

激光测距仪镜头感光元件的快速识别与定位算法研究

李超^{1,2}, 周海波^{1,2}, 王桂莲¹, 穆浩志¹, 李涛¹,

(1. 天津理工大学 天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室, 天津 300384;

2. 天津理工大学 机电工程国家级实验教学示范中心 天津 300384)

摘要: 在激光测距仪镜头组件的自动化装配中, 快速、精准识别感光元件雪崩光电二极管 (APD) 的定位坐标, 对于完成镜头焦点的精确对位以及提高图像处理效率至关重要。针对 APD 的图像识别与定位过程, 本文提出一套基于机器视觉的高效、高精度的图像处理算法。首先在粗定位图像处理阶段中, 为提高运算效率, 利用抗干扰性强的归一化互相关匹配 (NCC) 算法, 对图像中的 APD 进行粗定位。在边缘检测中, 采用 Otsu 算法自适应地根据梯度图像变化生成高低阈值, 避免了传统 Canny 算法的手动设置高低阈值的难题。在目标轮廓提取阶段采用连通域标记法, 过滤掉孤立的像素点和非目标区域像素点, 保证了下一步的轮廓拟合精度。在最后的轮廓拟合精定位阶段中, 通过对两种拟合算法比较过程中, 确定最小二乘法圆拟合亚像素定位算法进行 APD 轮廓拟合, 可以保证效率和定位精度, 实验结果表明整个图像处理系统用时 596 ms、定位精度 0.4 pixel, 相对误差为 0.64%, 实现了 APD 图像快速、精准定位的过程, 提高了定位精度和效率。

关键词: 图像识别与定位; 金字塔搜索; Canny 算法; Otsu 算法; 边缘检测; 连通域标记法; 最小二乘法; 轮廓拟合

中图分类号: TN248.4

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2019)01-0035-09

Research on Fast Recognition and Location Algorithm of Photosensitive Component in the Laser Rangefinder Lens

LI Chao^{1,2}, ZHOU Haibo^{1,2}, WANG Guilian¹, MU Haozhi¹, LI Tao¹

(1. Key Laboratory for Design and Intelligent Control of Advanced Mechanical and Electrical Systems in Tianjin,

Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

2. National Experimental Teaching Demonstration Center of Mechanical and Electrical Engineering,

Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: In the automatic assembly of the components of the laser rangefinder lens, it is crucial to get the location of avalanche photodiode (APD) quickly and accurately for the precise alignment of lens focus and improving the efficiency of image processing. Considering the APD image recognition and location process, a highly efficient and high precision image processing algorithm based on machine vision is proposed in this paper. Initially, in the approximate location stage, to improve the computing efficiency, a normalized cross correlation algorithm with a strong anti-interference ability based on the pyramid search algorithm is used to approximately locate the APD in the image. In the edge detection stage, the Otsu algorithm is used to adaptively generate the high and low thresholds according to the gradient image, which avoids artificial setting of high and low thresholds in the traditional Canny algorithm. In the target extraction stage, the contour fitting accuracy uses the connected component analysis is labeling, which can filter out isolated noise and non-target pixel points. In the precise location stage, the two fitting algorithms are compared, and circle fitting based on the least square method is used to fit the APD contour and to ensure the efficiency and positioning accuracy, which is in sub-pixel levels. The

收稿日期: 2018-03-06; 修订日期: 2018-06-11.

作者简介: 李超 (1994-), 男, 硕士, 主要研究方向为图像处理技术。E-mail: 1933722834@qq.com.

通信作者: 穆浩志 (1963-), 男, 硕士, 教授, 主要研究方向为计算机图形学。E-mail: m1056@sina.com.

