

基于计算机视觉的输电塔位移监测ROI关键点法*

张楷^{1,2,3}, 孙超⁴, 刘家豪⁴, 李玉学¹, 田利⁵

(1. 石家庄铁道大学土木工程学院 石家庄, 050043)

(2. 中国电建集团河北省电力勘测设计研究院有限公司 石家庄, 050031)

(3. 河北省电力勘测设计技术创新中心 石家庄, 050031)

(4. 北京理工大学机械与车辆学院 北京, 100081)

(5. 山东大学土建与水利学院 济南, 250100)

摘要 为了实现输电塔远距离位移监测,同时满足低成本、无接触、易实施及精确度高等要求,结合输电塔的内轮廓特征和计算机视觉位移识别技术,提出感兴趣区域(region of interest,简称ROI)关键点法。首先,利用N近邻最小能量法进行ROI轮廓搜索提取,并与Harris角点检测算法相结合;其次,通过输电塔台架实验与灰度模板匹配法相比,ROI关键点法位移识别结果的平均误差、均方根误差分别降低了56%和45%,绝对误差小于5 mm和10 mm的准确率提高了61%和3%,计算效率提高了11倍,稳定性及抗噪性能较高;最后,在实验塔对比验证中,ROI关键点法的位移测量值与实际位移的差值百分比在0.0%~11.1%之间。结果表明,ROI关键点法在输电塔结构位移监测中具有较高的准确率、精细度、计算效率、稳定性及鲁棒性。

关键词 计算机视觉;输电塔;位移监测;无标靶;N近邻最小能量法
中图分类号 TU279.7⁺44;TH124

引言

近年来,我国大量输电塔面临结构老化、健康状态评估困难的问题。输电塔在载荷下的结构应变、关键部位振动等相关数据是评估输电塔结构安全状态、进行结构健康监测的重要数据^[1-2]。传统的监测方法需要在输电塔上安装应变传感器、加速度传感器等元件,同时在地面上搭建由数据采集软件、工控机、无线路由及供电系统组成的数据采集系统,才能对电信号进行处理分析,以确定输电塔的结构健康状态^[3-5]。基于计算机视觉的结构位移监测方法可在较远距离进行非接触检测,且测量精度高,能够进行多点监测^[6-7],但在输电塔结构监测上尚未得到广泛应用。在计算机视觉结构位移测量过程中,通常应用基于数字图像的模板匹配技术进行目标追踪^[8],其主要流程是先在原始图像中截取模板(即含有追踪目标的图像子集),然后用模板在后续图像中做相关运算,完成全局搜索。如何选择标志物(标靶)作为模板,设置为视觉监测系统的追踪目标,是位移测量精度的关键。标靶可以分为人工标靶和虚拟标靶。现有研究大多选用人工标靶,包括规则和

不规则平板团、人工光源、激光光点及人工散斑等。研究发现,在人工标靶的追踪和结构动态位移测量过程中,分析灰度模板匹配法明显优于颜色模板匹配法和均值漂移跟踪算法,是目前较为常用的结构位移监测方法^[9]。

为了解决在高架桥梁或塔式结构上安装人工标靶,越来越多的学者开始关注虚拟标靶,即将被测物体上的固有特征(颜色、纹理、角点及边缘等)作为标靶进行识别。颜色特征反映图像中某个位置或点的颜色性质,选用其作为标靶比较直观,描述简单,稳定性和抗干扰能力较强,但颜色特征属于全局特征,对于图形内区域或像素点的大小、方向变化等不敏感,不能很好地表征图像中的局部变化信息^[10]。通过纹理特征对由多个像素点组成的图像区域进行统计分析和计算,其抗噪声干扰的能力较强,但当图像分辨率变化时,通过纹理特征计算的数据与实际情况会存在较大差异,且其受光照和反射的影响也较大^[11]。通过角点特征提取图像的方法主要有Harris角点检测方法^[12]、基于便捷链码的角点检测方法^[13]、基于边界曲率的角点检测方法^[14]以及基于尺度不变特征转换算法的角点检测方法^[15]等,此类方法基于

* 国家自然科学基金资助项目(52178489)

收稿日期:2022-07-13;修回日期:2022-08-25

被测物体的局部特征,集中了图像中的重要形状信息,具有较强的实用价值,但其仅适用于简单的或单一外形结构。边缘特征^[16]是图像与图像之间的边界,传统的边缘检测算子(Sobel算子、Roberts算子、Canny算子等)及目前流行的自适应边缘检测算法^[17]虽能准确定位边缘,但在抗噪鲁棒性及保留弱边缘的效果方面仍存在较大不足。

