEMAN W T, et al. Motion magnification[J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 519–526.

[99] WU H Y, RUBINSTEIN M, SHIH E, et al. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 1–8.

[100] WADHWA N, RUBINSTEIN M, DURAND F, et al. Phase-based video motion processing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1–10.

[101] WADHWA N, RUBINSTEIN M, DURAND F, et al. Riesz pyramids for fast phase-based video magnification[C]//2014 IEEE International Conference on Computational Photography. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 1–10.

[102] OH T H, JAROENSRI R, KIM C, et al. Learning-based video motion magnification[M]//Computer Vision–ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 663–679.

[103] LIN C Y, LI J, HAO H. Deep learning-based motion magnification and frames matching for structural displacement measurement using computer vision[J]. Engineering Structures, 2026, 346: 121647.

[104] LADO-ROIGÉ R, FONT-MORÉ J, PÉREZ M A. Learning-based video motion magnification approach for vibration-based damage detection[J]. Measurement, 2023, 206: 112218.

[105] DUAN D Y, KUANG K S C, WANG Z C, et al. Video motion magnification and subpixel edge detection-based full-field dynamic displacement measurement[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2023, 2023: 7904198.

[106] 姜岚, 叶卿辰, 唐波, 等. 基于微振动宽带相位运动放大与深度学习的输电线路索张力测量方法[J]. 振动与冲击, 2025, 44(1): 163–176.

JIANG Lan, YE Qingchen, TANG Bo, et al. Measurement method of cable tension in transmission lines based on microvibration broadband phase-based motion amplification and deep learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(1): 163–176.

[107] 李臻彦, 罗纯坤, 罗涛, 等. 基于相位放大技术和机器视觉的海上风力机塔架动力响应识别[J]. 太阳能学报, 2026, 47(4): 320–328.

Li Zhenyan, Luo Chunkun, Luo Tao, et al. Recognition of dynamic responses in offshore wind turbine towers based on phase-based motion magnification and machine vision[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2026, 47(4): 320–328.

[108] 张可, 童畅, 黄文礼, 等. 基于主成分分析的电网设施振动模态的运动放大提取方法[J]. 测绘通报, 2025(4): 134–138, 151.

ZHANG Ke, TONG Yang, HUANG Wenli, et al. Motion amplification extraction method for vibration modes of power grid facilities based on principal component analysis[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2025(4): 134–138, 151.

[109] SHAN M G, XIONG X F, WANG J F, et al. A noise-robust vibration signal extraction method utilizing intensity optical flow[J]. Measurement, 2024, 235: 114889.

[110] XIONG X F, LIU L, DANG M M, et al. Full-field detection of multi-band structural vibration mode shapes using undersampled video[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 232: 112746.

[111] YANG K C, LUO Y P, PAN S, et al. Non-contact measurement of structural dynamic displacement based on improved edge detection and video interpolation[J]. Advances in Structural Engineering, 2025, 28(5): 793–810.

[112] MA Z X, CHOI J, LIU P P, et al. Structural displacement estimation by fusing vision camera and accelerometer using hybrid computer vision algorithm and adaptive multi-rate Kalman filter[J]. Automation in Construction, 2022, 140: 104338.

[113] GAO X, JI X D, ZHANG S H, et al. Multi-sensor fusion for structural displacement estimation: Integrating vision

and acceleration from mobile devices[J]. Engineering Structures, 2025, 329: 119826.

[114] MA Z X, CHOI J, SOHN H. Real-time structural displacement estimation by fusing asynchronous acceleration and computer vision measurements[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022, 37(6): 688–703.

[115] WU T, TANG L, SHAO S, et al. Accurate structural displacement monitoring by data fusion of a consumer-grade camera and accelerometers[J]. Engineering Structures, 2022, 262: 114303.

[116] MA Z X, CHOI J, SOHN H. Multi-point structural displacement estimation and modal identification by combining a single-point camera and multi-point accelerometers[J]. Measurement, 2025, 244: 116578.

[117] NIU Y B, LI Z, LI J B, et al. Accelerometer-assisted computer vision data fusion framework for structural dynamic displacement reconstruction[J]. Measurement, 2025, 242: 116021.

[118] JIN Z F, CHEN G Y, NIU Y B, et al. Variational mode decomposition-based multirate data-fusion framework for estimating structural dynamic displacement by integrating vision- and acceleration-based measurements[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 211: 111252.

[119] WU T, ZHU W Z, TANG L, et al. Accurate structural displacement reconstruction from acceleration and computer vision measurements using physics-informed neural networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 235: 112961.

[120] WANG M M, XU F Y, XU Y, et al. A robust subpixel refinement technique using self-adaptive edge points matching for vision-based structural displacement measurement[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2023, 38(5): 562–579.