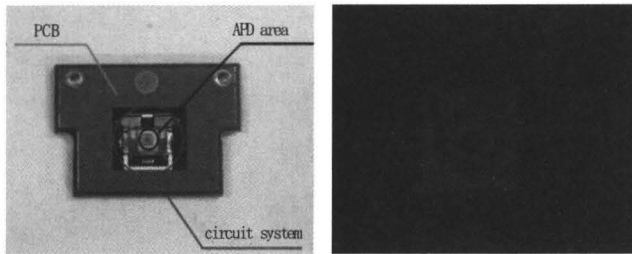
基金项目: 国家自然科学基金项目 (51275209)、天津市自然科学基金重点项目 (17JJCZDJ30400)。

experimental results demonstrate that the system takes 596 ms to process the image, the positioning accuracy is approximately 0.4 pixel, and the relative error is 0.56%. Thus, the system achieves recognition and location of the APD and improves the positioning accuracy and efficiency.

Key words: image recognition and location, pyramid search, Canny algorithm, Otsu algorithm, edge detection, connected component analysis-labeling, least square, contour fitting

0 引言

在激光测距仪、照相机和摄像机等镜头装配中，感光元件的快速图像识别与精准定位尤为重要。雪崩光电二极管（APD）是一种常用的感光元件^[1-2]，为保证感光元件准确放置到透镜的焦点上，依靠人工无法完成装配的情况，常应用机器视觉技术配合光路系统，可以实现高效、精准自动化装配过程。激光测距仪镜头 APD 的芯片如图 1(a)所示，APD 表面为光亮的银白色且周围有复杂的电路系统。为了获取清晰的目标区域，结合镜头装配的特点，本文应用机器视觉技术，在图像采集系统中加入红色同轴光源，获取的 APD 图像如图 1(b)所示。



(a) 原始图像 (b) 采集图像
(a) Original image (b) Image captured

图 1 激光测距仪 APD 图像

Fig.1 APD images of laser rangefinder

感光元件 APD 是用于接收激光的感光区域，由于圆形具有旋转不变性，本文把该区域中的圆形标识作为定位对象。对其图像处理操作难点为 APD 圆形标识区域相对于采集到的整幅图像尺寸非常小，如果直接对它进行识别与定位，则其误识别率和定位误差率将会很高。为此，对整个图像处理系统采取先粗后精的策略，即先粗定位到 APD 所在的局部区域，然后再进行精确的定位。其中在粗定位中，采用基于金字塔搜索的 NCC（Normalized Cross Correlation）算法，相对于 Lewis 提出的 NCC 算法可降低计算量^[3]。在边缘检测阶段采用基于 Otsu 算法的自适应 Canny 算法，相比 John F. Canny

提出的 Canny 算法解决了高低阈值手动选取的问题^[4]。在轮廓拟合阶段，在传统最小二乘法圆形轮廓拟合的基础上，添加了连通域标签法，过滤掉孤立的像素点和非目标区域像素点，进一步保证轮廓拟合的精度^[5-8]。

1 图像处理系统算法

为了实现 APD 图像的精准定位，我们提出了一整套图像处理算法，如图 2 所示。

1.1 模板匹配

对于整幅图像，希望通过一种简单高效的处理手段大致定位出目标所在区域，不需要准确获取 APD 细致的轮廓，其图像处理操作称之为目标区域的粗定位^[9]，模板匹配算法是粗定位的常用方法。

1.1.1 传统的模板匹配算法

1) 平均绝对差（Mean Absolute Differences, MAD）算法

MAD 算法是利用待匹配图像和模板图像的灰度差 $Q(i,j)$ 来度量它们的匹配程度， $Q(i,j)$ 值越小表示两者的相似度越高：

$$Q(i,j) = \frac{1}{M \times N} \times \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |S_{i,j}(s,t) - T(s,t)| \quad (1)$$

式中： $S_{i,j}$ 为待匹配图像中被模板图像覆盖的区域；模板图像 T 像素为 $M \times N$ ，待匹配图像像素为 $W \times H$ 。

由公式(1)可以看出 MAD 算法计算过程比较简单，但是这种算法的缺点在于对待匹配图像的稳定性要求特别高，如果其采集光照环境相对于模板图像的环境差异过大，那么将很难寻找到最佳的匹配位置^[10]。