鉴于人工标靶和虚拟标靶在计算机视觉结构位移监测中均存在一定的局限性,脱离标靶的相关计算和测量方法应运而生。Feng等^[18]通过一种鲁棒的目标搜索算法,进行远距离结构的动态位移测量,结果显示,无论是否设置标靶,该方法均具有较高的测量精准度。Khuc等^[19]利用尺度不变特征,提出一种鲁棒计算机视觉技术进行关键点位移测量的方法。基于计算机视觉的无标靶结构位移监测方法用于输电塔结构位移监测,将解决输电塔监测困难的情况,节省大量的人力和物力。

输电塔一般由三角形和四边形组合而成,位移检测关键点附近的内轮廓一般为三角形,具有典型的内轮廓特征。笔者提出了一种用于输电塔结构的无标靶计算机视觉位移检测方法——ROI关键点法,利用输电塔的内轮廓特征,提取出感兴趣区域,进行关键点监测,实现了输电塔结构关键点位移的识别。该方法对于各类输电塔结构均具有较高的适用性,不需要安装人工标靶,简单易操作,成本低,具有较大的应用潜力。

1 ROI关键点法

ROI关键点法是一种基于感兴趣区域的无标靶结构关键点振动位移算法,主要步骤如下:

1) 视频拍摄,搭建摄像设备,拍摄被测输电塔结构因外力产生振动的视频;

2) 感兴趣区域提取,逐帧提取视频图像,对图像进行处理,利用内轮廓的几何特征提取ROI;

3) 关键点检测,检测ROI内轮廓的角点,持续跟踪某特定角点(关键点),计算各帧图像关键点基于第1帧图像的像素差;

4) 坐标转换,基于图像坐标系(单位为像素)的位移与实际坐标系(单位为mm)的比例关系,将关键点像素差转换为实际位移。

1.1 ROI提取

1.1.1 图像预处理

为了提取图像的轮廓特征,首先需要将相机拍

摄的彩色图像进行灰度化及二值化处理。

灰度化是将24通道红-绿-蓝(red-green-blue,简称RGB)彩色图像转换成8位的灰度图像,其转换方法为

$$I_{\text{gray}}=0.114B+0.587G+0.299R \quad (1)$$

其中: I_{gray} 为灰度图像; B, G, R 分别为图像像素中蓝、绿、红3个通道的色彩强度。

二值化是将拍摄图像的主体和背景分开,一般采用最大类间方差算法^[20]。该算法原理是将一副灰度图像分为 L 个灰度级,并选择一个阈值 k ,将图像所有像素分为2类,灰度级 $0\sim k$ 为 C_0 类,灰度级 $k\sim(L-1)$ 为 C_1 类。阈值 k 为类间方差最大的灰度级,类间方差表达式为

$$\sigma^2 = \frac{(m_G p_1 - m)^2}{p_1(1-p_1)} \quad (2)$$

其中: p_1 为像素被分为 C_1 类的概率; m_G 为图像全局均值; m 为灰度级 k 的累加均值。

本研究中,输电塔模型图像预处理如图1所示。

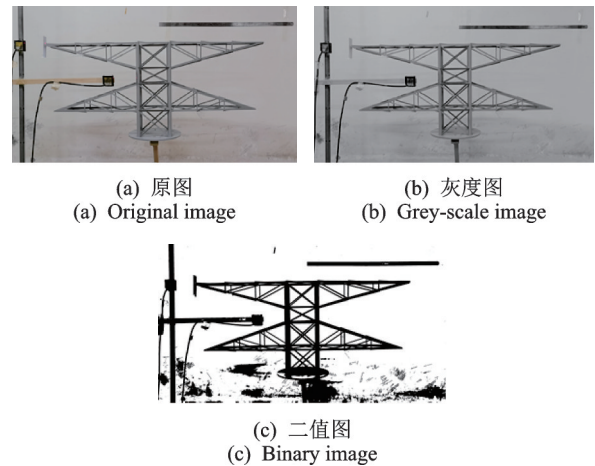


图1 输电塔模型图像预处理

Fig.1 Image preprocessing of transmission tower model

1.1.2 ROI提取

本研究使用Suzuki轮廓跟踪算法^[21],对二值图像进行轮廓识别,并计算所有轮廓的重心位置、周长、面积及紧致度。输电塔内轮廓识别结果如图2所示。表1为输电塔结构的典型轮廓特征,其中:1,2,3号分别为输电塔的横担边缘、主材中部以及横担与主材连接处;pixel表示像素。轮廓紧致度的计算公式为

$$P_{\text{tigh}} = P_{\text{arc}}^2 / P_{\text{area}} \quad (3)$$

其中: P_{tigh} 为紧致度; P_{arc} 为轮廓周长; P_{area} 为轮廓面积。



图2 输电塔内轮廓识别结果

Fig.2 Result of inner contour identification of transmission tower

表1 输电塔结构的典型轮廓特征

参数	轮廓编号		
	1	2	3
二值图			
面积/pixel ²	7 693.0	17 037.5	41 529.5
周长/pixel	562.5	691.4	1 035.71
紧致度	41.13	28.06	25.8