[121] LEE J, LEE K C, CHO S, et al. Computer vision-based structural displacement measurement robust to light-induced image degradation for in-service bridges[J]. Sensors, 2017, 17(10): 2317.

[122] WANG Y C, HU W H, TENG J, et al. Phase-based motion estimation in complex environments using the illumination-invariant log-Gabor filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 186: 109847.

[123] WANG Y C, HU W H, TENG J, et al. Motion estimation from noisy data with unknown distributions using multi-frame phase-preserving denoising[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 206: 110924.

[124] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 60–65.

[125] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080–2095.

[126] TIAN C W, FEI L K, ZHENG W X, et al. Deep learning on image denoising: An overview[J]. Neural Networks, 2020, 131: 251–275.

[127] ZHANG W D, SUN S T, HUANG J J, et al. Multi-objective optimal log-Gabor filtering and threshold denoising for phase-based vibration measurement from noisy video[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 236: 113003.

[128] LUO Z L, MERAINANI B, BALTAZART V, et al. Subpixel motion estimation for video-based target-free vibration monitoring under complex environmental conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 226: 112342.

[129] ZHU Q K, CUI D P, ZHANG Q, et al. A robust structural vibration recognition system based on computer vision[J]. Journal of Sound and Vibration, 2022, 541: 117321.

[130] ZHU K S, ZHONG Z, WEI C Z, et al. Visual vibration measurement based on adaptive decomposition cascaded martingale difference wavelet denoising for post-processing enhancement[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2026, 242: 113681.

[131] HOU J L, ZHANG Y, LU X Z, et al. An anti-occlusion vision-based method for structural motion estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 224: 112003.

[132] JEONG J H, JO H. Real-time generic target tracking for structural displacement monitoring under environmental uncertainties via deep learning[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(3):

e2902.

[133] WON J, PARK J W, SONG M H, et al. Robust vision-based displacement measurement and acceleration estimation using RANSAC and Kalman filter[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2023, 22(2): 347–358.

[134] GUO W, LI J C, HU Y. Vision-based displacement measurement method of large-scale bridges using tilt shift camera and fast spatio-temporal context learning[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 224: 112165.

[135] WENG Y F, LU Z, LU X L, et al. Visual-inertial structural acceleration measurement[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022, 37(9): 1146–1159.

[136] LEE J, LEE K C, JEONG S, et al. Long-term displacement measurement of full-scale bridges using camera ego-motion compensation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 140: 106651.

[137] 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.

[138] LUO L X, FENG M Q, WU Z Y. Robust vision sensor for multi-point displacement monitoring of bridges in the field[J]. Engineering Structures, 2018, 163: 255–266.

[139] JANA D, NAGARAJAIAH S. Computer vision-based real-time cable tension estimation in Dubrovnik cable-stayed bridge using moving handheld video camera[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2021, 28(5): e2713.

[140] 周勇, 杨学志, 臧宗迪, 等. 无人机晃动下基于相位的视觉振动检测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2023, 46(2): 180–188.

ZHOU Yong, YANG Xuezhi, ZANG Zongdi, et al. Phase-based visual vibration detection against UAV shaking[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2023, 46(2): 180–188.

[141] JIAO J, GUO J, FUJITA K, et al. Displacement measurement and nonlinear structural system identification: A vision-based approach with camera motion correction using planar structures[J]. Structural Control and

Health Monitoring, 2021, 28(8): e2761.

[142] LI C C, YUANTIAN, MA L S, et al. Vehicle video stabilization algorithm based on grid motion statistics and adaptive Kalman filtering[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(2): 1969–1981.

[143] ZANG Z D, YANG X Z, ZHANG G, et al. Phase-based vibration frequency measurement from videos recorded by unstable cameras[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5018714.

[144] ZHANG G, YANG X Z, ZANG Z D, et al. CableVision: Phase-based bridge cable vibration measurement resilient to environmental disturbances[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 236: 112933.

[145] DE FIGUEIREDO H V, CASTILLO-ZÚÑIGA D F, COSTA N C, et al. Aeroelastic vibration measurement based on laser and computer vision technique[J]. Experimental Techniques, 2021, 45(1): 95–107.

[146] YANG Y C, 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.

[147] SHAN M G, DANG M M, WANG J F, et al. Video-based adaptive vibration modal identification via binary decomposition tree[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 234: 112851.

[148] LUAN L L, LIU Y, SUN H. Extracting high-precision full-field displacement from videos via pixel matching and optical flow[J]. Journal of Sound and Vibration, 2023, 565: 117904.

[149] 武慧林. 基于多目视觉数字图像相关法的航空发动机叶片变形测量方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.

WU Huilin. Aeroengine blade deformation measurement method based on multi-vision digital image correlation method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.