2) NCC 算法

NCC 算法是通过计算待匹配图像与模板图像之间的相关系数 $R(i,j)$ 来评价两者的匹配程度，相关系数值越接近于 1 代表着两者的相似度越高：

$$R(i,j) = \frac{\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N |S_{i,j}(s,t) - E(S_{i,j})| |T(s,t) - E(T)|}{\sqrt{\sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [S_{i,j}(s,t) - E(S_{i,j})]^2 \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [T(s,t) - E(T)]^2}} \quad (2)$$

式中: $E(S_{i,j})$ 表示待匹配图像中被模板图像覆盖的区域 $S_{i,j}$ 的平均灰度值, $S_{i,j}(s,t)$ 中的 (s,t) 表示为区域图像 $S_{i,j}$ 中的坐标; $E(T)$ 表示模板图像 T 的平均灰度值。

NCC 算法优点在于对光照强度具有适应性,这是由于在计算相关系数时两者分别减去各自的平均值,但相对于 MAD 算法,它的缺点是计算量较大,影响图像处理速度^[11]。

1.1.2 金字塔搜索的 NCC 算法

金字塔搜索法也叫分层搜索法,它首先用高斯滤波器对图像进行卷积模糊,然后对其欠采样取

点,可以保证在采样图像中不会出现虚假的高频信息^[12]。高斯函数公式如下:

$$G(x_i, y_j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x_i-i)^2 + (y_j-j)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中: σ 为高斯公式中的方差; (x_i, y_j) 为 (i, j) 的邻域坐标; $G(x_i, y_j)$ 为邻域像素点 (x_i, y_j) 在卷积核的比重值。图像的卷积公式:

$$L(i, j) = G(x_i, y_j) * S(i, j) \quad (4)$$

式中: $S(i, j)$ 为待卷积图像。

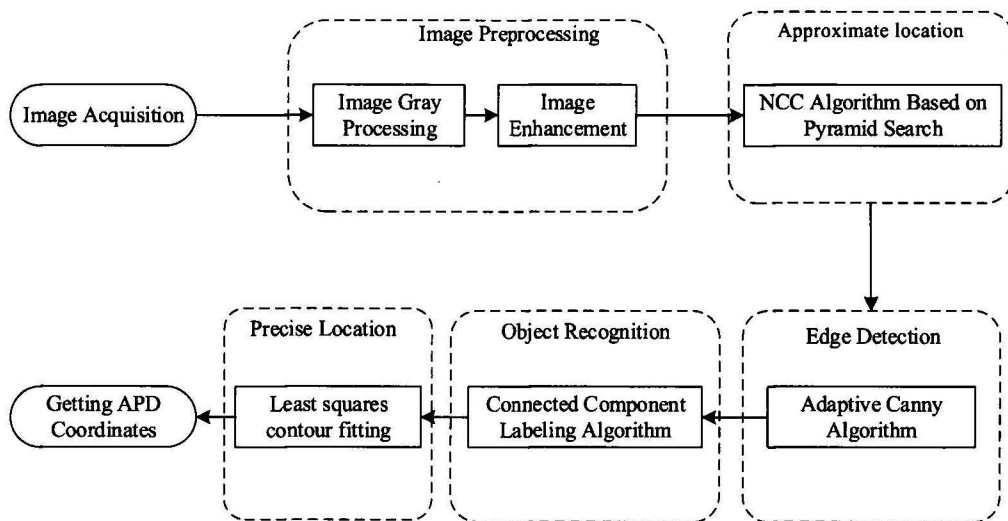


图2 算法流程图 Fig.2 Flow chart of the algorithm

图像经过高斯模糊后进行欠采样取点,即 $L(x,y)$ 为高斯模糊后采样取点图像,其后分别对欠采样选取的模板图像和待匹配图像进行 NCC 算法的匹配。

1.2 边缘检测

边缘特征是物体识别中常用到的重要特征,它的实质是图像中亮度变化明显的点,轮廓边缘反映了一个物体的属性。传统的边缘检测算法主要包括:

