

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514429

面向工业视觉测量的多光斑质心 快速高精度提取方法*

韩奕璇^{1,2}, 高豆豆^{1,2}, 董登峰^{1,2}, 王博¹, 邱启帆^{1,3}

(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 南京 211106)

摘要:为解决复杂工业视觉测量场景中多光斑质心提取在实时性、精度和抗噪性方面存在的性能瓶颈,提出了一种可基于现场可编程门阵列(FPGA)实现的多光斑快速高精度质心提取方法。方法融合模板匹配、行程编码连通域识别与距离加权灰度质心法,构建多级协同优化架构,结合局部灰度统计实现动态阈值分割与边缘噪声抑制,提高定位稳定性和计算并行度。首先,通过局部灰度统计与高斯模板互相关实现光斑粗定位,动态生成自适应阈值以增强光斑区域分割的稳定性;随后,设计行程编码连通域识别结构,仅依赖单行缓存即可完成连通区域标记及质心粗定位,有效降低片上存储资源开销;最后,通过构建距离加权灰度质心模型提升边缘模糊、弱信噪比场景下的定位精度与鲁棒性。实验结果表明,在多种光斑畸变、噪声分布及不同观测距离条件下,该方法在定位精度与误差稳定性方面均显著优于传统灰度质心法与高斯拟合法,定位误差降低约70%,鲁棒性指标提升超过50%;在10~30 m测距范围,质心定位重复性精度优于0.02 pixels。系统端到端处理延时降低约89%。方法兼具高精度、强鲁棒性与低延迟优势,适用于大范围远距离视觉测量场景下的动态多光斑实时检测应用,为工业测量系统的高性能实现提供有效技术路径。

关键词: 光斑质心提取;现场可编程门阵列;视觉测量;连通域识别;动态阈值;亚像素定位

中图分类号: TH741 TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

High-precision and real-time centroid extraction method for multi-spot patterns in industrial visual measurement

Han Yixuan^{1,2}, Gao Doudou^{1,2}, Dong Dengfeng^{1,2}, Wang Bo¹, Qiu Qifan^{1,3}

(1. Institute of Microelectronics of the 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)

Abstract: To address the performance bottlenecks in real-time capability, accuracy, and noise robustness associated with multi-spot centroid extraction in complex industrial visual measurement scenarios, a fast and high-precision multi-spot centroid extraction method suitable for implementation on field-programmable gate array (FPGA) is proposed. The method integrates template matching, run-length-encoding based connected-component identification, and a distance-weighted grayscale centroid technique to construct a multi-level collaborative optimization framework. Local grayscale statistics are exploited to achieve adaptive threshold segmentation and edge-noise suppression, thereby enhancing localization stability and computational parallelism. First, coarse spot localization is performed through local grayscale statistics and Gaussian-template cross-correlation, followed by dynamic generation of adaptive thresholds to improve the reliability of spot-region segmentation. Subsequently, a run-length-encoding connected-component structure is designed, which completes region labeling and coarse centroid estimation using only a single-line buffer, effectively reducing on-chip memory consumption. Finally, a distance-weighted grayscale centroid model is developed to improve localization accuracy and robustness under boundary blur and low signal-to-noise ratio conditions. Experimental results demonstrate that, under various spot distortions, noise distributions, and

收稿日期: 2025-08-27 Received Date: 2025-08-27

* 基金项目: 国家重点研发计划(2023YFB3407901)项目资助

observation distances, the proposed method significantly outperforms traditional grayscale centroid and Gaussian-fitting approaches in terms of localization accuracy and error stability, reducing localization error by approximately 70% and improving robustness metrics by more than 50%. Within a measurement range of 10~30 m, the repeatability of centroid localization is better than 0.02 pixels, and the end-to-end system processing latency is reduced by approximately 89%. With its high accuracy, strong robustness, and low latency, the proposed method is well suited for real-time multi-spot detection in long-range industrial visual measurement applications and provides an effective technical solution for high-performance industrial measurement systems.

Keywords: spot centroid extraction; FPGA; visual measurement; connected component analysis; dynamic thresholding; subpixel localization

0 引 言

光斑质心定位提取技术因其高精度与非接触优势,广泛应用于卫星导航、工业测量、天文观测与航空航天等领域^[1-8]。随着应用环境复杂度与测量需求的提升,多光斑测量场景越来越多。例如,基于视觉测量的工业系统通常依赖相机标定与多特征点空间坐标获取,实现目标重建与高精度测量,但强背景噪声与复杂光照严重影响了多目标光斑质心定位的稳定性^[9]。多光斑场景普遍存在于点光源、激光衍射或高反射物体成像中,成像特征近似二维高斯或 Airy 分布。相比单光斑提取,多光斑质心定位需同时解决高密度光斑分离、噪声抑制与实时数据处理等技术难题,已成为制约高精度测量系统工程应用性能的核心瓶颈^[10]。

常见的光斑质心提取算法主要分为两大类,质心法^[11-14]与拟合法^[15-17]。近年来也发展出基于深度学习等利用回归模型自动学习以提升光斑重建精度的算法^[18-19]。质心法计算速度快,有较好的鲁棒性但在噪声较大、非均匀照明或背景灰度波动较大的工业场景中,阈值易漂移,导致光斑边界模糊或断裂,从而引起质心偏移^[20],难以实现高精度检测。拟合法包括高斯拟合法、圆拟合法以及椭圆拟合法,能适应多种光斑形状,但计算复杂度高,模型选取不当易导致拟合失真,在光斑发生形变或低信噪比条件下拟合结果易发散,导致拟合精度下降,且无法满足高帧率视觉测量对延时控制的要求^[21]。基于深度学习的光斑质心提取在复杂背景、畸变光斑、弱信号等极限环境下表现较好,但依赖大规模高质量标注数据且处理延时高。因此,为兼顾处理速度与精度,高速处理系统通常将质心法与优化策略结合使用,对平台的并行处理与实时计算能力提出了更高要求。

以上迫切需求促使研究者将目光转向嵌入式开发。目前,嵌入式平台因其低功耗、高实时性、小型化等优势,广泛应用于物联网、工业控制、消费电子等领域。主流嵌入式硬件平台包括:微控制器(microcontroller unit, MCU)、微处理器(microprocessor unit, MPU)、异构系统芯片(system on chip, SoC)以及现场可编程门阵列(field programmable

gate array, FPGA)。相较于 MCU、MPU 和 SoC, FPGA 凭借高度并行、可重构及硬件级定制能力,尤其适用于对低延迟与高实时性要求严苛的图像处理与视觉检测任务。

目前已有文献从计算架构优化、能效比及实时性保障等维度对视觉检测算法的硬件加速展开了系统性对比分析。Page 等^[22-23]均针对中央处理器(central processing unit, CPU)并行化实现与专用加速器如图形处理器(graphics processing unit, GPU)、FPGA 的性能差异开展了量化评估。Sridharan 等^[23]指出在考虑数据传输时间背景下,部署同样算法时 FPGA 的性能高于单 GPU 性能 1.4 倍,较双 CPU 提升了 3.4 倍。对于质心检测算法的硬件实现, Meng 等^[24]将平方加权质心法与插值法相结合,成功在 FPGA 上部署算法,提高了系统检测精度,但稳定性仍有提升空间且该算法只适用于小尺寸单光斑的应用场景。于文波等^[25]提出一种多路快速星点质心提取方法并在 FPGA 上进行测试,提升了大尺寸图像极限帧率,降低了片上存储资源占用,但不适用于对检测精度要求较高的应用。张旭等^[26]提出一种基于并行流水线架构的光斑无存储实时定位方法,并成功在 FPGA 上实现了分解质心计算与滑动相关滤波方案。然而,该方法主要针对自准直测量中的单光斑场景设计,缺乏多目标识别与分割机制。Wu 等^[27]在树莓派上实现了基于光斑椭圆拟合法的光斑质心定位,但该方法需要先验光斑面积输入,且树莓派作为基于精简指令集(advanced RISC machine, ARM)架构的单板计算机,实时性较差,需要额外硬件实现实时控制。

