

文章编号 1004-924X(2025)17-2691-13

## 大跨度高精度光斑质心提取

高豆豆<sup>1,2</sup>, 韩奕璇<sup>1,2</sup>, 董登峰<sup>1,2\*</sup>, 王博<sup>1</sup>, 邱启帆<sup>1,3</sup>, 崔成君<sup>1</sup>

(1. 中国科学院微电子研究所, 北京 100029;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 南京航空航天大学自动化学院, 江苏南京 211106)

**摘要:**针对合作靶标特征点成像在大跨度动态测量中的特征提取精度下降、实时性不足问题,提出了一种融合帧间运动预测与改进亚像素边缘检测的自适应光斑质心提取方法。基于合作靶标测量运动连贯性特性,构建了动态感兴趣区域(Region of Interest, ROI)特征参数模型,以帧间运动预测实现ROI的快速定位,结合大律法阈值优化策略实现自适应Canny边缘检测,在提升计算效率的同时有效解决了不同测量距离下的降噪问题。然后,采用多方向Sobel算子与强度斜坡改进的Zernike矩相结合改进了边缘点定位算法,并基于高斯牛顿迭代改进鲁棒最小二乘圆拟合法,实现质心坐标计算。实验结果表明:在仿真测试中,本方法在不同噪声水平下的质心定位误差为0.001~0.025像素;实际测试中,ROI预测算法可满足加速度 $8.75\text{ m/s}^2$ 以内的测量场景需求,10~30 m测量距离内的光斑重复性定位误差稳定在0.016~0.040像素,优于传统方法;光斑提取速度提升约75.5%,显著增强了系统的实时处理能力。本研究可为合作靶标的测量应用提供有效技术保障。

**关键词:**合作靶标检测;自适应光斑质心提取;帧间运动预测;改进的Sobel-Zernike矩

**中图分类号:**TH741;TP391.4 **文献标识码:**A

**doi:**10.37188/OPE.20253317.2691 **CSTR:**32169.14.OPE.20253317.2691

## High-precision extraction of adaptive spot centroid in large span

GAO Doudou<sup>1,2</sup>, HAN Yixuan<sup>1,2</sup>, DONG Dengfeng<sup>1,2\*</sup>, WANG Bo<sup>1</sup>, QIU Qifan<sup>1,3</sup>, CUI Chengjun<sup>1</sup>

(1. Institute of Microelectronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,  
Nanjing 211106, China)

\* Corresponding author, E-mail: dongdengfeng@ime.ac.cn

**Abstract:** An adaptive spot-centroid extraction method is proposed to address low extraction accuracy and insufficient real-time performance in cooperative-target feature-point imaging for large-span dynamic measurement, problems that arise from pronounced size variation and edge jitter. Exploiting the motion coherence of cooperative targets, a dynamic ROI feature-parameter model is first established to enable rapid and accurate ROI localization via interframe motion prediction, thereby substantially reducing the data volume for subsequent processing. Canny edge-detection parameters are then adaptively adjusted using an Otsu-

收稿日期:2025-04-30;修订日期:2025-06-04.

基金项目:国家重点研发计划资助项目(No. 2022YFB3403800)

based threshold optimization strategy, which improves noise suppression across varying measurement distances while enhancing computational efficiency. Sub-pixel edge localization is refined by combining a multi-directional Sobel operator with Zernike moments enhanced by an intensity ramp, and centroid coordinates are obtained via a robust least-squares circle fitting method improved through Gauss-Newton iteration. Validation on simulated image datasets and experimental measurements demonstrates that, for small-scale spots with simulated edge blur, the centroid positioning error of the proposed method ranges from 0.001 to 0.025 pixels under different noise levels. In practical tests, the ROI prediction algorithm satisfies measurement scenarios with accelerations up to  $8.75 \text{ m/s}^2$ , and the repeatability error of spot positioning at measurement distances of 10-30 m remains stable between 0.016 and 0.040 pixels, outperforming conventional methods. Meanwhile, spot-extraction speed is increased by approximately 75.5%, markedly improving real-time processing capability. The proposed approach offers effective technical support for cooperative-target measurement applications.

**Key words:** cooperative target detection; adaptive spot centroid extraction; inter-frame motion prediction; improved Sobel-Zernike moment

## 1 引言

在航空航天协作装配、精密测量、精密制造和机器人校准<sup>[1-5]</sup>等领域,高精度的目标定位扮演着至关重要的角色。其中,基于光学与视觉相结合的合作靶标检测方法因其非接触、操作方便、高精度和高灵敏度的特点,成为研究热点。相较于反射式合作靶标,主动光源合作靶标光能量强,能够同时满足不同距离的大跨度清晰成像需求。然而,与近距离成像相比,远距离条件下的光斑成像受限于成像端尺寸、复杂环境背景干扰、大气湍流等因素的影响<sup>[6]</sup>,光斑尺寸较小、边缘灰度值波动较大,质心提取的精度和稳定性下降,进而影响整体系统的测量性能。同时,常规图像处理算法耗时长也制约了合作靶标测量的实时性。随着高端制造业的发展,现代工业对检测定位的精度、范围、速度需求越来越高,主流光斑质心提取方法已不能同时满足大跨度、高精度与实时性需求,因此急需解决合作靶标大跨度测量中的精度差、速度慢问题。

目前,亚像素质心提取算法可分为两大类:传统数字图像处理方法和机器学习方法。二者的应用场景与适应能力存在很大不同,前者的理论基础明确,算法复杂度低,无训练数据依赖,适应性强,但抗干扰能力弱,应对复杂场景能力差;后者可通过数据训练适应复杂场景应用,理论精

度上限高<sup>[7]</sup>,但需要大量的标注样本训练,模型泛化能力差,计算复杂度高,嵌入式部署硬件要求高。在实际应用中,需要根据应用场景特性与应用需求,合理选择研究方法。

传统数字图像处理方法有灰度质心法、高斯拟合法和边缘拟合法<sup>[8]</sup>等,当光斑形状不规则时,提取精度会明显下降。因此,研究人员基于不同应用场景提出了各种优化算法。2014年,赵婧鑫等<sup>[9]</sup>以一阶导数零点与高斯拟合相结合,设计了一种光斑中心两步定位法提升小尺寸光斑定位精度,但该方法仅适用于接近理想高斯分布的圆形光斑。2015年,Yao等<sup>[10]</sup>提出了一种基于曲率预估圆半径的改进霍夫圆检测算法,优化了霍夫变换的耗时与实用性,能够在复杂场景中检测出尺寸不一的圆。2017年,王敏等<sup>[11]</sup>使用旋转参数和高斯模糊参数改进了高斯曲面拟合模型,将高斯曲面拟合模型拓展到椭圆目标检测,随机方向的星点质心提取方差提升到了0.04。2022年,Zhao等<sup>[12]</sup>使用多帧背景图像统计分析背景噪声基线,以此为基础提出了一种基于基线法降噪的双面积迭代收缩法定位激光光斑中心,定位精度为0.05个像素。2023年,高睿喆等<sup>[13]</sup>对图像进行像素加权平均融合,结合边缘插值曲线拟合完成对红宝石图像的测量,定位精度优于0.1个像素。2024年,李善斌等<sup>[14]</sup>针对红外小目标光斑图像定位困难、信噪比的问题,提出以组合滤波的预处理方法

抑制背景噪声干扰,通过形心法定位光斑中心坐标,最优精度为 0.035 个像素。Wei 等<sup>[15]</sup>针对星载激光通信系统,提出了一种基于四象限探测器的自适应插值分割点定位方法,提升了星载系统的精度。Zhang 等<sup>[16]</sup>提出了一种通过光学孔径各项异性编码和微扫描成像提取小目标亚像素空间特征的方法,仿真分析其亚像素定位误差小于 0.02 个像素。上述方法多采用算法累积或者提升成像传感器性能的方式增加特征细节信息。然而,这些方法在提升精度的同时,也使算法复杂度或硬件成本的提升,影响测量实时性。