本研究将N近邻搜索方法与最小能量搜索方法相结合,提出N近邻最小能量搜索方法。

1) 采用最小能量搜索法计算轮廓的位置、尺寸和形状特征,将轮廓的重心位置 P_i 作为轮廓的位置特征,将轮廓的面积 A_i 作为轮廓的尺寸特征,将轮廓的紧实度 T_i 作为轮廓的形状特征,计算当前帧 t_0 的每一个轮廓与上一帧 $t_0 - 1$ 中ROI轮廓的3种特征差的加权值作为能量 E_i ,能量最小的轮廓即为与上一帧ROI对应的轮廓。能量 E_i 的计算公式为 $E_i = \alpha \Delta(P_i^t, P_i^{t-1}) + \beta \Delta(A_i^t, A_i^{t-1}) + \gamma \Delta(T_i^t, T_i^{t-1})$ (4)

其中: α, β, γ 分别为轮廓的位置、尺寸和形状特征的权重; $\alpha = 10; \beta = 1; \gamma = 0.1$ 。

2) 在采用最小能量搜索法进行轮廓搜索时需对图像中所有的轮廓进行计算,既耗费了大量时间,也在实际操作中会出现其他位置轮廓与上一帧ROI轮廓特征相近的情况。因此,引入N近邻搜索方法,按照位置特征,对 $t_0 - 1$ 帧中感兴趣轮廓附近的轮廓进行计算,不仅耗时短,还能精确定位。本研究采用N近邻最小能量搜索法进行ROI提取,具有良好的鲁棒性和实时性。

1.2 关键点检测

Harris角点检测算法是对Moravec算法的改进。一幅图像可以分为轮廓内部、边缘及角点等部分,Moravec算子的基本思想是利用图窗在图像上的任意方向进行滑动,比较滑动前后窗口中的像素

灰度变化程度。Harris角点检测的3种情况如图3所示。

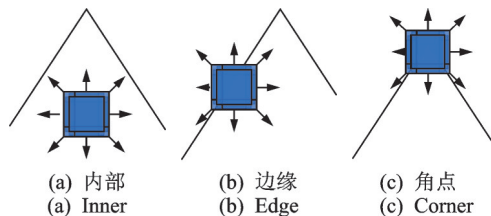


图3 Harris角点检测的3种情况

Fig.3 Three cases of Harris corner detection

图窗 $E(u, v)$ 的表达式为

$$E(u, v) = \sum_{x, y} \omega(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \quad (5)$$

其中: $I(x, y)$ 为局部窗口的图像灰度; $I(x + u, y + v)$ 为平移后的图像灰度; $\omega(x, y)$ 为窗口函数,其可以对窗口内的每一个像素赋予不同的权重。

利用一阶泰勒展开,可以将式(5)简化为

$$E(u, v) \cong [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中

$$M = \sum_{x, y} \omega(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y & I_y^2 \\ I_x I_y & I_y^2 & I_x^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

M 矩阵决定了 $E(u, v)$ 的值,文献[22]利用 M 矩阵的迹和行列式来计算角点响应值 R

$$R = \det M - k(\text{trance} M)^2 \quad (8)$$

其中: M 矩阵的行列式 $\det M = \lambda_1 \lambda_2$; M 矩阵的迹 $\text{trance} M = \lambda_1 + \lambda_2$; k 为经验值,取值为 $0.04 \sim 0.06$; λ_1, λ_2 分别为二级矩阵 M 的2个特征值。

当 $R < 0$ 时,该像素位于轮廓边缘; R 的绝对值很小时,该像素位于轮廓内部; $R > 0$ 时,该像素位于角点。根据式(8), k 的值决定了角点相应的敏感度, k 越小则算法对角点的响应越敏感。对于具有明显角点特征的内轮廓,可以适当地将 k 值设置的较大一些,以减少噪声的干扰。角点检测结果如图4所示。