针对多光斑场景下图像处理的延迟高、算力与内存资源受限等问题,选择具有并行计算能力和快速硬件处理能力的 FPGA 作为开发平台,可以满足算法实时性需求。但基于 FPGA 的灰度质心算法实现面临两个关键技术挑战:首先,光斑区域与背景区域的有效分割依赖于阈值参数的合理选取,为实现不同场景下的高精度质心提取,需要设计自适应阈值调整策略;其次,传统基于上位机的连通域分析方法普遍采用双次扫描机制^[28-30],对于大尺寸图像数据,片上存储资源难以满足全帧图像的缓存需求。为此,提出一种基于 FPGA 的动态实时处理质

心斑提取算法,采用基于局部灰度统计的模板匹配方法动态生成分割阈值,结合行程编码设计有限状态机利用行间像素连续性特征进行多连通域标记与质心粗定位,有效解决了传统方法在嵌入式硬件平台上的存储资源与计算效率双重约束问题,成功实现光斑阈值的动态提取及亚像素级精度的质心实时解算。以误差稳定性衡量,该算法在不同信噪比下的误差波动更小,较高斯拟合法提升约44%,较灰度质心法提升约69%,展现出更强的抗噪声能力。在处理速度方面,较个人计算机(personal

computer, PC) 端到端处理时间缩短约89%,可为后续视觉测量系统中的应用提供有力支撑。

1 基于FPGA的多光斑质心提取算法

本章构建了面向FPGA的多级协同优化架构。算法整体流程如图1所示,依次包括中值滤波去噪、模板匹配阈值提取、行程编码连通域识别以及距离加权灰度质心精确解算这4个阶段,各模块以流水线方式实现实时级联处理。

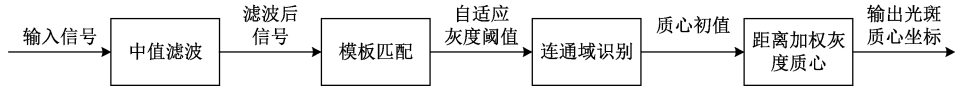


图1 算法计算流程

Fig. 1 Algorithm computation flowchart

首先,中值滤波模块对输入图像进行去噪,抑制随机脉冲干扰并保持光斑边缘特征;滤波后的图像信号进入模板匹配模块,通过与高斯模板互相关实现光斑粗定位,提取边缘灰度作为动态阈值传递至连通域识别模块。连通域识别模块结合上一帧阈值与当前帧图像完成光斑区域标记,筛选形态学特征输出灰度质心初值;所得初值随后输入距离加权灰度质心模块,在浮点运算知识产权(intellectual property, IP)核支持下完成亚像素级精确解算并输出最终质心坐标。

整体架构采用多级流水线设计,实现噪声抑制、动态分割与精确解算的逐级协同,在保证定位精度的同时兼顾实时性与硬件资源效率。

1.1 图像预处理

在工业场景中,目标图像常受椒盐噪声与随机脉冲噪声干扰,表现为分布于图像中的孤立黑白像素。为增强后续质心定位的精度,需在预处理阶段对噪声进行有效抑制。相较高斯滤波与均值滤波,中值滤波作为一种非线性滤波方法,在保持边缘特征的同时对异常值具有更强鲁棒性,通过滑动窗口对图像逐像素遍历,对每个窗口内像素值排序后取中值作为输出,即:

$$I'(x, y) = \text{median}\{I(x, y) \mid (i, j) \in N(x, y)\} \quad (1)$$

式中: $N(x, y)$ 表示以 (x, y) 为中心的邻域窗口; $I'(x, y)$ 为滤波后图像。

在FPGA上部署该算法时,需对排序与存储进行结构化优化。采用三行级联缓存机制,利用双端口随机存取存储器(random access memory, RAM)实现前两行图像数据的动态存取,并基于滑动窗口构建 3×3 像素矩阵。为提高并行性,设计三级流水比较结构完成像素排序,并以中值作为滤波结果实时输出至后续处理模块。通过比较器复用与流水线调度实现滤波与图像采集的并行,保证中值滤波在高分辨率视频数据下的实时性与资源利用率。

1.2 基于模板匹配的阈值提取

传统光斑质心检测算法中的阈值分割方法通常采用固定阈值设定或基于全局背景灰度均值估计的思路。其中,固定阈值法因缺乏动态适应能力,难以适应光照条件变化或复杂场景下的信噪比波动;全局背景均值法在多光斑密集分布时,受非均匀背景噪声及邻近光斑扩散效应影响,易导致分割边界模糊。针对上述问题,提出了一种基于光斑形态特征的自适应阈值优化方法,该算法通过高斯模板匹配实现光斑粗定位,提取目标区域的边缘灰度值,动态生成局部自适应分割阈值以提升连通域识别相邻光斑分割及质心提取的准确性。其理想与实测光斑灰度值拟合图如图2所示。

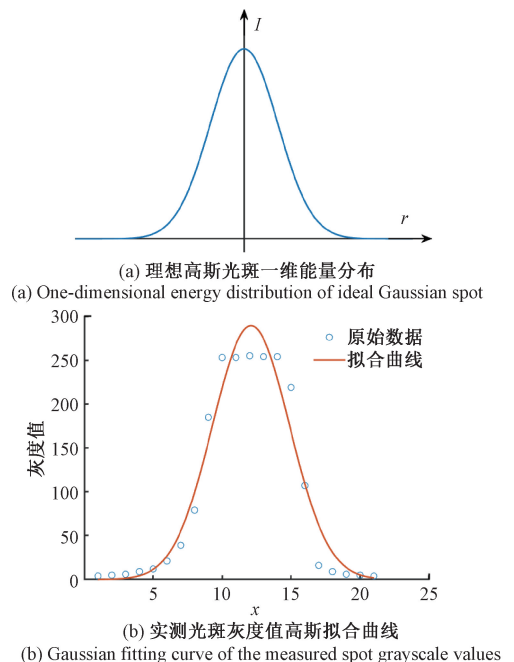


图2 理想与实测光斑灰度值拟合图

Fig. 2 Fitting curve of ideal and measured spot gray values

光斑的成像能量通常可建模为二维高斯分布,表示为:

$$I(x, y) = \frac{A}{2\pi} \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

在单一方向上符合一维高斯分布,是一个以双曲函数发散的高斯函数,如图 2(a) 所示。

$$I = I_0 \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中: I_0 表示光斑质心最大值处的光强; I 为到圆心距离为 r 处光强; σ 为高斯函数方差,对应光斑半径。

针对具有固定分布特征的光斑强度,可采用模板匹配实现高效定位。设计与目标强度分布一致的模板,并对图像执行二维互相关运算,可在光斑区域形成显著单峰响应,峰值坐标对应光斑的像素级位置,从而实现质心的粗定位。

在一维模板匹配中,互相关函数常用于衡量模板与信号局部区域之间的相似性,以实现目标的位置估计。设输入信号为 $I(n)$, 长度为 N ; 模板信号为 $G(x)$, 长度为 $M \leq N$ 。模板在输入信号中位置 k 处的互相关定义为:

$$r(k) = \sum_{m=0}^{M-1} G(m)I(k+m) \quad (4)$$

式中: $k \in [0, N-M]$ 表示模板在信号 $I(n)$ 中的滑动位置; $r(k)$ 为模板与信号在位置 k 的匹配程度。

设高斯模板为 $G(n) = (a_2, a_1, a_0, a_1, a_2)$, 统计不同拍摄角度、距离及光照条件下采集图像,共选取 1 000 个清晰无遮挡光斑作为样本,对每个光斑在水平、垂直方向取灰度剖面进行一维高斯拟合,对应标准差 $\sigma = \sqrt{\sigma_x \sigma_y}$, 计算得到均值 $\bar{\sigma} = 2.39$ 。以此作为标准差参数构建作为匹配模板的五点离散高斯核函数,并利用移位操作进行近似以节省硬件资源。匹配模板近似结果如表 1 所示。

$$G(n) = \frac{1}{2^{10}}(113, 137, 146, 137, 113) \quad (5)$$

表 1 匹配模板近似结果

Table 1 Approximation error analysis of matching template parameters

原始模板	近似后模板	相对误差/%
0. 110 513	0. 110 352	0. 145 9
0. 133 924	0. 133 789	0. 100 6
0. 142 782	0. 142 578	0. 142 6
0. 133 924	0. 133 789	0. 100 6
0. 110 513	0. 110 352	0. 145 9