1.2.1 传统的边缘检测算法

1) Sobel 算法

Sobel 算法原理是通过计算两组模板矩阵与图像的卷积得到水平方向和垂直方向的梯度图像 G_x 及 G_y :

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * I \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * I \quad (5)$$

$$\text{grad}(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) = (G_x, G_y) \quad (6)$$

梯度幅值:

$$M[i, j] = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (7)$$

梯度方向角:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (8)$$

2) Canny 算法

Canny 算法是常用的边缘检测方法,它的基本原理是:首先通过对图像进行高斯滤波去噪,然后采用公式(6)计算出梯度图像 M ,为了精确提取边缘点,还需要对梯度图像每一个值进行非极大值抑制(NMS),确保检测到的像素点属于局部最大值。它的数学表达式为:

$$N[i, j] = \text{NMS}(M[i, j], Y[i, j]) \quad (9)$$

式中: $Y[i, j]$ 是梯度图像中的 $M[i, j]$ 沿梯度方向的邻域值。Canny 算法采用双阈值进行边缘点的确定,一方面可以去掉虚假的边缘点,同时也可以实现边缘点的连接^[13-14]。

1.2.2 改进 Canny 的边缘检测算法

Canny 边缘检测算法在最后的边缘连接步骤中采用人为设定的双阈值进行划分,一旦图像采集的光照环境发生变化,那么双阈值将要重新设定。引

进 Qtsu 算法自适应地根据图像灰度生成高低阈值, 避免了人为设定高低阈值的难题^[15-16]。具体步骤如下:

首先计算出图像每一个像素点的梯度值, 得出一幅新的图像, 设为梯度图像 M 。其次把梯度图像中的值按照从小到大排列并用初始化的双阈值 d 和 k 将其划分为 3 个区间: Q_2 (确认为边缘点), Q_1 (可能是边缘点), Q_0 (非边缘点)。同时计算出属于同一梯度值 i 在整幅图像出现的频率 p_i :

$$\left\{ \begin{array}{l} w_0 = \sum_{i=0}^d p_i \quad m_0 = \frac{\sum_{i=0}^d ip_i}{w_0} \\ w_1 = \sum_{i=d+1}^k p_i \quad m_1 = \frac{\sum_{i=d+1}^k ip_i}{w_1} \\ w_2 = \sum_{i=k+1}^{l-1} p_i \quad m_2 = \frac{\sum_{i=k+1}^{l-1} ip_i}{w_2} \end{array} \right. \quad (10)$$

式中: w_0 、 w_1 、 w_2 代表这 3 个区间对应的梯度值分别占整幅梯度图像的比重值; m_0 、 m_1 、 m_2 分别是对应区间梯度值的期望值; $(l-1)$ 为最大梯度值。

则各类类内方差为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_0^2 = \frac{\sum_{i=0}^d (i-m_0)^2 p_i}{w_0} \\ \sigma_1^2 = \frac{\sum_{i=d+1}^k (i-m_1)^2 p_i}{w_1} \\ \sigma_2^2 = \frac{\sum_{i=k+1}^{l-1} (i-m_2)^2 p_i}{w_2} \end{array} \right. \quad (11)$$

$$m_T = \sum_{i=0}^{l-1} ip_i \quad (12)$$

$$\sigma^2(d, k) = \sum_{j=0}^2 (m_j - m_T)^2 w_j \quad (13)$$

式中: m_T 为整幅梯度图像的期望值。

公式(13)中的 σ^2 为 3 个区间的类间方差值。当 $\sigma^2(d, k)$ 取得最大值时, 对应的 d 、 k 即为最佳的高低阈值。

1.3 目标识别

边缘检测后得到的区域图像是二值图像, 为了

识别出目标对象, 需要根据它的属性在整幅图像进行筛选, 常用方法有连通区域标记法。它的基本原理是将属于同一连通域的像素点用相同的数字进行标记, 图像被连通域标记后进而可以计算出每一区域的相关参数。最后根据目标对象的相关属性值在整幅图像中进行筛选并提取出该区域^[17-18]。