机器学习方法在图像处理领域应用广泛,与光斑提取相关的研究多注重于目标边缘检测,然后结合传统数字图像处理算法实现光斑质心提取。由于机器学习计算量大,依赖数据集制作,因此,相关研究多用于对实时性要求较低、目标特征稳健的领域。2018 年, Lin 等<sup>[17]</sup>基于卷积神经网络与模版匹配提出了一种双解析深度学习定位法,应用于激光的最高能量点定位。2019 年, Cu 等<sup>[18]</sup>结合支持向量机和分层贝叶斯模型提出了一种两阶段圆检测方法,可以检测机器零件中的小圆圈。2023 年, Wang 等<sup>[19]</sup>提出了一种改进的 Mask R-CNN 红外图像分割算法,引入了边缘引导的特征金字塔结构,提高了边缘特征分割精度。Li 等<sup>[20]</sup>提出一种环形卷积滤波法进行激光光斑检测,提高了光斑参数的测量精度和稳定性。2024 年, Liao<sup>[21]</sup>等设计了一种基于散射中心特征提取的物理驱动可解释的合成孔径雷达目标识别网络,提高了识别性能,并在公开数据集进行了验证。2025 年, Wang 等<sup>[22]</sup>使用点结构特征提取模块和场分布特征增强模块组成了一种神经网络,实现了自由空间光通信的通信光斑中心定位与重建。

上述研究方法多针对尺寸波动小的目标提取场景,如常规尺寸目标或者小尺寸目标,但无法解决大跨度测量中面临的光斑尺寸变化剧烈与实时性问题。为此,本文提出了一种帧间预测与亚像素边缘拟合相结合的自适应合作靶标光斑质心提取方法,并进行了仿真分析与实验验证,同步提高质心提取精度与速度,为合作靶标的大跨度动态测量提供了快速高精度光斑坐标提取基础。

## 2 亚像素边缘检测

基于边缘提取的光斑质心提取方法通常先对图像全域进行滤波降噪,然后计算亚像素边缘坐标,最后根据边缘形状进行质心拟合。常见的亚像素边缘检测方法以像素级边缘坐标为基础,利用插值、拟合、矩等方法提升边缘分辨率。其中, Zernike 矩因为抗噪能力强,应用较为广泛。

Zernike 矩基于 Zernike 正交多项式将图像灰度信息映射到复数域,提取图像的几何特征和形状信息,映射后的图像区域为以原点为圆心的单位圆,单位圆外像素灰度值为 0。数字图像  $f(u, v)$  映射后的  $f(u', v')$  的 Zernike 矩<sup>[23]</sup> 定义为:

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint_{u'^2+v'^2 \leq 1} \sum_{u'} \sum_{v'} f(u', v') V_{nm}^*(\rho, \theta) du' dv', \quad (1)$$

其中:  $n$  为阶数,  $m$  为角频, 均为整数, 且  $n \geq 0$ ,  $n \geq |m|$ ,  $(n - |m|)$  为偶数;  $\rho$  为极半径, 是点  $(u', v')$  到原点的距离,  $\rho = \sqrt{u'^2 + v'^2}$ ;  $\theta$  为极角, 是  $\rho$  与极坐标系  $u'$  轴夹角;  $V_{nm}^*$  是  $V_{nm}$  的共轭复数, 具有正交性,  $V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) e^{im\theta}$ ,  $R_{nm}(\rho)$  是 Zernike 的径向多项式:

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \frac{(-1)^s (n-s)! \rho^{n-2s}}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!}, \quad (2)$$

式中:  $\frac{n+1}{\pi}$  为归一化系数, 不影响后续计算, 因此将其忽略不计。当图像为离散图像时, Zernike 矩表示为:

$$Z_{nm} = \sum_{u'} \sum_{v'} f(u', v') V_{nm}^*(\rho, \theta), u'^2 + v'^2 \leq 1. \quad (3)$$

图 1 以极坐标系下的单位圆表征图像边缘信息, 理想边缘检测模型以阶跃函数构造图像边缘, 其极坐标信息如图 1(a) 所示,  $L$  代表理想边缘直线, 背景灰度值为  $h$ , 前景灰度值为  $h+k$ , 灰度阶跃为  $k$ , 边缘直线与原点间的直线距离为  $l$ , 边缘直线的法线与  $u'$  轴夹角为  $\varphi$ 。  $l, \varphi$  为边缘坐标计算的关键参数。

实际图像边缘灰度信息多为渐进式变化, 因此, Christian 等提出了基于强度斜坡模型改进的 Zernike 矩<sup>[24]</sup>。改进后的边缘模型如图 1(b) 所

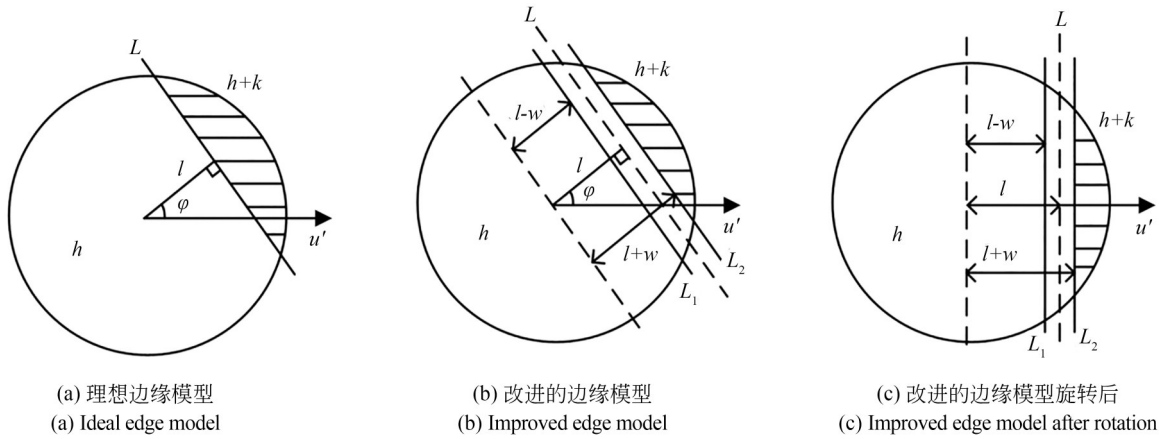


图 1 边缘模型对比

Fig. 1 Comparison of edge models

示,  $L$  代表理论边缘直线;  $L_1$  代表背景边缘直线, 与原点间的直线距离为  $l - w$ ;  $L_2$  代表前景边缘直线, 与原点间的直线距离为  $l + w$ ;  $L_1$  与  $L_2$  间为边缘灰度值过渡带, 宽度为  $2w$ , 该部分灰度值以强度斜坡模型拟合, 图像模型为:

$$I(u') = \begin{cases} h, & u' < l - w \\ h + k[u' - (l - w)/(2w)], & l - w \leq u' \leq l + w \\ h + k, & u' > l + w \end{cases} \quad (4)$$

其中  $I(u')$  为图像灰度值。

由于 Zernike 矩具有旋转不变形, 图 1(c) 所示的旋转后的边缘模型的矩  $Z'_{nm}$  与图 1(b) 的矩  $Z_{nm}$  的低阶矩存在如下关系:

$$\begin{cases} Z'_{11} = Z_{11} e^{i\phi} \\ Z'_{20} = Z_{20} \end{cases} \quad (5)$$