对 a_0, a_1, a_2 左移 8 位后的近似值分别记为 m_0, m_1, m_2 , 其电路结构图如图 3 所示,实现包含 3 条并行流水

线的卷积运算单元。输入像素流经寄存器组成的移位寄存器进行实时移位。在每个计算阶段,当前移位的像素向量与卷积系数向量完成点积运算(乘积累加),结果即为该位置的卷积输出值。

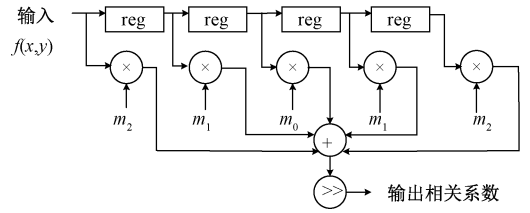


图 3 模板匹配电路结构

Fig. 3 Hardware architecture of the template matching circuit

粗定位后,统计边缘处灰度值并进行平均,结果作为后续区分光斑与背景的灰度阈值,用于在连通域识别中实现区域分割。处理前后灰度及相关系数峰值图分别如图 4(a) 和(b) 所示,峰值对应处基本重合,证明模板匹配近似粗定位光斑。

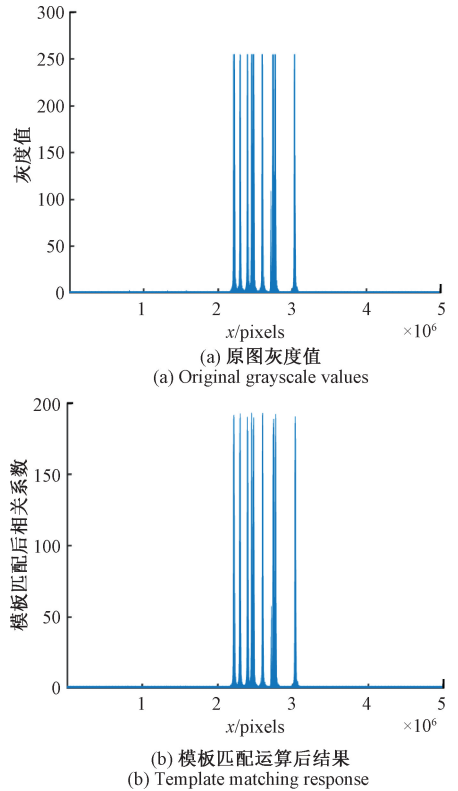


图 4 灰度及相关系数峰值

Fig. 4 Grayscale and correlation coefficient peak diagram

1.3 基于行程编码的连通域识别算法

模板匹配实现的光斑区域粗定位受限于真实光斑的畸变、不对称性及邻近光斑重叠干扰,尤其在垂直方向对噪声高度敏感,直接计算质心难以满足亚像素级的稳定

性与精度要求。为此,提出基于行程编码的连通域识别算法与二值形态学重构与自适应阈值分割相融合的方法,实现光斑区域的高精度分割与亚像素级质心提取。只需通过单次遍历即可同步实现整帧图像的连通域标记及质心坐标计算,解决了传统基于 FPGA 的连通域识别架构受限于片上存储资源约束而难以处理高分辨率图像的问题。

算法处理流程包括 3 步:1) 在行扫描过程中,实时记录灰度值超过阈值的连续像素段(称为行片段),并对像素坐标 (x_i, y_i) 与灰度平方 $f^2(x_i, y_i)$ 执行加权累加;2) 比较当前行片段与上一行片段起止坐标,若存在区间重叠则归为同一连通域;3) 采用自上而下、从左至右的遍历策略,构建动态标签映射表,实现连通区域合并。

判别机制具体描述为:若两相邻行间连通域的起始终止点间的区域存在重合部分,如图 5 中各区域所示,1 和 2、5 和 6 满足判定,属于同一连通域;3、4 两行起止点间区域不重合,则标志出现新区域。

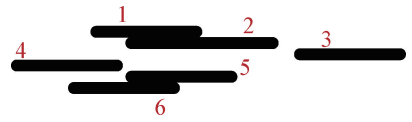


图 5 连通域判别示意图

Fig. 5 Schematic diagram of connected region overlap determination

为支持上述操作,设计双层有限状态机架构,如图 6 所示。行内状态机控制像素流处理的扫描、缓存与分析流程;帧内状态机实现跨行数据聚合与质心输出。系统启动后依次进入 RAM 存储、行扫描与邻域分析 3 种主状态:1) RAM 状态用于保存上一行的边界信息;2) 扫描状态监测当前行中光斑区域的起止位置;3) 邻域分析状态则根据区间重叠判断连通性,决定是否更新链表并累积质心信息,若为新区域则分配 ID 并初始化参数。状态机持续响应行/帧同步信号,在行结束时重置至 RAM 状态,帧结束时输出连通域数量、面积与质心坐标集合。通过状态机流水线控制,有效提升了系统资源利用率与图像处理吞吐量。

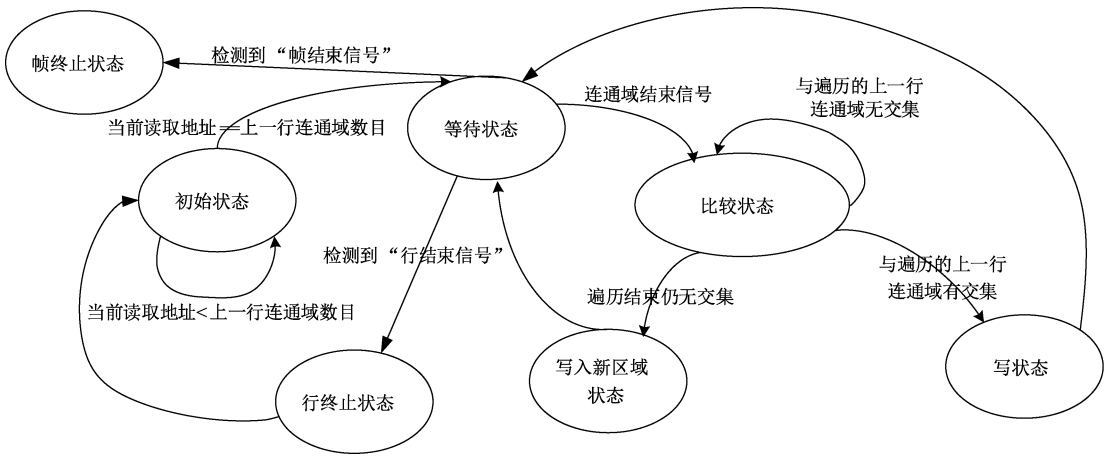
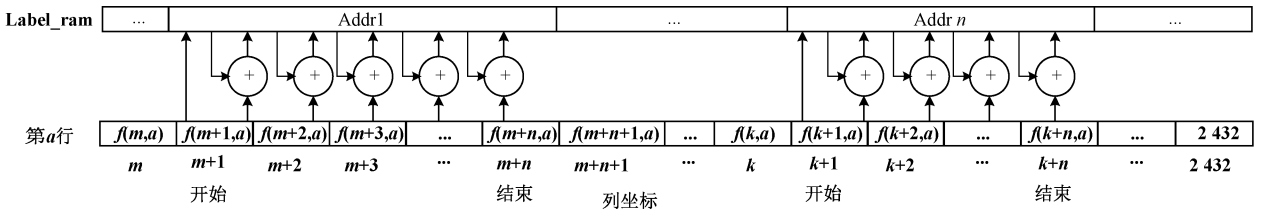


图 6 连通域检测有限状态机状态转移图

Fig. 6 State transition diagram of the finite state machine(FSM) for connected component detection

连通域识别部分每行内判断并累加部分架构如图 7(a)所示,其中 $f(x, y)$ 表示像素灰度值,利用 RAM 完成数据累加及储存,行内各连通域按地址顺序存储。行处理结果如图 7(b)所示,行有效信号到达后进行行间累加,整幅图的连通域信息将被存储于编号对应地址下,等