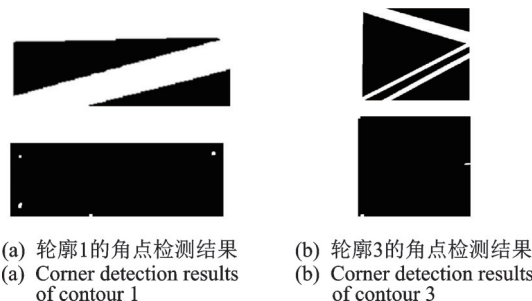


图4 角点检测结果

Fig.4 Corner detection results

1.3 坐标转换

将基于视觉方法获得的像素位移转换为真实距离,目前常用的方法有2种:①摄像机标定,通常需要一种标定图案,如已知维度的白板或背景中静止点之间的距离,由于输电塔常常安装在环境较为恶劣的野外,搭建设备不便,摄像机标定较为困难^[23];②根据已知尺寸的构件(如螺栓、扣板、型钢等),计算像素点与真实距离之间的比例因子,笔者选用该标定方法。

本研究中,输电塔的结构尺寸从安装手册中获得,利用输电塔结构尺寸,计算图像中单位像素与真实距离之间的比例因子,进行坐标转换。单位像素与真实距离的转换比 R 为

$$R=d/D \quad (9)$$

其中: d 为图像坐标中的像素差; D 为真实距离。

2 灰度模板匹配算法

灰度模板匹配算法是基于计算机视觉的结构位移监测方法,其原理是从灰度图中选取部分子图作为模板,将模板图在另一张图像中遍历搜索与模板相似的部分进行匹配,以达到模板搜索的目的。本研究以此法进行对比。

首先,将拍摄的图像按照式(1)进行灰度处理。评价图像匹配程度的指标为相似性测度,本研究使用模板匹配的绝对误差和(sum of absolute difference,简称SAD)算法,其计算公式为

$$D(i,j)=\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |S(i+s-1,j+t-1)-T(s,t)| \quad (10)$$

在安装了人工标靶的视觉结构位移识别问题中,通常将人工标靶作为模板,对于一些特征明显的结构,也可以采用结构的一部分作为模板。

3 台架实验

3.1 实验设计

在实验室内搭建输电塔的小比例模型,实验场景如图5所示。模型保留了与输电塔基本相同的内轮廓特征,在模型底部搭建木制台架,便于施加外部激励,以模拟输电塔受风、线条及地震荷载等产生振动的过程。模型左侧安装了HL-G112-A-C5型激光传感器,可准确监测模型到传感器的距离,监测频率为1 kHz。在模型正前方安装摄像装置拍摄模型振动视频,视频

频率为60帧/s,分辨率为4 096×2 160。视频处理器为AMD Ryzen 7 4800H(2.9 GHz),内存为16 GB。

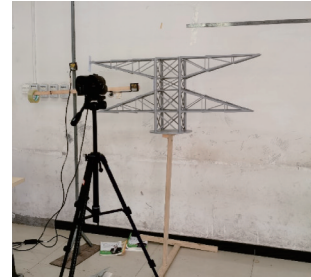


图5 实验场景

Fig.5 Experimental scene

本研究选用传统的灰度模板匹配方法作为对照,施加外力使模型产生不同形式的振动后,分别应用2种算法进行数据分析,对ROI关键点法的准确性、可靠性和其他性能进行验证。

3.2 实验结果对比

以HS-38实验样本为例,其位移测量实验结果对比如图6所示。其中,上图为ROI关键点法、灰度模板匹配法和激光测距的结果对比,下图分别为局部放大图。实验中激光传感器的频率为1 kHz,计算机视觉方法的频率为60 Hz,在进行数据对比时,需要对激光传感器的测距结果进行重采样。

由图6可知,ROI关键点法的位移测量值与激光测距表现出良好的一致性。相比之下,灰度模板匹配法的计算结果存在较大的位移越阶。对算法进行分析,输电塔模型左右晃动时会产生一定程度的旋转,但灰度模板匹配法只能在像素的行和列之间进行滑动匹配,对旋转不敏感,因此产生较大误差。