因为图 1(c) 灰度关于  $x$  轴对称, 则  $Z'_{11}$  虚部为 0, 所以:

$$\begin{cases} \text{Im}(Z'_{11}) = \text{Re}(Z_{11}) \sin \theta - \text{Im}(Z_{11}) \cos \theta = 0 \\ \phi = \arctan \frac{\text{Im}(Z_{11})}{\text{Re}(Z_{11})} \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $\text{Im}()$  为虚部,  $\text{Re}()$  为实部。

综合式(1)~式(3)与式(4)~式(6), 可得:

$$\begin{aligned} Z'_{11} &= \iint_{u'^2 + v'^2 \leq 1} f(u', v')(u' - jv') du' dv' = \\ & h \int_{-1}^1 \int_{-\sqrt{1-u'^2}}^{\sqrt{1-u'^2}} (u' - jv') dv' du' + k \int_{l+w}^1 \int_{-\sqrt{1-u'^2}}^{\sqrt{1-u'^2}} (u' - jv') dv' du' + \\ & \frac{k}{2w} \int_{l-w}^{l+w} (u' - l + w) \int_{-\sqrt{1-u'^2}}^{\sqrt{1-u'^2}} (u' - jv') dv' du' = \\ & \frac{k}{24w} \left[ 3 \arcsin(l+w) - 3 \arcsin(l-w) - (5(l-w) - 2(l-w)^3) \sqrt{1-(l-w)^2} \right] + \\ & \left[ (5(l+w) - 2(l+w)^3) \sqrt{1-(l+w)^2} \right], \end{aligned} \quad (7)$$

$$Z'_{20} = \iint_{u'^2 + v'^2 \leq 1} f(u', v')(2u'^2 + 2v'^2 - 1) du' dv' = \frac{k}{15w} \left[ (1-(l-w)^2)^{5/2} - (1-(l+w)^2)^{5/2} \right]. \quad (8)$$

当  $w$  趋近于 0 时, 改进后的边缘模型近似于理想边缘模型, 则有:

$$\lim_{w \rightarrow 0} Z'_{11} = \frac{2k(1-l^2)^{3/2}}{3}, \quad (9)$$

$$\lim_{w \rightarrow 0} Z'_{20} = \frac{2kl(1-l^2)^{3/2}}{3}. \quad (10)$$

改进后的 Zernike 模型, 因为式(7)和式(8)的复杂度较高, 无法得到简单直观的封闭解。因

此综合式(9)和式(10),取得近似解:

$$\frac{Z'_{20}}{Z'_{11}} \approx l \left[ 1 - \left( 1 + \frac{l}{2} \right) \omega^2 \right], \quad (11)$$

$$k \approx \frac{3Z'_{11}}{2(1-l^2)^{3/2}}. \quad (12)$$

进一步解得:

$$l = \left[ 1 - \omega^2 - \sqrt{(\omega^2 - 1)^2 - 2\omega^2 Z'_{20}/Z'_{11}} \right] / \omega^2. \quad (13)$$

由  $\phi$  的定义可知,理论边缘直线  $L$  的法线方向为:

$$\mathbf{n} = \begin{bmatrix} n_u \\ n_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi \\ \sin \phi \end{bmatrix}. \quad (14)$$

离散图像的 Zernike 矩一般采用  $N \times N$  的采样模版对离散图像进行卷积计算  $Z_{nm}$ ,  $N, n$  越大,细节信息越清晰,但计算量会爆炸式增加。同时采样模版将采样空间的半径放大至  $\frac{N}{2}$ ,因此边缘点  $(u, v)$  的亚像素坐标为:

$$\begin{bmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} + \frac{N \cdot l}{2} \begin{bmatrix} \cos \phi \\ \sin \phi \end{bmatrix}. \quad (15)$$

### 3 快速高精度光斑质心提取

基于边缘提取的光斑质心提取方法需要遍历整张图像,计算量大,且无自适应能力,但能够较好的应对小尺寸光斑提取。本文以强度斜坡模型改进的 Zernike 矩为基础,分别对预处理、亚像素边缘检测、质心拟合 3 个方面进行了改进。

#### 3.1 ROI 提取与预处理

因为现代工业测量场景尺寸范围越来越大,所以合作靶标的测量距离从几米扩展到了几十米,但相关测量多为连续测量,即帧间图像灰度变化是连续的,如图 2 所示。由图可知,合作靶标的感兴趣区域(Region of Interest, ROI)在图像中占比有限,且随着测量距离的增长,ROI 占比越来越小,为提升图像处理速度,本文在图像预处理前加入基于帧间运动的光斑位置预测,用于提取前景图像,压缩数据计算量。同时,由于合作靶标测量纵深大,光斑能量变化剧烈,设计了自适应的 Canny 边缘检测算法进行图像预处理。

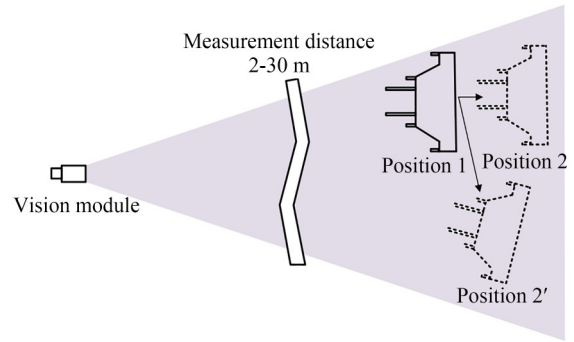


图 2 合作靶标连续测量示意图

Fig. 2 Schematic diagram of continuous measurement of cooperative target

为避免随时间推移的累积误差,此处 ROI 定义为能够包络全部合作靶标光斑的矩形,建立特征参数模型为:

$$\text{para}_i = \left[ \underbrace{P_{l,p,i}, P_{r,p,i}, V_{p,i}}_{\text{预测信息}}, \underbrace{P_{l,t,i}, P_{r,t,i}, V_{t,i}}_{\text{真实信息}} \right], \quad (16)$$

其中  $i$  为第  $i$  帧图像,参数从左到右依次为:预测的 ROI 左上顶点坐标、预测的 ROI 右下顶点坐标、预测的 ROI 运动速度、真实的 ROI 左上顶点坐标、真实的 ROI 右下顶点坐标、真实的 ROI 运动速度,6 个参数均为  $2 \times 1$  矩阵。

当  $\text{para}_{i-1}$  已知,输入第  $i$  帧图像时,基于上一帧的真实坐标信息与预测运动速度预测当前帧 ROI 顶点坐标为:

$$\begin{cases} P_{l,p,i} = P_{l,t,i-1} + V_{p,i-1} \\ P_{r,p,i} = P_{r,t,i-1} + V_{p,i-1} \end{cases}. \quad (17)$$

基于上述解析值完成 ROI 提取后再进行图像预处理与质心提取。完成当前帧质心提取后,为避免预测值随时间造成误差累积,导致 ROI 预测值偏离,使用质心坐标更新参数  $\text{para}_i$ :

$$\begin{cases} P_{l,t,i} = \min(P_j) - \Delta \\ P_{r,t,i} = \max(P_j) + \Delta \\ V_{t,i} = \frac{P_{l,t,i} - P_{l,t,i-1} + P_{r,t,i} - P_{r,t,i-1}}{2} \\ V_{p,i} = 2V_{t,i} - V_{t,i-1} \end{cases}, \quad (18)$$

其中:  $P_j$  为第  $i$  帧图像的光斑质心坐标,  $j$  为光斑编号;  $\Delta$  为外扩像素数,为确保 ROI 能够包络合作靶标所有光斑,可依据光斑像素直径、测量距离、成像装置焦距设置。