待帧结束信号到达完成运算。该架构仅需维护上一行的数据,不需要对整帧图像缓存,布局布线后的块随机存储器(block random access memory, BRAM)资源利用结果显示,连通域信息存储表占用 5.50 个 BRAM36,对应总体 BRAM 资源的 1.23%。



(a) 行内处理结构
(a) Row-level circuit structure

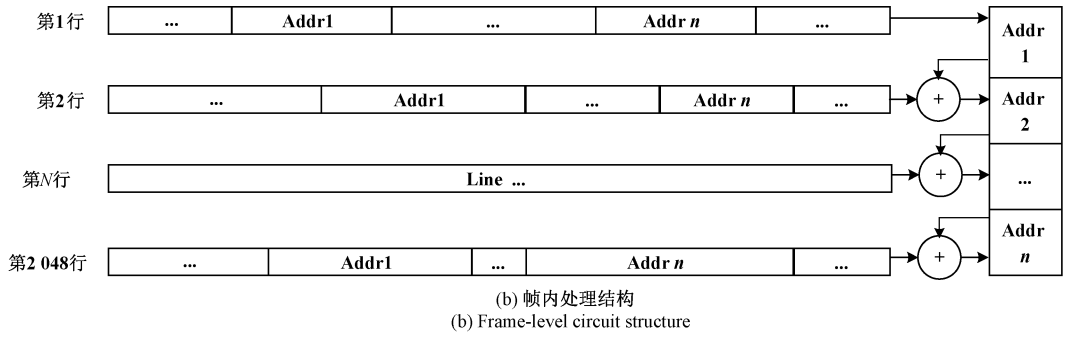


图 7 连通域检测电路结构

Fig. 7 Circuit architecture for connected component detection

通过形态学特征对光斑区域进行二次筛选,对满足面积阈值的有效光斑区域,进行亚像素级定位计算,如式(6)所示。当区域面积显著偏大或超过设定阈值时,判定为疑似粘连光斑,放弃该连通域结果,转而使用模板匹配阶段得到的互相关峰值坐标作为光斑初值,利用模板匹配对形态畸变的鲁棒性弥补行程编码的局限,实现算法的自适应切换与稳定检测。对结果坐标值进行四舍五入保留一位小数处理。为后续位置加权灰度质心法提供稳定的初始迭代值,有效保障光斑中心坐标的解算精度。

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum x_i \cdot f^2(x_i, y_i)}{\sum f^2(x_i, y_i)} \\ y_c = \frac{\sum y_i \cdot f^2(x_i, y_i)}{\sum f^2(x_i, y_i)} \end{cases} \quad (6)$$

1.4 距离加权的灰度质心法

在光斑定位算法的实际应用中,当图像传感器受环境干扰或硬件噪声影响较大时,特别是存在非均匀照明或光斑能量分布呈现各向异性特征时,传统灰度质心法将出现质心偏移,定位精度面临显著挑战。采用距离加权的灰度质心法,引入空间距离权重因子,可降低传统灰度质心法对噪声敏感性并提升对边缘模糊场景的适应性。通过联合像素灰度强度与空间位置信息,构建双重

约束的权重模型,以提升目标区域的定位精度与鲁棒性。将式(6)改写为:

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum x_i \cdot f^2(x_i, y_i) \cdot w(d_i)}{\sum f^2(x_i, y_i) \cdot w(d_i)} \\ y_c = \frac{\sum y_i \cdot f^2(x_i, y_i) \cdot w(d_i)}{\sum f^2(x_i, y_i) \cdot w(d_i)} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $d_i = \sqrt{(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2}$ 为像素点 (x_i, y_i) 至预设参考圆心 (x_0, y_0) 的欧式距离, $w(d_i)$ 为像素点到参考圆心的距离权重函数,随 d_i 增大而递减,以强化中心区域像素贡献,抑制外围噪声干扰。最终权重为灰度值平方与距离权重的乘积 $f^2(x_i, y_i) \cdot w(d_i)$ 。

针对微位移场景中因亚像素级定位偏差引起的权重分配非线性失真问题(主要表现为像素点 (x_i, y_i) 与初始点 (x_0, y_0) 距离 < 0.5 pixels 时权重过饱和现象),本研究通过参数敏感性分析与控制变量实验,构建了权重函数模型,即:

$$w(d_i) = \begin{cases} 6, & d_i < 0.5 \\ 2d_i^{-\frac{3}{2}}, & 0.5 < d_i \leq 3 \\ d_i^{-\frac{3}{2}}, & d_i > 3 \end{cases} \quad (8)$$

最终光斑质心表达式为:

$$\begin{cases} x_c = \frac{\sum_{d < 0.5} 6if^2(i, j) + \sum_{0.5 < d \leq 3} 2if^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}} + \sum_{d > 3} if^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}}}{\sum_{d < 0.5} 6f^2(i, j) + \sum_{0.5 < d \leq 3} 2f^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}} + \sum_{d > 3} f^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}}} \\ y_c = \frac{\sum_{d < 0.5} 6jf^2(i, j) + \sum_{0.5 < d \leq 3} 2jf^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}} + \sum_{d > 3} jf^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}}}{\sum_{d < 0.5} 6f^2(i, j) + \sum_{0.5 < d \leq 3} 2f^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}} + \sum_{d > 3} f^2(i, j)d_i^{-\frac{3}{2}}} \end{cases} \quad (9)$$

利用 FPGA 浮点数运算 IP 核,结合流水线,设计如图 8 所示结构完成运算,输入信号 $f(i, j)$ 、 i 、 j 、 x_0 、 y_0 分别代表输入像素灰度值、行列序号以及预设参考圆心坐标,

先经过整数转浮点模块,将整数格式数据转换为浮点格式以适配复杂算法的精度需求。随后经减法器计算 $dx = i - x_0$ 、 $dy = j - y_0$ 得到行列方向坐标差值,输入 $d_calculate$

模块完成欧氏距离 d 运算,并根据计算结果判定权重系数 $w(d)$ 。根据该距离值,进一步确定当前像素点的空间距离权重系数 $w(d)$ 。当像素距离中心 ≤ 3 pixels 时,识别为中心区域,并对其对应的坐标索引 i, j 乘以系数 2,以适配后续权重函数分段模型。系统构建了由

像素位置、灰度值与欧氏距离联合驱动的多路径运算分支:计算 $f(i, j) \cdot d, i \cdot f(i, j) \cdot d, j \cdot f(i, j) \cdot d$ 相关乘积,通过累加器积累结果,参与 x, y 方向最终输出运算。最后将累加结果分别输入除法器,计算得到光斑质心 (x_c, y_c) 。

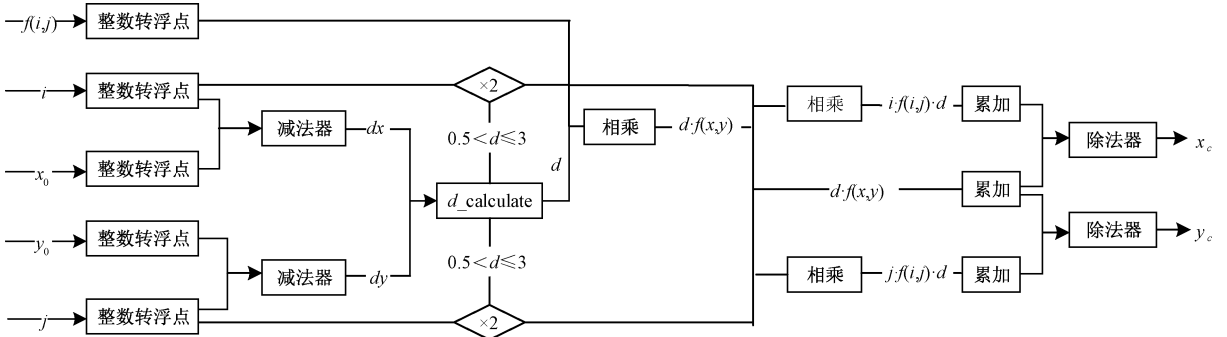


图 8 加权灰度质心法电路结构

Fig. 8 Circuit architecture for the weighted grayscale centroid extraction method