为了进一步定量分析实验结果,使用平均误差

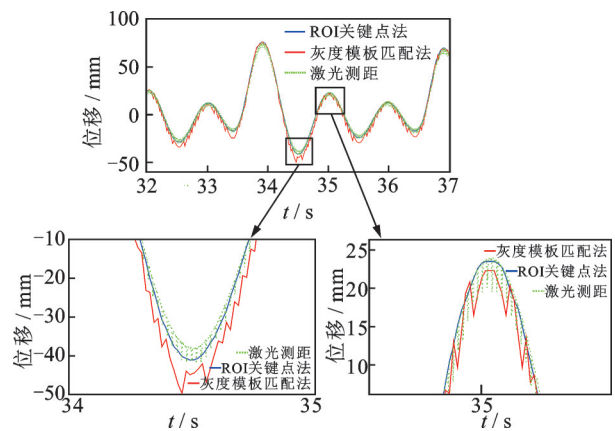


图6 HS-38位移测量实验结果对比

Fig.6 Comparison of displacement experimental results of HS-38

E_{mean} 和均方根误差 E_{rmse} 进行分析,即

$$E_{\text{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|u_v(i)| - |u_l(i)|) \quad (11)$$

$$E_{\text{rmse}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|u_v(i)| - |u_l(i)|)^2} \quad (12)$$

其中: u_v 为使用视觉方法计算的位移; u_l 为使用激光传感器测量的位移。

ROI与灰度模板匹配的误差分析如表 2 所示。其中:准确率指标 σ_5 和 σ_{10} ,分别表示绝对误差小于 5 mm 和 10 mm 的数据占总数据个数的百分比; t 为计算时长。

表 2 ROI与灰度模板匹配的误差分析

分类	$E_{\text{mean}}/\text{mm}$	$E_{\text{rmse}}/\text{mm}$	σ_5	σ_{10}	每帧 t/s
ROI	2.1	1.8	0.92	0.99	0.16
灰度模板匹配	4.8	3.3	0.57	0.96	1.82

由表 2 可知,与灰度模板匹配方法相比,ROI 关键点算法计算的平均误差降低了 56%,均方根误差降低了 45%, σ_5 提高了 61%, σ_{10} 提高了 3%。可见,ROI 关键点法在测量精准度方面比灰度模板匹配方法具有明显的优势。

此外,在计算实时性方面,ROI 关键点法计算效率为灰度模板匹配方法的 11 倍,性能提升明显。

3.3 鲁棒性分析

为了验证 ROI 关键点法的鲁棒性,增加 2 组台架实验进行测试,分别为 HS-30(频率低、均匀)和 HS-35(频率高、不规则)。HS-30 和 HS-35 位移测量实验结果对比如图 7 所示。

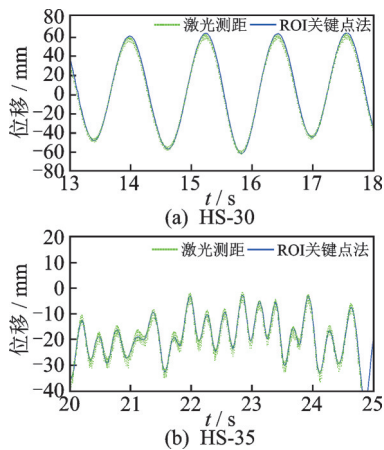


图 7 HS-30和HS-35位移测量实验结果对比
Fig.7 Comparison of displacement experimental results of HS-30 and HS-35

由图 7 可知,2 组台架实验位移测量结果与激光位移测量值吻合度较好,未出现明显差别,这说明被测结构的频率高低、均匀与否对该方法的位移测量结果无明显影响。

HS-30,HS-35 和 HS-38 误差分析如表 3 所示。在 3 组台架实验中,ROI 关键点法的平均误差和均方根误差均保持在 1~2 mm 之间, σ_5 准确率在 92%以上, σ_{10} 准确率在 99%以上,误差较小,且稳定性较好。

表 3 HS-30,HS-35和HS-38误差分析

分类	$E_{\text{mean}}/\text{mm}$	$E_{\text{rmse}}/\text{mm}$	σ_5	σ_{10}	每帧 t/s
HS-30	2.2	1.7	0.93	0.98	0.17
HS-35	1.4	1.1	0.99	1.00	0.17
HS-38	2.1	1.8	0.92	0.99	0.16

为验证 ROI 关键点法的抗噪性能,对 HS-38 台架实验视频施加白噪声,均值 μ 为 0,方差 σ 分别为 0.05,0.10 和 0.15。HS-38 增加白噪声后效果对比如图 8 所示,位移测量实验结果对比如图 9 所示。