由上述推导可知,当前帧 ROI 更新依赖于上一帧解算结果,因此需要定义一个初始参数  $\text{pa}$ -

$ra_0$ 。在开始测量前,拍摄一张合作靶标定位图像,ROI选定为完整图像并完成光斑质心提取,代入式(18)完成 $P_{l,t,0}, P_{r,t,0}$ 的计算,并为其他参数赋值:

$$\begin{cases} P_{l,p,0} = P_{l,t,0} \\ P_{r,p,0} = P_{r,t,0} \\ V_{p,0} = V_{t,0} = 0 \end{cases} \quad (19)$$

图3为30 m实拍图像与提取的ROI对比图,ROI面积约为完整图像的2.43%。

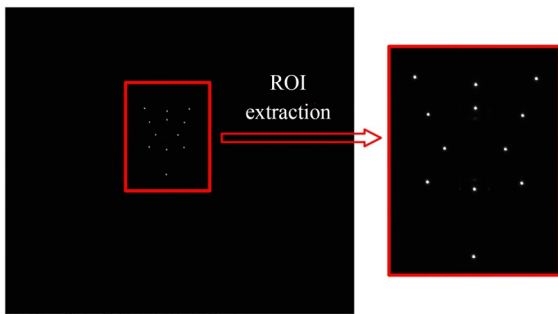


图3 原图像与ROI对比

Fig. 3 Comparison of original image and ROI image

结合ROI提取策略的图像处理流程如图4所示。提取ROI后,使用基于大津法(Nobuyuki Otsu method, OTSU)的二值化算法、形态学处理与高斯滤波完成初步降噪处理,并获取前景与背景图像的分割阈值 $g$ 。而后,以 $g$ 建立自适应Canny边缘检测算法进行光斑轮廓定位与光斑区域重组,实现光斑质心提取与参数 $para_i$ 更新。

Canny边缘检测算法基于双阈值检测获取高精度边缘信息,但不同测量距离下的合作靶标光

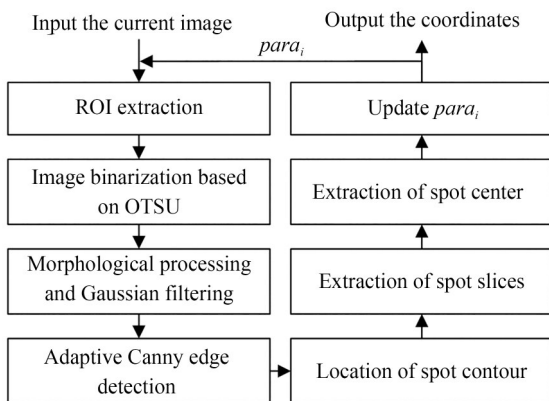


图4 图像处理流程

Fig. 4 Flow of image processing

斑变化剧烈。为实现高精度边缘检测,自适应Canny边缘检测以1.5 $g$ 作为高阈值, $g$ 作为低阈值,将图像边缘信息进行精确提取。因为合作靶标的特征点多形状、发光特性一致的主动光源,将自适应Canny算法检测到的各光斑区域提取并整合为光斑集合,进一步压缩ROI像素数,精简计算量,如图5所示,左侧为光斑ROI,右侧为提取的光斑集合:

$$S = \{s_i\}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (20)$$

其中: $S$ 为提取的光斑集合, $s_i$ 为各光斑区域图像。

记录各光斑区域左顶点在原图像中的坐标矩阵 $P_b$ 为:

$$P_b = \begin{bmatrix} u_{b,1} & u_{b,2} & \dots & u_{b,N} \\ v_{b,1} & v_{b,2} & \dots & v_{b,N} \end{bmatrix} \in R^{2 \times N}. \quad (21)$$

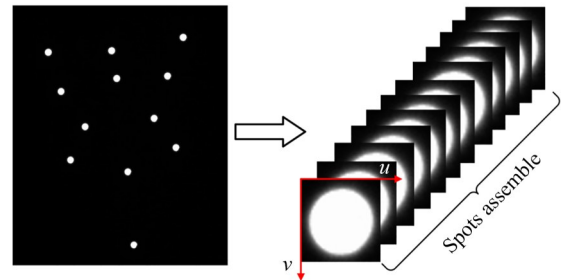


图5 光斑区域提取整合示意图

Fig. 5 Integration diagram of spots region extraction

远距离测量时,合作靶标的光斑直径通常在10个像素以内,边缘信息与灰度信息缺失严重,为丰富光斑信息,提高质心提取精度,使用双线性插值<sup>[25]</sup>对 $S$ 进行上采样。插值倍率记作 $R_a = [R_u \ R_v]^T$ ,其元素分别为 $u$ 方向, $v$ 方向的插值倍率, $S$ 更新为:

$$S' = \{s'_i\}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (22)$$

其中 $s'_i$ 为 $s_i$ 插值后的光斑区域图像。

### 3.2 基于Sobel-Zernike的亚像素边缘提取

因为远距离传输过程中的气流扰动、地面震动等复杂情况较多,当合作靶标光线经过光学系统时,由于光学衍射与弥散效应,本应留存于一个像素单元内的点目标会扩散至相邻像素发生变形与灰度值跳动,导致光斑边缘模糊和变形。并且远距离成像时,光斑尺寸缩小会进一步放大这一问题。为抑制光能量抖动引起的边缘灰度值跳动,使用改进的Sobel算子对 $S'$ 进行二次边

缘提取,以边缘坐标为中心构建 Zernike 矩采样区域,计算亚像素边缘坐标,简化计算量。

对于图像点 $(u, v)$ ,传统的图像梯度矢量仅包含图像 $u$ 方向和 $v$ 方向的梯度 $G_u, G_v$ ,即各方向的灰度函数一阶导数。在离散数字图像中,传统的 Sobel 算子以相邻像素的一阶差分代替连续的灰度函数求导:

$$G_u = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes I, G_v = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \otimes I, \quad (23)$$

其中 $I$ 为图像的灰度值矩阵。

传统的 Sobel 算子适用于水平方向和垂直方向灰度梯度变化较大的边缘,但会丢失其他方向梯度信息。合作靶标光斑基本呈近圆形,边缘各方向的梯度变化较为均匀,因此增加了 $45^\circ, 135^\circ, 225^\circ, 315^\circ$  4 个方向的梯度计算<sup>[26]</sup>。

基于改进的 Sobel 算子对 $S'$ 进行二次边缘提取步骤:(1)使用改进后的 Sobel 算子对 $s'_i$ 进行 6 个方向的卷积计算,取其平均值作为各像素点的平均梯度幅值;(2)以 $0.5g$ 作为阈值,平均梯度幅值在阈值以上的记作边缘点 $pe_{i,j} = [u_{i,j} \ v_{i,j}]^T$ , (3)遍历 $S'$ 得到像素级边缘坐标集合 $SE$ :

$$SE = \{se_i\},$$

$$i = 1, 2, \dots, N, se_i = [pe_{i,1} \ pe_{i,2} \ \dots \ pe_{i,J_i}], \quad (24)$$