2 实验结果及分析

2.1 仿真实验

1) 光斑畸变鲁棒性验证

在实际工业视觉检测中,由于光学元件的非理想性、镜头倾斜、光源不均匀以及成像表面的倾斜或不平整,光斑往往会出现形状畸变,表现为非圆形或椭圆形。为验证自适应阈值提取方法在光斑畸变条件下的检测可行性,基于二维高斯模型生成不同轴比的非圆光斑图像,并叠加信噪比 25 dB 的高斯噪声。不同轴比下的光斑图像如图 9 所示。

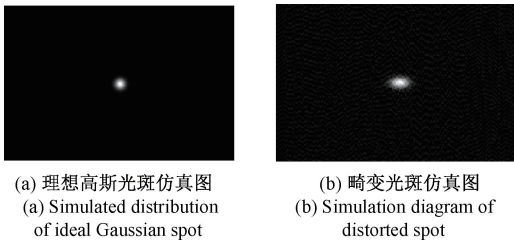


图 9 理想高斯光斑及畸变光斑仿真图

Fig. 9 Simulated diagrams of ideal Gaussian and distorted spot

分别对各 100 张图像进行处理,定义阈值波动率 T_{var} 为:

$$T_{var} = \frac{\sigma_T}{T} \times 100\% \quad (10)$$

如表 2 所示,结果表明随光斑圆度下降,计算所得阈值波动率基本稳定在 1.5% 及以下,说明在光斑存在一定畸变的条件下该阈值提取方法能保持较好稳定性。

表 2 不同光斑畸变条件下阈值波动率仿真结果

Table 2 Simulated results of threshold fluctuation rate under different spot distortion conditions

光斑轴比	平均灰度	灰度标准差	灰度波动率/%
1.0	80.41	0.865 7	1.07
1.2	80.67	0.822 6	1.02
1.4	80.29	1.151 7	1.43
1.6	79.83	1.178 4	1.47
1.8	79.79	1.208 8	1.51

2) 定位精度验证

为验证本算法在可编程逻辑器件上的工程实现效能,生成尺寸为 $2\ 432 \times 2\ 048$ 的图像,在中心即 $(1\ 216, 1\ 024)$ 处模拟生成亮斑,给理想高斯光斑添加噪声,令

$$f_{noise}(x, y) = f(x, y) + rand \cdot k \cdot f_{max}(x, y) \quad (11)$$

其中, $f_{noise}(x, y)$ 为添加噪声后的图像灰度值, $rand$ 是 $(-1, 1)$ 范围的随机数, k 为常量,表示噪声最大值域像素最大值之比,改变 k 即可得到不同信噪比下的图像,如图 10 所示。

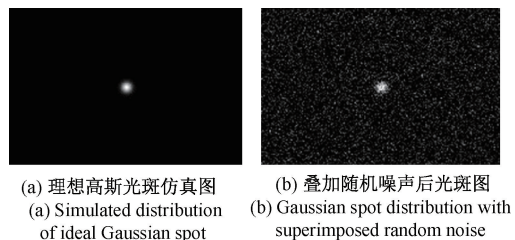


图 10 理想高斯光斑及叠加噪声光斑仿真图

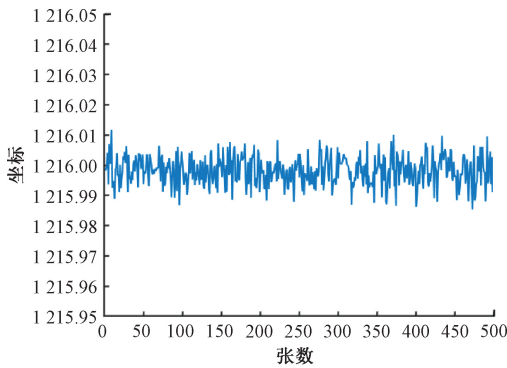
Fig. 10 Simulation diagram of the ideal Gaussian spot and the noise-superimposed spot

图像质量可通过信号与噪声比进行量化评估,其定义为信号功率谱与噪声功率谱之比。由于功率谱计算复杂度较高,基于式(12)实现信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)的近似估计^[31],即:

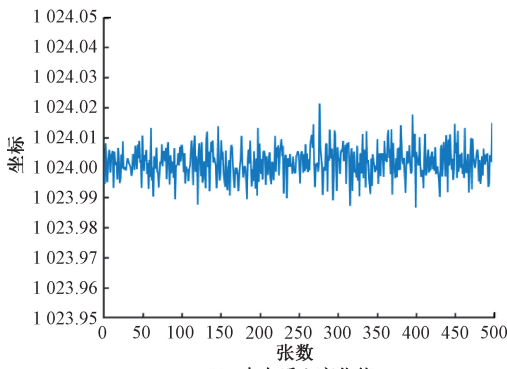
$$SNR = \frac{S_{\max} - S_{\text{back}}}{\sigma_{\text{back}}} \quad (12)$$

式中: S_{\max} 为像元最大灰度值; S_{back} 为背景像元的平均灰度值; σ_{back} 为背景像元灰度值的标准差。

通过将 FPGA 的处理结果与理想光斑质心进行对比,计算其绝对定位误差。当 $k=0.1$ 时,图像信噪比为 25.26 dB,质心定位误差低于 0.02 pixels。计算结果如图 11 所示,模拟质心位于坐标(1 216, 1 024)时,实际计算所得 x 方向质心值分布于 1 215.99~1 216.01 范围, y 方向质心值则分布于 1 023.99~1 024.01 范围。



(a) Variation of spot centroid in the x -direction



(b) Variation of spot centroid in the y -direction

图 11 图像信噪比为 25.26 dB 时模拟光斑质心提取结果
Fig. 11 Centroid extraction results of simulated spots at an image signal-to-noise ratio (SNR) of 25.26 dB

进一步改变 k 值减小信噪比,分别采用所提算法、传统质心法和高斯拟合法对图像进行处理,不同信噪比下各算法定位精度的比较结果如图 12 所示,随着信噪比的提升,3 种算法的定位误差均呈下降态势,该算法在信噪比 > 15 dB 的情况下,定位误差 < 0.1 pixels,明显优于同场景下传统高斯拟合法及灰度质心法计算结果。

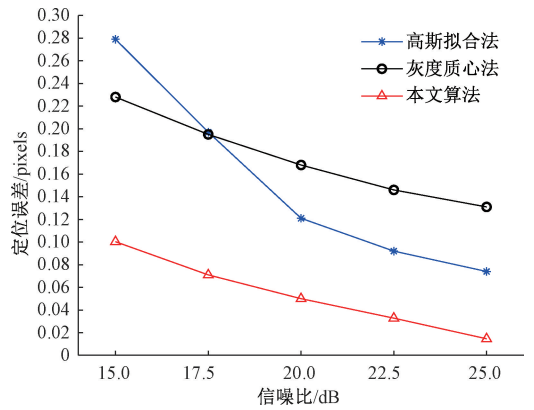


图 12 不同信噪比下高斯拟合法、灰度质心法以及所提算法定位精度比较

Fig. 12 Comparison of positioning accuracy among the Gaussian fitting method, the grayscale centroid method, and the proposed method under different signal-to-noise ratios (SNRs)

为量化算法在不同噪声条件下的稳定性,采用最大误差与最小误差之比(误差波动比)作为鲁棒性评估指标,定义为:

$$R = \frac{e_{\max}}{e_{\min}} \quad (13)$$

其中, e_{\max} 与 e_{\min} 分别为算法在不同信噪比条件下的最大与最小定位误差。计算结果显示,所提算法相较于高斯拟合法与灰度质心法的鲁棒性提升率分别约为 44% 与 69%,反映出在不同信噪比下具有更稳定的误差分布,鲁棒性明显优于传统方法,尤其在高噪声条件下表现出更强的抗干扰能力。