连通域原理如图 3 所示, 常用的四连通域和八连通域。

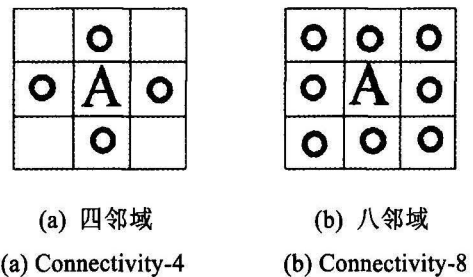


图 3 连通域原理图

Fig.3 Theory of connectivity

1.4 目标定位

在精定位阶段中, 对识别的目标对象进行轮廓拟合并提取出圆心坐标。常用的圆形轮廓拟合算法有霍夫变换 (Hough Transform) 圆拟合、最小二乘法圆拟合等^[19]:

1) 霍夫变换圆拟合

公式(14)中 (x_c, y_c) 为圆心坐标, r 表示半径:

$$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = r^2 \quad (14)$$

将这个圆上的任意一点 (x_i, y_i) 投影到参数空间, 其表达式为:

$$(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 = r^2 \quad (15)$$

式中: x_i 、 y_i 、 r 是参数空间的 3 个变量。首先设定半径范围 $[r_{\min}, r_{\max}]$ 及搜索步长, 然后遍历所有的边缘点并根据公式(15)求出对应半径 r 的圆心 (x_r, y_r) , 统计落在 (x_r, y_r, r) 坐标上边缘点的个数 Q , 使得 Q 值最大的 (x_r, y_r, r) 即为所要求得的圆心坐标 (x_c, y_c) 和半径 r ^[20]。

2) 最小二乘法圆拟合

最小二乘法圆拟合的基本原理是拟合出来的圆心到圆上所有点之间距离的平方差最小^[21], 即:

$$f = \sum_{i=1}^N \left((x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 - r^2 \right)^2 \quad (16)$$

公式(16)中 N 为轮廓上待拟合点的数量, 最后根据极值要求来求出满足条件的圆心坐标 (x_c, y_c) 和半径 r :

$$\frac{\partial f}{\partial x_c} = 0 \quad \frac{\partial f}{\partial y_c} = 0 \quad \frac{\partial f}{\partial r} = 0 \quad (17)$$

2 实验与分析

2.1 实验条件

本次实验对象为 APD 图像,采集的相机型号为 Manta G-201-30fps。仿真实验的系统主机为 PC 机, CPU 为 Intel Core i5 3210M, 主频为 2.5 GHz, 内存 4 G, 其中粗定位、边缘检测、轮廓拟合的仿真实验平台为 Matlab.2015a。

2.2 粗定位

本次实验采集 100 幅图像,分别使用原来的方法和改进的方法对其中随机抽取的 5 幅图像(I-V)进行匹配测试。图 4 为模板图像,其像素为 120×120,待匹配图像的像素为 380×302。