其中: $se_i$ 为 $s_i$ 的边缘点坐标矩阵, $j = 1, 2, \dots, J_i, J_i$ 为 $s_i$ 的边缘点个数。

不同于常规 Zernike 矩计算时对图像全域进行采样,此处仅对 $SE$ 计算相应的 $Z_{nm}$ ,极大地减少卷积运算量,提升检测速度。综合考虑计算复杂度与精度需求,采样模版参数采用 $N=7, n=2$ 。图 6 为单个边缘点的采样示意图,首先在 $S'$ 中定位 $pe_{i,j}$ ,以该坐标为中心提取 $N \times N$ 的采样区域,然后与采样模版卷积计算 $Z_{11}, Z_{20}$ ,代入式(5)、式(6)、式(12)和式(13),得到 $k, l$ 。为进一步精确边缘点坐标,添加如下边缘点筛选条件:

$$(k \geq 0.5g) \cap (|l| \leq \sqrt{2}/N). \quad (25)$$

代入式(15),更新符合边缘条件的 $pe_{i,j}$ 的亚像素坐标为:

$$\hat{pe}_{i,j} = \begin{bmatrix} u_{i,j} \\ v_{i,j} \end{bmatrix} + \frac{N \cdot l}{2} \begin{bmatrix} \cos \phi \\ \sin \phi \end{bmatrix}. \quad (27)$$

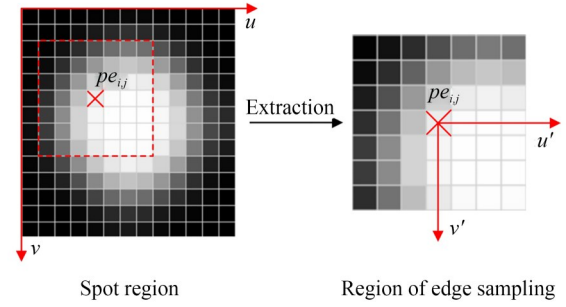


图 6 边缘采样示意图

Fig. 6 Diagram of edge sampling

遍历 $SE$ 后,使用 $pe_{i,j}$ 更新 $SE$ 为亚像素级边缘坐标集合 $SE'$ 。

### 3.3 质心拟合

图 7 展示了远距离光斑的边缘提取过程,以 30 m 拍摄光斑为例,图 7(a)光斑直径约 8 个像素,经预处理后的图 7(b)边缘轮廓近似正方向,并包含毛刺;经插值后的二次提取,图 7(c)边缘轮廓形状与预处理的结果相近,细节信息较为丰富,但仍存在毛刺;经改进的 Zernike 矩提取后,将亚像素边缘坐标放大为图 7(d),可以发现边缘毛刺已基本剔除,证明了 Sobel 与 Zernike 结合的

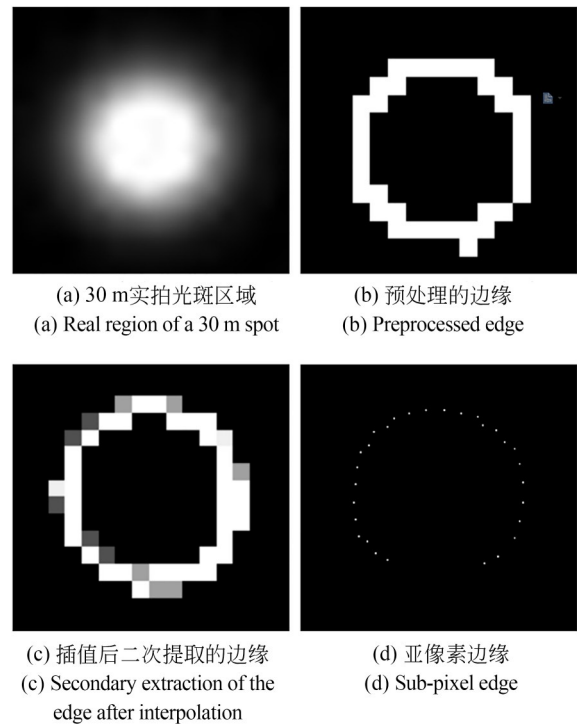


图 7 光斑边缘提取过程

Fig. 7 Extraction process of spot edge

边缘提取算法可行性,进一步可以利用边缘坐标的圆拟合来提取光斑质心。

各  $se_i$  的最小二乘圆拟合目标函数为:

$$E_i = \arg \min_{u_{c,i}, v_{c,i}, r_i} \sum_{j=1}^{J_i} \left[ (u_{i,j} - u_{c,i})^2 + (v_{i,j} - v_{c,i})^2 - r_i^2 \right], \quad (27)$$

其中:  $E_i$  为  $se_i$  的最小几何距离残差平方和,  $(u_{c,i}, v_{c,i})$  为  $se_i$  的质心,  $r_i$  为  $se_i$  的半径。

边缘点分布不均匀或者边缘点噪声较大时,传统最小二乘拟合法拟合误差较大,而实际测量中无法避免上述问题,因此基于高斯牛顿迭代<sup>[27]</sup>进行鲁棒最小二乘圆拟合,以边缘点几何距离残差值构建离群点剔除框架,迭代优化式(27)。详细步骤如下:

(1) 使用传统最小二乘法计算  $se_i$  的初始质心与半径;

(2) 计算各边缘点的平均残差值  $\bar{E}_i$ ;

(3) 剔除残差值较大的边缘点,判断条件为  $e_{i,j} > \lambda \bar{E}_i$ ,  $e_{i,j}$  为  $se_i$  的第  $j$  个边缘点残差值,  $\lambda$  为阈值权重,防止过拟合;

(4) 基于初始质心与半径、剔除后的边缘点坐标,使用高斯牛顿迭代法拟合得到  $(u_{c,i}, v_{c,i})$ 。

遍历  $SE'$  得到插值后的光斑质心矩阵  $C$ :

$$C = \begin{bmatrix} u_{c,1} & u_{c,2} & \dots & u_{c,N} \\ v_{c,1} & v_{c,2} & \dots & v_{c,N} \end{bmatrix}. \quad (28)$$

最后综合式(21)将质心坐标转换回原图像:

$$C_o = C/R + P_b, \quad (29)$$

其中  $C_o$  为原图像坐标系下的光斑质心坐标矩阵。

## 4 实验与分析

根据合作靶标的应用场景与成像模块的硬件参数,本文的相关参数设置如下:

$$\begin{cases} \Delta = 100 \\ R_u = R_v = 3 \\ w = 0.332 \\ \lambda = 4/3 \end{cases}$$

### 4.1 仿真实验分析

为验证本方法可自适应于不同距离的合作靶标光斑的质心提取,针对合作靶标光斑的尺寸变化剧烈、光能量高、边缘抖动特性,本文使用 Python 生成直径在 [8, 15] 之间的系列光斑图像,

每一张图像上有 9 个直径一致的过曝二维高斯光斑,并添加高斯噪声与夫琅禾费衍射噪声。

添加高斯噪声后的图像为:

$$f'(u, v) = \max \left\{ 255, f(u, v) + 255 \times e^{\frac{-r^2}{2\sigma^2}} \right\}, \quad (30)$$

其中:  $r$  为像素点到中心点的距离,  $\sigma$  为噪声参数,此处分别取值 0.2, 0.4, 0.6,

夫琅禾费衍射噪声由 python 的傅里叶变换模块辅助实现,添加后的图像为:

$$f''(u, v) = \left\| F^{-1} \left( F(f'(u, v)) \cdot e^{j \frac{\pi(u^2 + v^2)}{\lambda \cdot d}} \right) \right\|^2, \quad (31)$$

其中:  $F(x)$  为傅里叶变换函数,  $F^{-1}(x)$  为傅里叶逆变换函数;  $\lambda$  为波长,此处设为 850 nm;  $d$  为合作靶标与成像面间的距离,此处设为 30 m。

每一张仿真图像均可代表该直径的光斑质心提取精度,因此定义同一直径光斑的质心提取误差为:

$$\Delta p = \frac{\left| \sum u_k - u_{k,t} + v_k - v_{k,t} \right|}{18}, \quad k = 1, 2, \dots, 9, \quad (32)$$

其中:  $(u_k, v_k)$  为算法提取的第  $k$  个光斑质心坐标,  $(u_{k,t}, v_{k,t})$  为仿真设定的第  $k$  个光斑质心坐标真值。