3) 算法实时性验证

为验证所提出基于 FPGA 的多光斑质心提取方法在实际工业环境中的实时性,设计并实施了基于实测图像模拟数据流的端到端处理延时对比实验。实验使用多幅幅尺寸为 2 432×2 048 的实测图像,模拟工业相机的数据输出方式,以数据流形式连续送入 FPGA 开发板,并同步输入帧同步信号(frame valid)、行同步信号(line valid)等控制信号,以构建等效于现场视觉系统的图像采集与传输链路,最大程度复现工业应用中的运行环境。

算法综合后部署于 Xilinx Kintex-7 FPGA 平台,约束满足建立时间和保持时间要求,系统时钟频率设定为 125 MHz,并对综合与布局布线后的电路进行了静态时序分析。后端实现结果中,所有时钟域均满足建立时间与保持时间要求,系统时序能够稳定收敛。建立时间中最慢路径位于距离加权灰度质心模块内部的浮点乘加链路,总延时 7.709 ns,对应裕量 0.205 ns。最小保持裕量为 0.013 ns,满足保持时间约束。模块级关键路径延时统计如表 3 所示。

表3 布局布线后各模块静态时序分析结果

Table 3 Static timing analysis results of each module after place-and-route (ns)

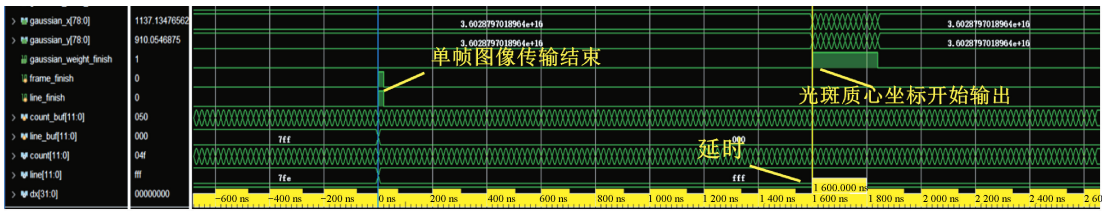
模块	最大建立时间延迟	最差负时序余量	最小保持时间延迟	最差保持时间余量
中值滤波	5.994	1.937	0.238	0.095
模板匹配	6.341	1.671	0.344	0.053
连通域识别	6.682	1.049	0.328	0.031
距离加权灰度质心	7.709	0.205	0.304	0.013

仿真波形图如图13所示,其中单帧图像处理仿真波形如图13(a)所示,帧同步信号上升沿触发后仅1.6 μs,即可完成所有光斑质心的提取,输出信号 weight_finish 拉高表明计算结束。

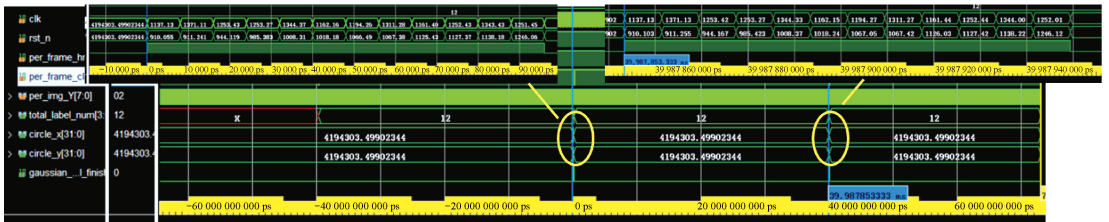
在输入连续两帧图像的仿真过程中,系统处理总延迟可近似由下式估算:单帧图像处理时间可表示为:

$$T = \frac{W \times H}{f_{clk}} \quad (14)$$

其中, $W \times H$ 为图像尺寸, f_{clk} 为时钟频率。对500万像素分辨率图像,仿真波形图13(b)显示,相邻两帧结果输出间隔0.039 s,单帧处理平均耗时40 ms。



(a) 单帧图像传输完成到结果输出波形仿真
(a) Simulated waveform of single-frame image transmission completion to result output



(b) 模拟视频流输入波形仿真
(b) Simulated waveform of video stream input.

图13 仿真波形

Fig. 13 Simulated waveform diagrams

为进一步量化 FPGA 平台在实时性方面的优势,在 PC 端对该算法进行部署并测试同一图像数据集。测试平台为搭载 Intel(R) Core(TM) i7 处理器(2.30 GHz)和 16 GB 内存的计算机系统。计时范围涵盖图像加载、处理与质心坐标输出全过程,单帧平均耗时为 360 ms,明显高于 FPGA 实现版本。

此外,将传统灰度质心法与高斯拟合法分别部署于 PC 端,并对比在测试图像下的单帧处理耗时,如表4所示。结果表明,所提出的融合距离加权与动态优化机制的算法,在 PC 端虽具备较高定位精度,但在运算延迟方面不具优势;当该算法迁移至 FPGA 平台后,其处理延迟显著降低,端到端处理时间较 PC 端减少约 89.13%,具备更强的硬件加速潜力。

上述结果充分说明,所提算法在面对高分辨率、多目标图像处理任务时,通过硬件级并行处理与流水线优化,能够有效规避传统处理平台在延迟控制与实时响应上的瓶颈,特别适用于对时效性与稳定性要求极高的工业视觉测量系统,为后续系统集成与工程部署提供了坚实的硬件基础与可行性验证。

表4 不同方法运行耗时对比

Table 4 Running time comparison of different methods

处理算法及部署平台	单帧耗时/ms
灰度质心法(PC)	65
高斯拟合法(PC)	92
灰度质心及距离加权重定位(PC)	360
灰度质心及距离加权重定位(FPGA)	40

2.2 实际实验

1) 测试条件与装置

本研究设计并开发了一套面向工业测量应用的光斑定位精度测试实验平台。该平台采用高分辨率工业相机(4 096 pixels×3 072 pixels)作为图像采集设备,该相机采用互补金属氧化物半导体(complementary metal-oxide-semiconductor, CMOS)传感器,像元尺寸 5.5 μm²,视场角 54°×42°,对主动式红外发光靶标进行多基线距离下的光斑定位实验。对主动式红外发光靶标进行多基线距离下的光斑定位实验。实验过程中,目标光斑在成像平

面上的直径分布在 6~10 pixels 范围。

实验设置 3 个标定点位,其几何距离经校准分别为 10、20 和 30 m,如图 14 所示,随着拍摄距离的增加,图像中光斑的尺寸逐渐减小,信噪比降低,图像边缘轮廓

逐渐模糊,质心提取精度受到一定影响。分别连续采集 1 000 帧图像,提取各帧中靶标光斑的亚像素定位坐标,计算提取结果标准差作为重复性精度的评价标准。

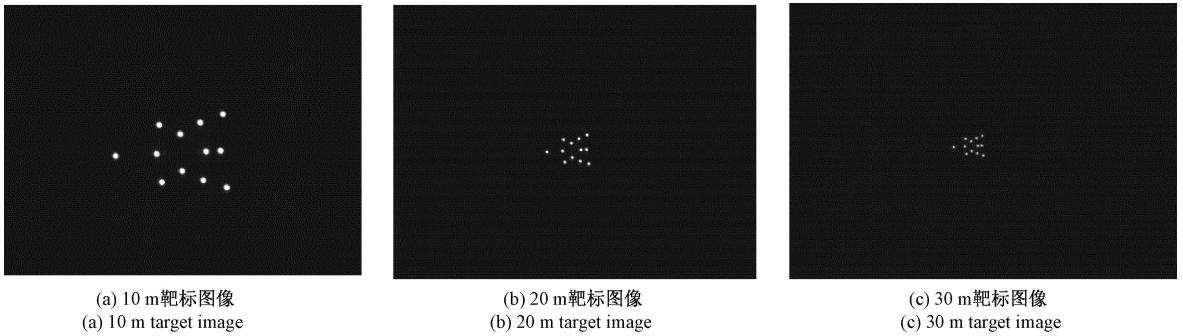
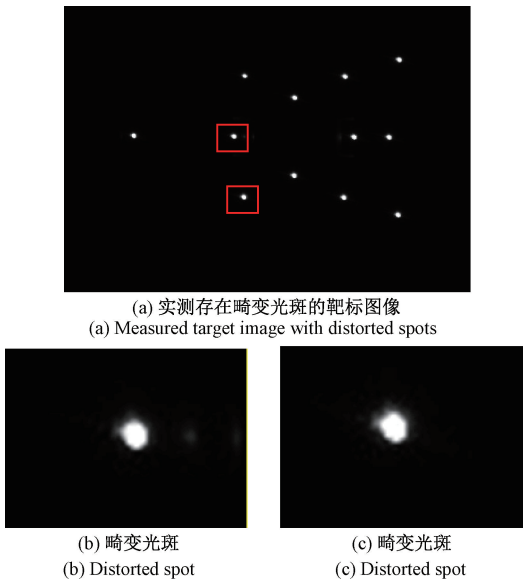