图 4 模板图像 Fig.4 Template image

图 5(a)所示为待匹配图像,图 5(b)为采用 MAD

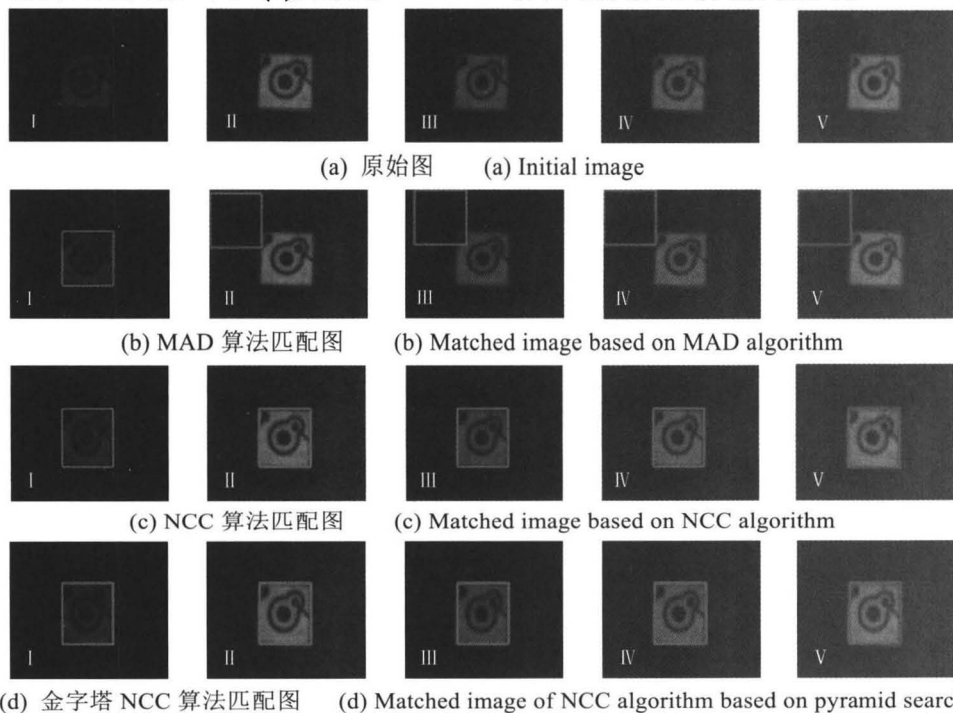
算法匹配图。类似的图 5(c)、图 5(d)为采用 NCC 算法和金字塔 NCC 算法的匹配图,实验数据统计如表 1 所示。

APD 图像在原始图像中的实际像素坐标为 (125,96),精度误差为模板图像所在的实际像素坐标与通过算法搜索的像素坐标做减法得到的。通过实验发现 MAD 算法虽然在效率上比 NCC 稍微高一点,但是由于它对光照环境干扰性太差,不能适用于外界光照环境不稳定的场合。而改进后的金字塔搜索的 NCC 在效率上较传统的 NCC 算法虽然有了很大的提升,但精度测试中出现了一个像素的误差,考虑到本文仅使用模板匹配进行粗定位,只要搜索到了 APD 目标所在大致范围区域就能达到了模板匹配的目的,金字塔搜索的结果基本上不会影响最终的结果。

2.3 边缘检测

为了测试自适应 Canny 算法的精准度,以粗定位得到的 APD 区域图像作为处理对象,分别加以边缘特征检测,高斯滤波器中σ选取 3,高斯卷积核窗口选取 9×9。表 2 的统计值为采用传统 Canny 算法手动调试选取后的最佳高低阈值、自适应 Canny 算法自动根据图像灰度变化选取的最佳高低阈值。图 6 为 3 种算法的边缘检测图。

表 3 是 3 种算法分别提取 APD 区域图像的边缘特征运算所耗时间的统计表。



(d) 金字塔 NCC 算法匹配图 (d) Matched image of NCC algorithm based on pyramid search

图 5 3 种算法的粗定位匹配结果图

Fig.5 Matching image based on three algorithms in approximate location stage

表 1 粗定位精度和匹配时间结果统计 Table 1 Statistics of approximate positioning accuracy and matching time

Serial number	MAD algorithm		NCC algorithm		NCC algorithm based on pyramid search	
	Positioning error/pixel	Matching time/ms	Positioning error/pixel	Matching time/ms	Positioning error/pixel	Matching time/ms
1	(0,0)	94	(0,0)	110	(0,0)	46
2	(1,0)	95	(0,0)	113	(0,0)	48
3	(21,0)	94	(0,0)	109	(0,0)	46
4	(21,96)	78	(0,0)	102	(0,0)	47
5	(126,96)	80	(0,0)	101	(0,0)	43
Average value	(34,38)	88	(0,0)	107	(0,0)	46