以式(32)作为评价标准,对比了本方法与二维高斯曲面拟合法、灰度质心法、传统 Zernike 矩 3 种主流方法<sup>[28]</sup>的质心提取精度。其中,传统 Zernike 矩仅能实现边缘检测,质心提取方法采用最小二乘圆拟合。3 种对比方法的预处理算法均为基于 OTSU 的二值化算法、形态学处理、高斯滤波和传统 Canny 边缘检测算法,实测分析中的相关处理方法一致,不再赘述。

仿真结果如图 8 所示,在不同噪声、不同光斑直径条件下,改进边缘检测模型与质心拟合算法后,相较于传统 Zernike 矩边缘检测方法,本方法精度提升明显,明显优于二维高斯曲面拟合法和灰度质心法。

当噪声干扰较小或适中时,光斑直径对质心提取精度的影响较小,质心提取精度均小于 0.02 个像素,详见图 8(a) 和 8(b)。当噪声干扰较大时,随着光斑直径的增大,质心提取精度逐渐提升,光斑直径为 15 个像素时,质心提取精度达到 0.006 个像素;光斑直径为 8 个像素时,精度为 0.025 个像素,详见图 8(c)。

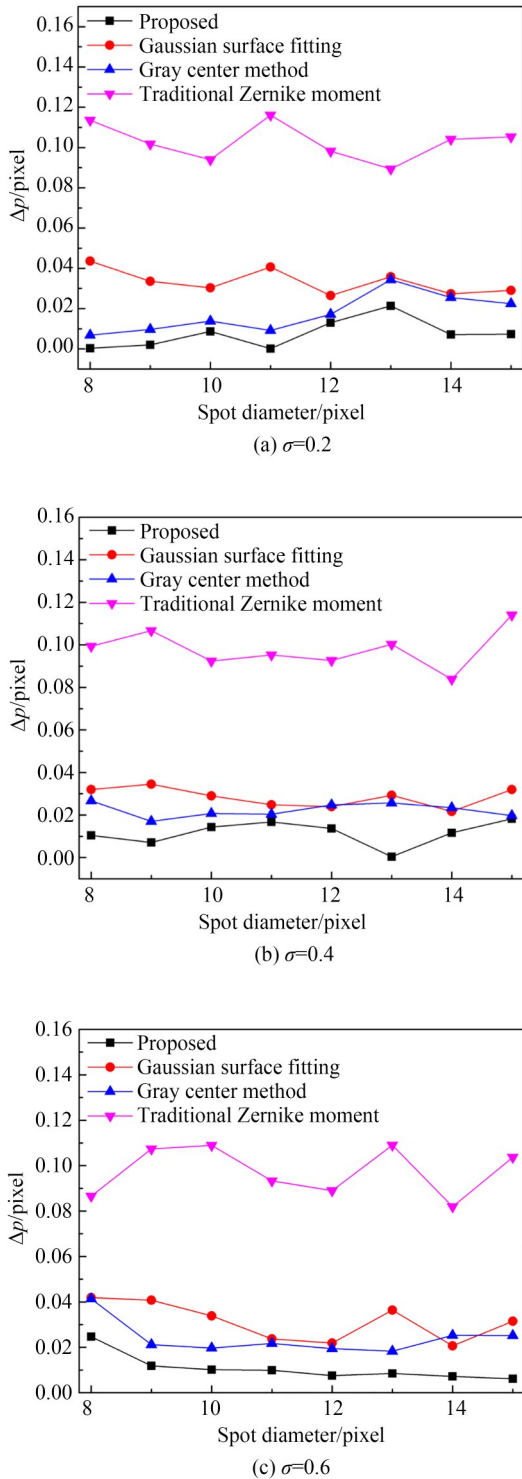


图 8 仿真图像质心提取精度对比

Fig. 8 Comparison of centroids extraction accuracy of simulation images

4.2 合作靶标实测分析

实验装置如图 9 所示,视觉模块由单目相机

与镜头组成,相机选用HIKROBOT MV-CH050-10CM,分辨率为 2 432×2 048,镜头为 50 mm 定焦镜头,合作靶标的表面安装有 12 个 LED 作为特征点,固定在直线导轨上。为充分验证本方法的性能,选取稳定日光灯光照,地基平稳无明显气流的大尺寸空间放置实验装置。测试状态设计为两种:状态 1,直线导轨垂直于相机视轴放置,并进行左右往复运动,测试距离定义为成像装置距离直线导轨的垂直距离;状态 2,直线导轨平行于相机视轴放置,并进行前后往复运动,测试距离定义为起始时刻成像装置与合作靶标间的距离。各项实测中的测试距离均包括 10, 20, 30 m。

4.2.1 ROI 预测算法定位性能测试

为充分验证 ROI 预测算法的定位性能,选用直线导轨作为运动发生装置,设置如图 9 所示的两种测试状态。两种测试状态下的直线导轨运动情况一致:合作靶标在起始位置静止约 400 ms,然后直线导轨带动合作靶标以 5.00 m/s<sup>2</sup> 的加速度加速至 2.00 m/s,保持匀速运动约 400 ms;再以 -6.25 m/s<sup>2</sup> 的加速度减速至 0.00 m/s,保持静止约 400 ms;再以 -8.75 m/s<sup>2</sup> 的加速度减速至 -2.00 m/s,保持匀速运动约 400 ms;再以 10.00 m/s<sup>2</sup> 的加速度减速至 0.00 m/s,保持静止约 400ms,运动全程约 1.36 m。

合作靶标上的特征点个数记为  $N$ ,ROI 预测区域内光斑个数记为  $n$ ,以 ROI 的目标覆盖率为评价指标,定义 ROI 的定位性能为:

$$\eta = \frac{n}{N} \times 100\% \tag{33}$$

测试结果如图 10 所示,根据视觉成像原理可知,当直线导轨垂直于相机视轴运动时,ROI 顶点坐标变化较为剧烈。此状态下,测量距离为 20~30 m 之间时,ROI 可覆盖全部合作靶标特征点,对合作靶标测量性能无不良影响。测量距离为 10 m 时,直线导轨运动加速度为 5.00 m/s<sup>2</sup> 以内,ROI 预测算法定位性能为 100%,对合作靶标测量性能无不良影响;直线导轨运动加速度为 6.25~8.75 m/s<sup>2</sup> 之间时,ROI 未能覆盖外侧特征点,对合作靶标测量性能会产生少量影响;直线导轨运动加速度达到 10 m/s<sup>2</sup> 时,