图 14 不同测试距离下的靶标图像

Fig. 14 Target images obtained at different testing distances

2) 光斑畸变鲁棒性验证

对采集图像进行运算,选取采集质量较差的 100 帧图像,其中光斑存在非正圆、边缘模糊以及局部拖尾等情况,如图 15 所示。实验结果表明,实际场景中经多光斑边缘灰度求解取平均后,单个光斑轻微畸变对整体阈值影响可基本忽略,计算所得阈值波动率约为 0.69%,动态阈值提取方法在工业场景下具有稳定性。



(a) 实测存在畸变光斑的靶标图像
(a) Measured target image with distorted spots

(b) 畸变光斑
(b) Distorted spot

(c) 畸变光斑
(c) Distorted spot

图 15 实测图像及畸变光斑局部图

Fig. 15 Measured image and enlarged view of distorted spots

3) 定位精度验证

提取各光斑的质心坐标并进行多维度统计分析,建立基于标准差的量化评价模型,对 12 个光斑在 3 种不同观测距离下的定位重复性精度进行系统性比较。 x 、 y 方向结果如图 16(a) 与(e) 所示。在 30 m 有效检测范围

内, x 、 y 方向的质心坐标标准差均优于 0.02 pixels,充分体现了算法在远距离、大视场场景下的稳定性。与高斯拟合法、灰度质心法以及边缘轮廓质心法进行对比,结果见图 16(b)、(c)、(d) 与(f)、(g)、(h)。算法在 3 组距离下较传统方法重复性精度分别平均提升 55%、50% 与 52%,具有更强的鲁棒性与误差抑制能力。同时,在距离 30 m 时,边缘轮廓质心法无法检测全部光斑,本方法不同距离组间各光斑的特征识别率保持稳定,满足工程应用需求。

2.3 资源占用分析

采用 Vivado 完成寄存器传输(register transfer level, RTL)级综合,在 Xilinx kintex-7 FPGA 平台上部署算法硬件逻辑,主时钟频率约束为 125 MHz 以实现时序收敛性分析。通过综合报告解析查找表(look-up table, LUT)、触发器(flip-flop, FF)及 BRAM 等关键资源的占用比例,建立算法复杂度与硬件开销的量化模型。FPGA 的资源汇总如表 5 所示。综合实现与布局布线后的资源利用率评估结果表明,目标 FPGA 器件的逻辑资源消耗(包括 LUTs、FFs 及 BRAMs)均严格控制在预设约束范围内。

表 5 FPGA 资源汇总

Table 5 FPGA resource utilization summary

资源	已使用数量	可用总量	利用率/%
LUT	31 891	203 800	15.65
LUTRAM	700	64 000	1.09
FF	61 860	407 600	15.18
BRAM	7.5	445	1.69
DSP	29	840	3.45
IO	81	500	16.20
BUFG	1	32	3.13

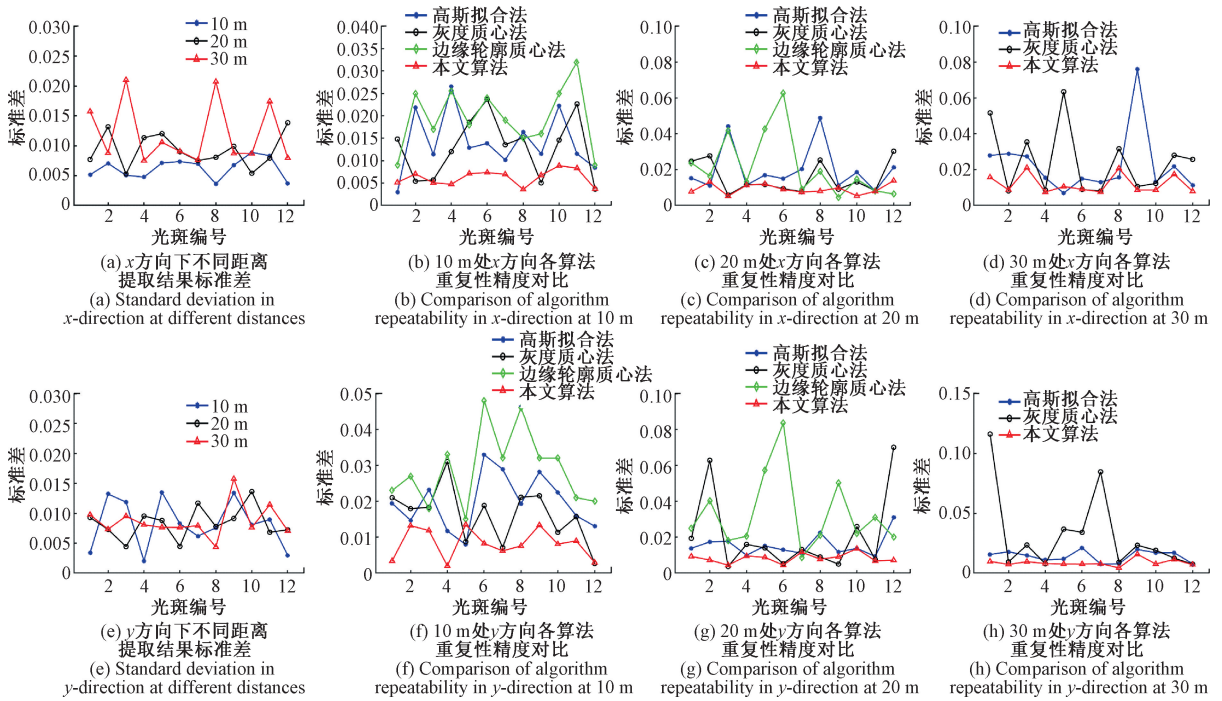


图 16 质心提取结果分析

Fig. 16 Centroid extraction results analysis

3 结 论

针对光斑质心提取中的实时性与高精度需求,提出了一种面向 FPGA 的动态处理算法,融合模板匹配、行程编码连通域识别与距离加权灰度质心法,构建了多级优化架构以克服传统方法在抗噪性与处理延迟方面的局限。算法中,模板匹配结合局部灰度统计实现动态阈值设定,有效提升了低信噪比条件下的阈值提取准确性;行程编码连通域识别通过单次遍历完成多连通区域的标记与质心粗定位,大幅降低片上存储压力,具备良好的硬件可部署性与低延迟特性。

实验结果表明,该多级协同算法在定位精度方面相较于传统灰度质心法与高斯拟合法分别提升 44% 及 69%,鲁棒性提升超过 50%;在 10~30 m 长距离测量场景下,重复性精度优于 0.02 pixels,系统整体延时较传统上位机处理降低约 89%。为复杂工业现场视觉测量任务提供了一种兼具高精度与强实时性的嵌入式解决方案。

参考文献

[1] 么嘉棋, 李国元, 陈继溢, 等. 高分七号卫星激光测高仪光斑质心位置变化分析[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(S2):71-80.
YAO J Q, LI G Y, CHEN J Y, et al. Analysis on the change of GF-7 satellite laser altimeter spot centroid

position [J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(S2):71-80.