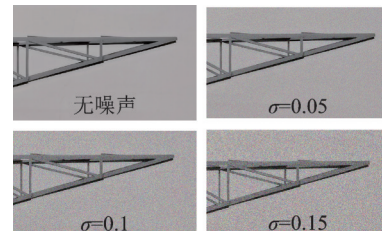


图 8 HS-38增加白噪声后效果对比

Fig.8 Comparison of HS-38 with white noise

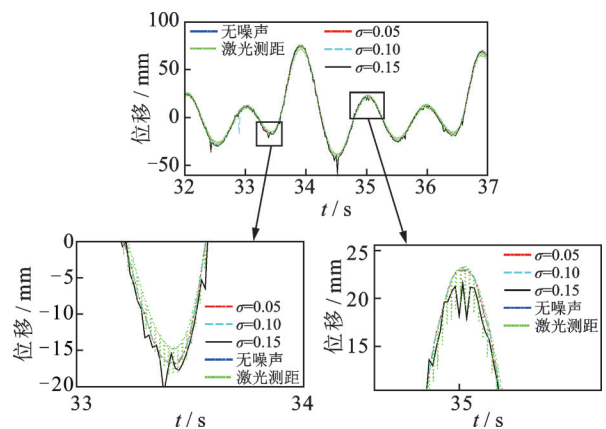


图 9 HS-38增加白噪声后位移测量实验结果对比

Fig.9 Comparison of displacement experimental results of HS-38 with white noise

由图9可知,施加白噪声后,ROI关键点法的位移测量值与激光测距值吻合良好,在白噪声强度较大时个别位置出现位移跳跃现象。

增加白噪声后HS-38误差分析如表4所示。在施加 $\sigma=0.05, \sigma=0.10$ 的白噪声时,ROI关键点法的位移识别结果稳定;在白噪声达到 $\sigma=0.15$ 时,误差虽有一定程度的增加,但仍能保证其准确率。本方法的计算效率随着白噪声强度增加而降低,当白噪声达到 $\sigma=0.15$ 时,单帧计算时长为无噪声的6倍,白噪声对计算效率存在较大影响。

表4 增加白噪声后HS-38误差分析

Tab.4 Error analysis of HS-38 with white noise

分类	$E_{\text{mean}}/\text{mm}$	$E_{\text{rmse}}/\text{mm}$	σ_5	σ_{10}	每帧 t/s
无噪声	2.4	1.8	0.92	0.99	0.16
$\sigma=0.05$	2.4	1.8	0.92	0.99	0.31
$\sigma=0.10$	2.5	2.0	0.91	0.99	0.40
$\sigma=0.15$	3.1	2.4	0.83	0.98	1.03

4 实验塔验证

为验证ROI关键点法在实际工程中监测的准确性,对某输电塔原型实验过程进行视频拍摄,并将本方法识别的位移值与实验报告中的位移测量值进行对比。

4.1 实验塔概况

实验铁塔塔型为SJ1,呼高为24 m,全高为47.12 m。实验铁塔现场及加载示意图如图10所示。实验中通过与铁塔相连的钢绞线为铁塔施加荷载,荷载施加范围为原设计值的50%~120%,级差为10%。实验塔周围有多条钢绞线,可以视作实际工程中的导地线,以识别干扰信息。摄像机架设于实验塔的正前侧,拍摄频率为60帧/s,分辨率为 $4\ 096 \times 2\ 160$ 。实验现场位移测量设备为全站仪,型号为徕卡TS06pluse Power-2,测量精度为 $\pm 1.5\ \text{mm}$,测程大于1 000 m。

4.2 验证结果对比

由于输电塔原型实验主要测试其静力承载能力,没有振动数据,因此仅对原型实验中各级荷载下的位移值进行对比,对比位置选择为横担端部。实验塔二值图及内轮廓识别结果如图11所示。实验塔ROI关键点法位移测量值如图12所示。实验塔塔顶位移识别结果对比见表5所。