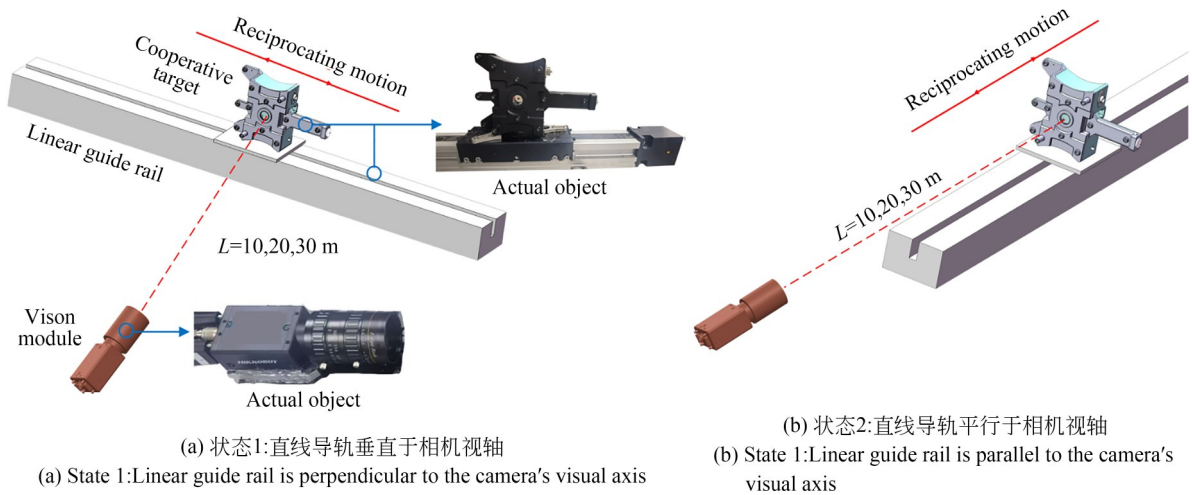


图 9 合作靶标测量实验装置  
Fig. 9 Experimental apparatus for cooperate target detection

ROI 丢失更多的特征点,对合作靶标测量性能影响较大,当应用场景精度要求严苛时,可判定该方法失效。当直线导轨平行于相机视轴运动时,ROI 顶点坐标变化较小且发生缩放现象。此状态下,测量距离为 10~30 m 之间,直线导轨运动加速度在  $10 \text{ m/s}^2$  以内时,ROI 预测算法的定位性能均为 100%,对合作靶标测量性能无不

良影响。

综合两种测试状态下的定位性能测试结果,可以得出:20 m 以上测量距离时,本算法可满足运动加速度  $10 \text{ m/s}^2$  以内的测量场景需求,20 m 以下测量距离时,本算法可满足运动加速度  $5 \text{ m/s}^2$  以内的测量场景需求,以及  $8.75 \text{ m/s}^2$  以内的测量场景需求。

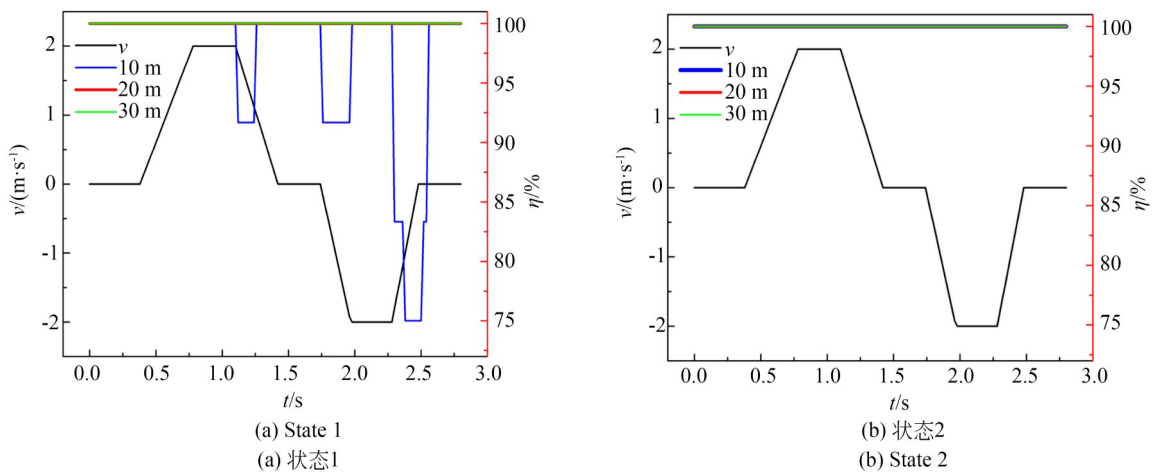


图 10 ROI 定位性能测试结果  
Fig. 10 Results of ROI tracking performance

#### 4.2.2 光斑质心提取精度与速度测试

因为实际测量中无法获得合作靶标光斑的真实像素坐标,所以本实验中的实测精度为静态测量时的合作靶标光斑质心提取重复性精度。

为充分验证本方法的质心提取重复性精度,在二者距离为 10, 20, 30 m 处分别采集 200 张静态图像,光斑直径变化区间约为  $[8, 15]$ 。综合 200 张图像与 12 个特征点的坐标信息,定义不同距离下

的质心提取重复性误差为:

$$\Delta s = \frac{\sum_{i=1}^{12} (\Delta u_i + \Delta v_i)}{24}, \quad (34)$$

其中:  $\Delta u_i$ ,  $\Delta v_i$  分别为第  $i$  个光斑的  $u$  方向,  $v$  方向的像素坐标标准差。

以式(34)作为评价标准,本文对比了不同测量距离下本方法、二维高斯曲面拟合法、灰度质心法和传统 Zernike 矩 4 种方法的质心提取重复性精度,对比结果如图 11 所示。本方法均优于其他三种方法,且随着测量距离的增加,本方法优势逐渐明显,在 10, 20, 30 m 处的质心提取重复性误差分别是 0.016, 0.024, 0.040 像素。

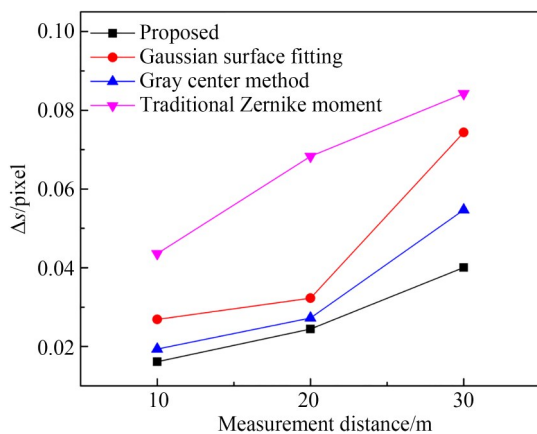


图 11 不同距离下质心提取重复性精度对比

Fig. 11 Comparison of repeatability accuracy of centroids extraction at different distances

为验证本方法的速度优化效果,在 ROI 面积占比最多的 10 m 拍摄图像中随机选取 5 张测试质心提取速度,运行硬件为 Intel Ultra7 155H。以 5 张图像运行速度的平均值作为一帧图像的提取耗时,预处理方法与 4.1 方法一致,分别对比了四种方法的运行耗时,结果如表 1 所示。本方法耗时为 20.447 ms,比其他方法耗时缩减约 73%,极大提升了检测速率;并且基于小孔成像原理,随着测量距离的增加,本方法的实时性会进一步提升。

## 5 结 论

本文针对大跨度动态测量中合作靶标特征

表 1 不同方法的运行耗时对比

Tab.1 Comparison of running time between different methods (ms)

方 法	耗时
二维高斯曲面拟合	83.328
灰度质心法	83.307
传统 Zernike 矩	83.136
本方法	20.447

点提取的高精度、高动态需求,提出了一种融合帧间运动预测与亚像素边缘检测的自适应光斑质心提取方法。基于合作靶标的运动连贯性,建立了动态 ROI 特征参数模型,提出了 ROI 快速定位方法,有效降低了数据处理量,并采用 OTSU 优化 Canny 边缘检测算法,实现了不同测量距离下的自适应图像降噪与光斑提取。设计了多方向 Sobel 算子与强度斜坡改进的 Zernike 矩相结合的亚像素边缘检测算法,同时实现了对亚像素边缘坐标的计算与计算效率优化。最后,结合高斯牛顿迭代法的鲁棒最小二乘圆拟合计算得到高精度光斑质心。通过实验验证,本文的 ROI 预测算法可满足加速度在  $8.75 \text{ m/s}^2$  以内的测量场景需求,光斑质心提取方法的定位精度分别可达到 0.016, 0.024, 0.040 像素,优于其他常用方法。基于多重计算优化,本方法耗时可缩减 73%,同步实现了对大跨度合作靶标光斑提取的精度提升与速度优化。本研究成果聚焦于快速高精度的合作靶标光斑质心提取方法,为实现算法的工程化应用,后续研究将着重于复杂工业场景中的杂光干扰检测工作。