- [2] 马浚轩, 李红, 张旭, 等. 面向光轴指向测量系统的光斑质心高精度实时解算方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6):266-273.
MA J X, LI H, ZHANG X, et al. High-precision real-time algorithm for spot centroid determination in optical axis pointing measurement system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6):266-273.
- [3] LIEBE C C. Accuracy performance of star trackers—a tutorial [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(2):587-599.
- [4] 王海涌, 费峥红, 王新龙. 基于高斯分布的星像点精确模拟及质心计算[J]. 光学精密工程, 2009, 17(7):1672-1677.
WANG H Y, FEI ZH H, WANG X L. Precise simulation of star spots and centroid calculation based on Gaussian distribution [J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(7):1672-1677.
- [5] MALLON J, WHELAN P F. Which pattern? Biasing aspects of planar calibration patterns and detection methods[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(8):921-930.
- [6] 刘燕, 董雪慧, 邹宇. 视觉传达技术下星载激光光斑质心精准定位方法[J]. 激光杂志, 2024, 45(12):

- 224-229.
- LIU Y, DONG X H, ZOU Y. A precise positioning method for the centroid of spaceborne laser spot under visual communication technology [J]. *Laser Journal*, 2024, 45(12):224-229.
- [7] 殷壮, 张坤, 亓玉浩, 等. 基于异构传感器双重滤波融合的掘进机位姿感知系统[J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(10):267-281.
- YIN ZH, ZHANG K, QI Y H, et al. Roadheader pose perception system based on heterogeneous sensor dual-filtering fusion[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(10):267-281.
- [8] 吕钧瀚, 娄群, 校金友, 等. 大倾角靶标的双目相机高精度标定方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(23):76-86.
- LYU J H, LOU Q, XIAO J Y, et al. High-precision calibration method of binocular cameras for large inclination targets [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(23):76-86.
- [9] 王艺, 秦超, 徐振邦. 并联机器人非接触式大量程位姿测量系统[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(9):1-8.
- WANG Y, QIN CH, XU ZH B. Non-contact large-stroke position and attitude measurement system for parallel robot [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(9):1-8.
- [10] 刘彦飞, 代永红, 单欣, 等. 高帧频 CMOS 相机对光通信精跟踪系统影响分析[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(6):1319-1325.
- LIU Y F, DAI Y H, SHAN X, et al. Analysis of the impact of high frame frequency CMOS camera on optical communication fine tracking system[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(6):1319-1325.
- [11] FAN Y M, XIAO H, CAO W W, et al. FPGA implementation of real-time star centroid extraction algorithm[C]. 2019 IEEE 2nd International Conference on Information Communication and Signal Processing, 2019:395-399.
- [12] DING J Q, DAI D K, TAN W F, et al. Implementation of star centroid extraction based on FPGA[C]. Thirteenth International Conference on Graphics and Image Processing, 2022:120830Q.
- [13] DHILLON D, CHOUHAN R. Enhanced edge detection using SR-guided threshold maneuvering and window mapping: handling broken edges and noisy structures in canny edges [J]. *IEEE Access*, 2022, 10:11191-11205.
- [14] 王雯蕊, 张泉, 高源蓬, 等. 基于多图超分辨率重建的精细导星仪星点质心定位精度提升方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(3):306-314.
- WANG W R, ZHANG Q, GAO Y P, et al. Precision improvement method of star centroid positioning based on multi-image super-resolution reconstruction for fine guide sensor [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(3):306-314.
- [15] 肖光华, 侯庆民, 张靖, 等. 基于光斑识别的角度传感器及其非线性补偿技术[J]. *传感器与微系统*, 2025, 44(1):97-101.
- XIAO G H, HOU Q M, ZHANG J, et al. Angular sensor and its nonlinear compensation technology based on spot recognition[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2025, 44(1):97-101.
- [16] WAN X W, WANG G Y, WEI X G, et al. Star centroiding based on fast Gaussian fitting for star sensors[J]. *Sensors*, 2018, 18(9):2836.
- [17] 李华, 孙永荣, 赵科东, 等. 锥套定位的高精度点圆特征提取算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(9):190-196.
- LI H, SUN Y R, ZHAO K D, et al. High-precision point-circle feature extraction algorithm for refueling drogue positioning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(9):190-196.
- [18] ZHAO M M, ZHAO W, WANG SH, et al. Centroid-predicted deep neural network in Shack-Hartmann sensors[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2022, 14(1):1-10.
- [19] LI Z Q, LI X Y. Centroid computation for Shack-Hartmann wavefront sensor in extreme situations based on artificial neural networks [J]. *Optics Express*, 2018, 26(24):31675-31692.
- [20] 杨君, 张涛, 宋靖雁, 等. 星点质心亚像元定位的高精度误差补偿法[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(4):1002-1010.
- YANG J, ZHANG T, SONG J Y, et al. High accuracy error compensation algorithm for star image sub-pixel subdivision location[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(4):1002-1010.
- [21] 唐彦琴, 顾国华, 钱惟贤, 等. 四象限探测器基于高斯分布的激光光斑中心定位算法[J]. *红外与激光工程*, 2017, 46(2):64-70.
- TANG Y Q, GU G H, QIAN W X, et al. Laser spot center location algorithm of four-quadrant detector based on Gaussian distribution [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(2):64-70.
- [22] PAGE A, ATTARAN N, SHEA C, et al. Low-power

- manycore accelerator for personalized biomedical applications[C]. 2016 International Great Lakes Symposium on VLSI, 2016: 63-68.
- [23] SRIDHARAN S, DURANTE P, FAERBER C, et al. Accelerating particle identification for high-speed data-filtering using OpenCL on FPGAs and other architectures[C]. 2016 26th International Conference on Field Programmable Logic and Applications, 2016: 1-7.
- [24] MENG X SH, MA C W, TIAN Y, et al. Research on high precision locating of laser spot center in free-space laser communication system[C]. 2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference, 2021: 1625-1629.
- [25] 于文波, 江洁. 低存储资源开销的多路快速星点质心提取方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(12): 2586-2594.
- YU W B, JIANG J. Multichannel fast star centroid extraction method with low memory resource cost[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(12): 2586-2594.
- [26] 张旭, 段发阶, 孙广开, 等. 高轨卫星目指自准直测量光斑实时定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 206-217.
- ZHANG X, DUAN F J, SUN G K, et al. Real-time light spot localization method for target-pointing measurement with autocollimators in high-orbit satellites[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8): 206-217.
- [27] WU H, QIU J, FANG Q, et al. Research on a fast location algorithm for human eye center used in automatic optometry unit[C]. 2020 Chinese Automation Congress, 2020: 2593-2597.
- [28] ROUABEH H, ABDELMOULA C, MASMOUDI M. A new efficient connected component labeling algorithm and its VHDL circuit[C]. 2016 28th International Conference on Microelectronics, 2016: 105-108.
- [29] HE L F, REN X W, GAO Q H, et al. The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms[J]. Pattern Recognition, 2017, 70: 25-43.
- [30] CHANG W Y, CHIU C C, YANG J H. Block-based connected-component labeling algorithm using binary decision trees[J]. Sensors, 2015, 15(9): 23763-23787.
- [31] 刘南南, 徐抒岩, 曹小涛, 等. 自适应加权质心算法

在高精度星点定位中的应用[J]. 光学学报, 2016, 36(8): 121-126.

LIU N N, XU SH Y, CAO X T, et al. Application of adaptive weighted centroid algorithm in high accuracy star localization[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(8): 121-126.

作者简介



韩奕璇, 2019年于电子科技大学获得学士学位, 现为中国科学院微电子研究所研究生在读, 主要从事视觉信息处理, 光学精密测量方面的研究。

E-mail: hanyixuan24@ime.ac.cn

Han Yixuan received her B.Sc. degree from the University of Electronic Science and Technology of China in 2019. She is currently pursuing her M.Sc. degree at the Institute of Microelectronics of the Chinese Academy of Sciences. Her main research interests include visual information processing and optical precision measurement.



董登峰 (通信作者), 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, 现为中国科学院微电子研究所研究员, 博士生导师, 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

Dong Dengfeng (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Zhengzhou University in 2004 and his Ph.D. degree from Beihang University in 2012. He is currently a researcher and Ph.D supervisor at the Institute of Microelectronics of the Chinese Academy of Sciences. His main research interests include optical precision measurement, AI recognition methods, intelligent tracking control, and visual servo control systems.



邱启帆, 2020年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学博士研究生在读, 主要研究方向为光电精密测量及自动控制。

E-mail: qiuqifan@nuaa.edu.cn

Qiu Qifan received his B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2020. He is currently pursuing his Ph.D. degree at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include optoelectronic precision measurement and automatic control.