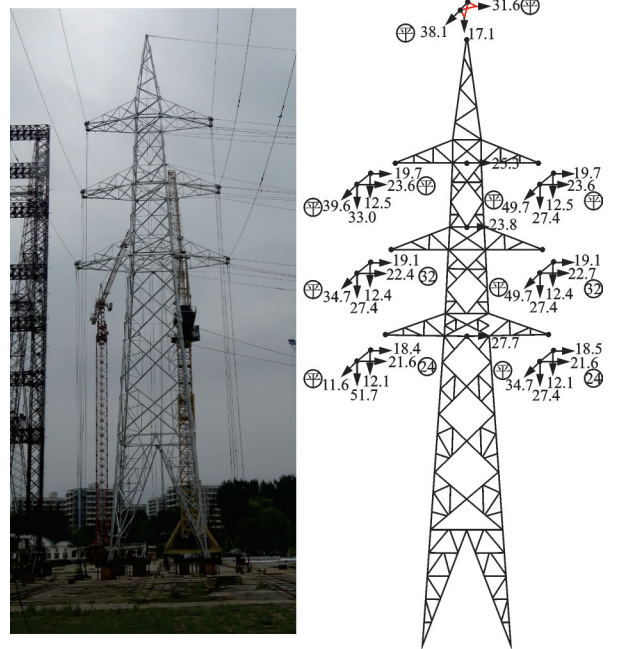


图10 实验铁塔现场及加载示意图
Fig.10 Scene of test tower and the schematic diagram of loading

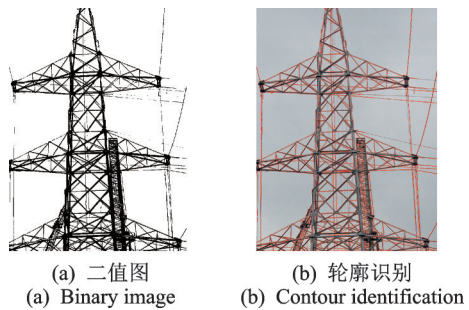


图11 实验塔二值图及内轮廓识别结果
Fig.11 Binary image and result of inner contour identification of test tower

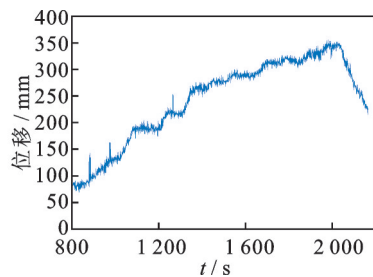


图12 实验塔ROI关键点法位移测量值
Fig.12 Displacement of test tower measured with ROI method

由表5可知,采用ROI关键点法识别的位移值在各级荷载下的差值在0~27 mm之间,差值百分比在0.0%~11.1%之间,大多数在5%附近。可见,ROI关键点法在实际输电塔位移识别中具有较高的精确度。

表5 实验塔塔顶位移识别结果对比

Tab.5 Comparison of the displacement of test tower top measured with ROI method and actual measurement

加载/%	ROI/mm	实测/mm	差值/mm	差值百分比/%
50	127	127	0	0.0
60	191	203	12	5.9
70	215	242	27	11.1
80	244	257	13	5.1
90	273	271	2	0.7
100	290	286	4	1.4
110	314	300	14	4.7
120	342	326	16	4.9

本方法采用视频逐帧进行关键点位移识别,能够实现动力作用下的位移响应识别,并具有与静力作用相同的精度。

4.3 误差分析

ROI关键点法在实际输电塔结构位移识别中具有较高的精确度,但仍然存在一定的误差,主要原因为像素对应尺寸较大、噪声与角点粘连及识别轮廓中断等。

1) 像素对应尺寸较大。由于视频拍摄设备像素的限制,对于实际大尺寸输电塔结构,单个像素对应的实际尺寸与实验室缩尺模型相比差别较大,因此在实际操作中应尽可能选用高像素的拍摄设备,以减小相对误差。

2) 噪声与角点粘连。实际条件下输电塔背景复杂,存在云、树木、房屋等多种噪声来源,噪声与角点连接时会导致两者粘连,在进行角点检测时引起识别误差,但其影响相对较小。

3) 识别轮廓中断。该问题由噪声引起,当输电塔背景噪声较大时,会造成被识别的轮廓特征(重心、面积及紧致度等)发生较大变化,计算能量值变大,导致所需轮廓会被近邻能量较小的轮廓代替,造成识别结果产生跳跃式误差。因此,在实际拍摄中应尽量选择纯净的背景环境以减少噪声干扰。

5 结论

1) 提出N近邻最小能量搜索方法进行输电塔ROI轮廓提取,该方法具有较高的鲁棒性和实时性。

2) 与灰度模板匹配方法相比,ROI关键点法的平均误差、均方根误差分别降低了约56%和45%,绝对误差小于5mm的准确率提高了61%,在测量精度方面具有明显的优势。在计算实时性方面,

ROI关键点法计算效率为灰度模板匹配方法的11倍,性能提升明显。

3) 对比了3组台架实验,ROI关键点法的平均误差和均方根误差均保持在1~2mm之间,准确率 σ_5 和 σ_{10} 分别在92%和99%以上,误差较小,且稳定性较好。

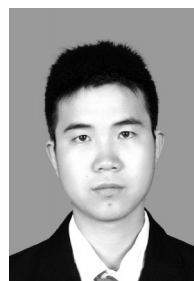
4) 施加白噪声后,ROI关键点法的位移测量值与激光测距值吻合良好。当施加 $\sigma=0.05$, $\sigma=0.10$ 的白噪声时,其测量结果基本不受影响;当 $\sigma=0.15$ 时,仍能保证一定的准确率。