### 作者贡献声明:

高豆豆:方法提出及实验设计与数据分析,论文构思和撰写,论文审核与编辑;

韩奕璇:实验设计与测试,数据整理和分析;

董登峰:数据分析,论文审核与编辑;

王博、邱启帆:实验装置选型与数据分析;

崔成君:数据分析。

## 参考文献:

- [1] 赵西富, 崔海华, 张益华, 等. 面向投影增强现实跟踪定位器的稳定位姿估计与标定方法[J]. 航空学报, 2025, 46(8): 331072.  
ZHAO X F, CUI H H, ZHANG Y H, *et al.* Stable pose estimation and calibration method for projection augmented reality tracking locator [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, 46(8): 331072. (in Chinese)
- [2] 朱志豪. 基于机器视觉的平面靶标空间姿态测量[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2024.  
ZHU ZH H. *Space Attitude Measurement for Planar Target Based on Machine Vision* [D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2024. (in Chinese)
- [3] 高豆豆, 董登峰, 邱启帆, 等. 面向激光跟踪测量的大范围高精度姿态测量[J]. 光学精密工程, 2024, 32(7): 976-986.  
GAO D D, DONG D F, QIU Q F, *et al.* Large range automatic attitude measurement method for laser tracking measurement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(7): 976-986. (in Chinese)
- [4] 潘艳华, 金辉, 刘全国, 等. 基于改进 Canny 算法的合作靶标边缘检测[J]. 工业仪表与自动化装置, 2023(5): 83-88.  
PAN Y H, JIN H, LIU J G, *et al.* Cooperative targets edge detection based on improved Canny algorithm [J]. *Industrial Instrumentation & Automation*, 2023(5): 83-88. (in Chinese)
- [5] WEI Y J, CHENG R M, LI L X, *et al.* Precision calibration of robot magnetorheological finishing system based on laser tracker[J]. *Photonics*, 2025, 12(1): 57.
- [6] LIN Z W, MA Y H, MING R X, *et al.* Deep asymmetric extraction and aggregation for infrared small target detection[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 21017.
- [7] KANG D, KANG D. Head pose-aware regression for pupil localization from a-pillar cameras [J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 11083-11094.
- [8] GAO R H, LIU H S, ZHAO Y, *et al.* High-precision laser spot center positioning method for weak light conditions[J]. *Applied Optics*, 2020, 59(6): 1763-1768.
- [9] 赵靖鑫, 周富强. 小尺寸光斑中心的高精度定位算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(8): 2690-2693.  
ZHAO J X, ZHOU F Q. High-precision center location algorithm of small-scale focal spot[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8): 2690-2693. (in Chinese)
- [10] YAO Z J, YI W D. Curvature aided Hough transform for circle detection[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 51: 26-33.
- [11] 王敏, 赵金宇, 陈涛. 基于各向异性高斯曲面拟合的星点质心提取算法[J]. 光学学报, 2017, 37(5): 226-235.  
WANG M, ZHAO J Y, CHEN T. Center extraction method for star-map targets based on anisotropic Gaussian surface fitting[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(5): 226-235. (in Chinese)
- [12] ZHAO H L, WANG S Z, SHEN W, *et al.* Laser spot centering algorithm of double-area shrinking iteration based on baseline method[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(21): 11302.
- [13] 高睿喆, 田爱玲, 陈锋, 等. 复合式二次边缘检测的红宝石球直径高精度测量[J]. 光学精密工程, 2023, 31(12): 1741-1751.  
GAO R ZH, TIAN A L, CHEN F, *et al.* High precision measurement of ruby ball diameter by compound secondary edge detection[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(12): 1741-1751. (in Chinese)
- [14] 李善斌, 倪磊. 一种真空深低温下的红外光斑定位算法[J]. 激光与红外, 2024, 54(8): 1316-1321.  
LI SH B, NI L. An infrared spot location algorithm under vacuum deep low temperature[J]. *Laser & Infrared*, 2024, 54(8): 1316-1321. (in Chinese)
- [15] WEI J, ZHU H S, WANG Y H, *et al.* Spot position scheme on a quadrant detector for a spaceborne laser communication system [J]. *Applied Optics*, 2024, 63(12): 3162-3167.
- [16] ZHANG C, YUAN Y, WANG X R, *et al.* Subpixel target fine spatial feature extraction method based on aperture coding and micro-scanning imaging mechanism [J]. *Optics Express*, 2024, 32(10): 16761-16776.
- [17] LIN CH SH, HUANG Y CH, CHEN SH H, *et al.* The application of deep learning and image processing technology in laser positioning[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(9): 1542.
- [18] GU Y, LI L Y, FANG F, *et al.* An adaptive fitting approach for the visual detection and counting of small circular objects in manufacturing applications[C]. 2019 *IEEE International Conference on*

- Image Processing (ICIP)*. September 22-25, 2019. Taipei, China. IEEE, 2019: 2946-2950.
- [19] WANG F B, WANG Z N, CHEN ZH, *et al.* An edge-guided deep learning solar panel hotspot thermal image segmentation algorithm [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(19): 11031.
- [20] LI L J, LI M L, SUN W J, *et al.* Spot detection for laser sensors based on annular convolution filtering[J]. *Sensors*, 2023, 23(8): 3891.
- [21] LIAO L Y, DU L. Physics-driven interpretable SAR target recognition network based on scattering center feature extraction[C]. *IGARSS 2024-2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. July 7-12, 2024, Athens, Greece. IEEE, 2024: 9412-9415.
- [22] WANG J Q, MENG X SH, ZHOU SH, *et al.* SPRNet: Laser spot center position and reconstruction under atmospheric turbulence based on deep learning enhancement[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, 186: 108775.
- [23] GHOSAL S, MEHROTRA R. Orthogonal moment operators for subpixel edge detection[J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(2): 295-306.
- [24] CHRISTIAN J A. Accurate planetary limb localization for image-based spacecraft navigation [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2017, 54(3): 708-730.
- [25] DAI J F, QI H ZH, XIONG Y W, *et al.* Deformable convolutional networks[C]. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. October 22-29, 2017, Venice, Italy. IEEE, 2017: 764-773.
- [26] LIU ZH H, WANG Y X, CHEN P Y, *et al.* Implementation of eight-bit architecture sobel algorithm based on FPGA [C]. *2024 IEEE 7th International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE)*. December 27-29, 2024, Shenyang, China. IEEE, 2024: 547-550.
- [27] LIU Q H, WANG SH, WEI Y M. A Gauss - Newton method for mixed least squares-total least squares problems[J]. *Calcolo*, 2024, 61(1): 18.
- [28] 曾猛杰, 汪晨曦, 赖俊杰, 等. 亚像素边缘检测算法综述[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(23): 3513-3524.
- ZENG M J, WANG CH X, LAI J J, *et al.* Review of sub-pixel edge detection algorithms [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(23): 3513-3524. (in Chinese)

## 作者简介:



高豆豆(1994—),女,河北衡水人,博士研究生,工程师,2016年、2019年于北京航空航天大学分别获得学士和硕士学位,主要从事精密测量及机器视觉的研究。E-mail: gaodoudou@ime.ac.cn

## 通讯作者:



董登峰(1981—),男,河南商丘人,博士,研究员,硕士生导师,2004年于郑州大学获得学士学位,2012年于北京航空航天大学获得博士学位,主要从事光学精密测量、AI识别方法、智能跟踪控制、视觉伺服控制系统等方面的研究。E-mail: dongdengfeng@ime.ac.cn