表 2 2 种算法的最佳高低阈值 Table 2 Optimum high and low threshold of two algorithms

Algo-rithm	Sample 1		Sample 2		Sample 3		Sample 4		Sample 5	
	High threshold	Low threshold	High threshold	Low threshold	High threshold	Low threshold	High threshold	Low threshold	High threshold	Low threshold
Canny	0.50	0.20	0.50	0.30	0.50	0.20	0.60	0.30	0.60	0.30
Adaptive Canny	0.50	0.27	0.46	0.25	0.46	0.26	0.61	0.29	0.59	0.29

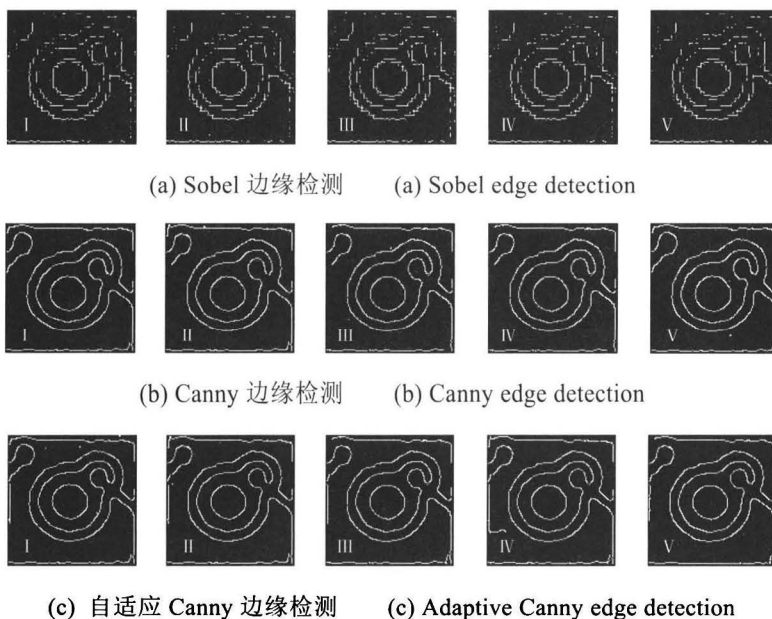


图 6 边缘检测图 Fig.6 Image obtained by edge detection

表 3 边缘检测时间对比

Table 3 Time comparison of edge detection methods

Serial number	ms		
	Sobel	Canny	Adaptive Canny
1	101	248	317
2	99	249	321
3	103	258	323
4	109	241	309
5	102	239	319
Average value	103	247	318

从表 3 可以看出 Sobel 算法耗时最短,但是从图 6 也可以看出它的边缘检测效果太差。Canny 算法虽然计算时间比自适应 Canny 算法短,但这个时间是不包括前期反复用数据测试得到效果最佳的高低阈值时间,考虑到实际情况,在工厂装配环境中进行激光测距仪镜头 APD 的图像采集时,往往会受到不同时间的光照或其他不确定因素的影响,光照强度只要改变,传统的 Canny 算法就要重新设定合适的

高低阈值。自适应 Canny 算法不仅继承了 Canny 检测精度高、抗干扰性强的优点，而且它能够根据周围的光照环境变化重新计算出合适的高低阈值。

2.4 目标识别

为了采用连通域标记法筛选出目标区域，我们分别采用四邻域和八邻域对边缘检测的区域图进行标记。图 7(a)为四邻域标记图，图 7(b)为八邻域标记图。

图 7 中每一种颜色代表一个连通域。如果采用四邻域划分，APD 中心的圆形轮廓被划分几个不同的区域，而八邻域标记把该轮廓划分为一个整体，更有利于后期目标对象的提取。

通过对每个连通域的像素个数进行计算统计，我们可以得到每个连通域的面积属性。然后根据圆形轮廓封闭区域的面积筛选，实际测得该封闭区域面积为 793 像素，然后设定高低范围值为 600 像素和 900 像素进行过滤，最后达到了目标分离目的，实验结果如图 8 所示。采用连通域标记法分离 APD 圆形轮廓平均用时 20 ms。