5) 通过实际实验塔对ROI关键点法进行验证,其位移测量值与实际差值在0~27mm之间,差值百分比在0.0%~11.1%之间,大多数在5%附近。因此,本研究方法在实际输电塔位移识别中具有较高的精确度,可用于实际输电塔结构的位移检测。

参 考 文 献

- [1] 张硕. 基于中心帧差法的输电塔结构振动位移响应识别及应用[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2021.
- [2] FEI Q G, ZHOU H G, HAN X L, et al. Structural health monitoring oriented stability and dynamic analysis of a long-span transmission tower-line system [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2012, 20: 80-87.
- [3] 曹苏岳. 基于结构健康监测系统的输电塔损伤分析[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [4] MA J, LU B, ZHANG T, et al. Structural health monitoring of transmission tower based on inclinometer sensing system[C]// *Proceedings of Health Monitoring, Structural and Biological Systems. XV*, Washington: SPIE, 2021: 115930.
- [5] 刘建军, 夏开全, 王景朝, 等. 基于光纤光栅的输电塔健康监测与试验研究[C]// 2010国际遥感会议(ICRS 2010)论文集. 杭州: SPIE, 2010: 264-267.
- [6] YE X W, DONG C Z, LIU T, et al. A review of machine vision-based structural health monitoring: methodologies and applications[J]. *Journal of Sensors*, 2016, 2016: 7103039.
- [7] SABATO A, NIEZRECKI C, FORTINO G. Wireless MEMS-based accelerometer sensor boards for structural vibration monitoring: a review[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(2): 226-235.
- [8] 叶肖伟, 董传智. 基于计算机视觉的结构位移监测综述[J]. *中国公路学报*, 2019, 32(11): 21-39.
YE Xiaowei, DONG Chuazhi. Review of computer vision-based structural displacement monitoring [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2019, 32(11): 21-39. (in Chinese)

- [9] YE X W, DONG C Z, LIU T. Image-based structural dynamic displacement measurement using different multi-object tracking algorithms [J]. Smart Structures and Systems, 2016, 17(6): 935-956.
- [10] TANG Z J, ZHANG X Q, DAI X. Color image feature extraction for robust hash[J]. Energy Procedia, 2011, 13: 5408-5414.
- [11] 郑庆庆. 纹理特征提取及其在图像分割中的应用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
- [12] GUEGUEN L, PESARESI M. Multi scale harris corner detector based on differential morphological decomposition[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(14): 1714-1719.
- [13] JIANG Y, WANG P, GAO H, et al. Study on the method for removing boundary burr based on relevance of chain code[C]// SHE G, HUANG X. Advanced Research on Electronic Commerce, Web Application, and Communication. Berlin: Springer, 2011: 188-194.
- [14] BATISTA J, FREITAS R. An adaptive gradient-based boundary detector for MRI images of the brain [C] // Seventh International Conference on Image Processing and Its Applications. Manchester: IEEE, 1999: 440-444.
- [15] 陈长伟. 基于角点检测与SIFT算法的快速匹配方法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(7): 214-216, 220. CHEN Changwei. A fast matching algorithm based on corner detection and SIFT algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(7): 214-216, 220. (in Chinese)
- [16] 李静, 陈桂芬, 丁小奇. 基于改进Canny算法的图像边缘检测方法研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(4): 371-375. LI Jing, CHEN Guifen, DING Xiaoqi. Research on image edge detection method based on improved Canny algorithm[J]. Computer Simulation, 2021, 38(4): 371-375. (in Chinese)
- [17] 黄海龙, 王宏, 郭璠, 等. 一种基于数学形态学的多形状多尺度边缘检测算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2010, 31(10): 1483-1486. HUANG Hailong, WANG Hong, GUO Fan, et al. A multi-shape and multi-scale edge detection algorithm based on mathematical morphology[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2010, 31(10): 1483-1486. (in Chinese)
- [18] 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.
- [19] KHUC T, CATBAS F N. Computer vision-based displacement and vibration monitoring without using physical target on structures [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2017, 13(4): 505-516.
- [20] OTSU N. A threshold selection method from Gray-Level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [21] SUZUKI S, BE K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 30(1): 32-46.
- [22] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C] // Proceedings of the Alvey Vision Conference. Taylor: AVC, 1988: 147-151.
- [23] 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.



第一作者简介:张楷,男,1986年12月生,博士生。主要研究方向为输电塔结构及其基础的可靠度与健康检测。
E-mail:tony5156@163.com

机械工程师®
MECHANICAL ENGINEER

创刊于 1969

月刊 (每月10号出版)

2025 征订中 邮发代号:14-53 20元/册 240元/年(12期)