[150] LIU Y, YUAN Y T, GUO X, et al. Influence of non-uniform airflow on optical deformation measurement in subsonic conditions[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2019, 122: 254–264.

[151] GAO L Q, LIU Y, JIANG B, et al. A novel videogrammetry-based full-field

dynamic deformation monitoring method for variable-sweep wings[J]. Acta Mechanica Sinica, 2024, 40(8): 423639.

[152] STASICKI B, BODEN F. In-flight measurements of aircraft propeller deformation by means of an autarkic fast rotating imaging system[J]. Proceedings of SPIE, 2015: 412.

[153] KIRMSE T, MARING S, EBEL P B, et al. Fan blade deformation measurements on the DLR airbus A320-ATRA by means of IPCT as part of the ground test campaign in the frame of the DLR-project SAMURAI[M]//New Results in Numerical and Experimental Fluid Mechanics X. Cham: Springer, 2016: 629–638.

[154] YE M T, LIANG J, LI L G, et al. Full-field motion and deformation measurement of high speed rotation based on temporal phase-locking and 3D-DIC[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 146: 106697.

[155] XING H Y, WU H L, SUN C Z, et al. 3D deformation measurement of rotating blades based on concentric ring calibration and GPU-SIFT feature point searching[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2024, 179: 108259.

[156] MARTINI A, TRONCI E M, FENG M Q, et al. A computer vision-based method for bridge model updating using displacement influence lines[J]. Engineering Structures, 2022, 259: 114129.

[157] GUO J, JIAO J, FUJITA K, et al. Damage identification for frame structures using vision-based measurement[J]. Engineering Structures, 2019, 199: 109634.

[158] AN X H, HOU J L, XU D Z, et al. Computer vision-based substructure isolation method for localized damage identification[J]. Structures, 2024, 70: 107660.

[159] SHAO S, LIU G, YU Z R, et al. Full-field dynamic parameters and tension identification of stayed cables using a novel holographic vision-based method[J]. Sensors, 2025, 25(16): 4891.

[160] CHU C Y, GHRIB F, CHENG S H. Cable tension monitoring through feature-based video image processing[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2021, 11(1): 69–84.

[161] GUZMAN-ACEVEDO G M, QUINTANA-RODRIGUEZ J A, VAZQUEZ-BECERRA G E, et al. Tension force estimation of cable-stayed bridges based on computer vision without the need for direct measurement

of mechanical parameters of the cables[J].
Sensors, 2025, 25(13): 3910.

[162] CUKACI C E, SOYOZ S. Vision-
based identification of cable tensions and finite

element model verification of a cable-stayed
bridge[J]. Journal of Civil Structural Health
Monitoring, 2025, 15(5): 1319–1335.

[163] ZHANG S F, NI P H, WEN J N, et

al. Embedded vision-based sensing system for
noncontact cable vibration monitoring with IoT
technologies[J]. Structural Control and Health
Monitoring, 2025, 2025: 6945296.

Structural Displacement Visual Measurement Technology and Advances in Its Applications

SHAN Mingguang^{1,2,3}, PANG Cheng¹, LIU Lei^{1,2,3}, LIU Bin^{1,2,3}, ZHONG Zhi^{1,2}

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. Heilongjiang Collaborative Innovation Center of Advanced Intelligent Perception Technology, Harbin Engineering
University, Harbin 150001, China;

3. Yangtze Delta Region Advanced Research Institute, Harbin Engineering University, Nantong 226000, China)

[ABSTRACT] Structural displacement visual measurement technology, as a non-contact and full-field measurement method, has attracted widespread attention in structural health monitoring and performance evaluation in civil engineering, aerospace, and advanced equipment fields in recent years due to its advantages of high flexibility, low cost, and long-distance measurement capability. This paper systematically reviews the fundamental principles, methodological frameworks, and engineering application progress of the structural displacement visual measurement technology. First, the basic theory and key procedures of camera calibration for converting pixel displacement into physical displacement are introduced. Subsequently, it provides a focused review of typical displacement extraction methods, including template matching, feature point matching, and optical flow methods, followed by an introduction to 3D vision measurement techniques based on these methods. A comparative analysis of the characteristics and applicable scenarios of these various methods is also presented. Furthermore, key challenges encountered in engineering applications, such as equipment performance limitations and complex environmental interference, together with corresponding improvement methods, are discussed. The research and application achievements of this technology in structural modal parameter identification, deformation detection, damage identification, and cable force estimation are also summarized. Finally, future development trends of structural displacement visual measurement technology, including real-time implementation, adaptability to complex environments, and intelligentization, are discussed. This review can provide references for the research and engineering applications of this technology in related fields.

Keywords: Non-contact measurement; Structural displacement; Computer vision; Camera calibration; Target tracking; Modal identification

(责编 青燕)