2.5 精定位

为了对比霍夫变换和最小二乘法两种轮廓拟

合算法的效率、精度，对连通区域标记法筛选后的 APD 的轮廓进行检验。对于曲线的拟合误差，可以用原曲线与拟合后曲线上对应点的绝对误差 E 和相对误差 e 表示^[22]， r_i' 表示原曲线上对应点到拟合圆心的半径。计算公式见下式：

$$r_i' = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \tag{18}$$

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |r_i' - r| \tag{19}$$

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{r_i' - r}{r} \right| \tag{20}$$

式中： N 表示图像中待拟合像素点的个数； (x_c, y_c) 和 r 是拟合得到的 APD 圆心像素坐标和半径； (x_i', y_i') 表示拟合后的曲线中与点对应的坐标； (x_i, y_i) 表示原曲线上与之对应的坐标。

本次拟合对象为连通域筛选后的目标二值图像。图 9(a)为霍夫变换圆拟合的结果图，图 9(b)为最小二乘法圆拟合的结果图。拟合数据对比如表 4 所示。

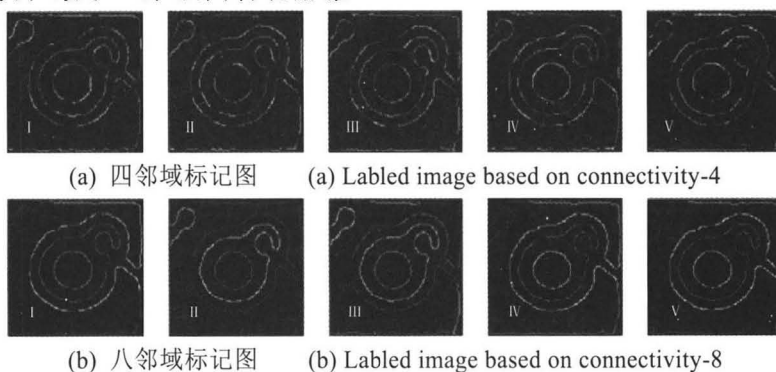


图 7 连通域标记图 Fig.7 Labeled image based on connectivity processing



图 8 目标分离 Fig.8 Object separation



(a) 霍夫变换圆拟合 (a) Hough transform circle fitting



(b) 最小二乘法圆拟合 (b) Least squares method for circle fitting

图 9 轮廓拟合图 Fig.9 Image after contour fitting

表 4 拟合结果对比 Table 4 Comparison of fitting results

Serial number	Circle fitting based on Hough transform				Least squares method for circle fitting			
	Detection value (a,b,r)	Fitting error E/pixel	Relative error e/%	Fitting time /ms	Detection value (a,b,r)	Fitting error E/pixel	Relative error e/%	Fitting time /ms
1	(44,45,11)	0.4591	0.73	291	(33.96,37.74,10.93)	0.3365	0.54	214
2	(44,44,10)	0.8628	1.36	242	(33.96,34.74,10.83)	0.3418	0.55	208
3	(39,40,10)	0.6193	1.14	283	(38.75,40.01,10.67)	0.3552	0.64	218
4	(44,45,10)	0.5676	0.97	256	(44.10,45.23,10.74)	0.3567	0.57	215
5	(44,44,10)	0.4874	1.16	245	(41.54,41.47,10.71)	0.2945	0.50	208
Average value	(44,44,10)	0.5992	1.07	263	(38.46,40.43,10.77)	0.3369	0.56	212

从表 4 中的实验结果可以看出，最小二乘法的拟合时间和精度相比较 Hough 变换大大地提高了。最小二乘法拟合精度比较高，但是由于所有检测的像素点都参与到计算中，导致它的抗噪性能比较差。Canny 算法进行边缘检测时，已经加入了高斯滤波，同时在目标提取阶段采用连通域标记法使提取的目标轮廓不会出现孤立的像素点，排除了非目标像素点的干扰。综合上述，本文最终选用最小二乘法作为精定位的圆拟合算法。

2.6 系统耗时

通过对整套图像处理系统的运行时间统计，其中包括图像预处理时间和金字塔搜索 NCC 算法匹配时间、自适应 Canny 算法边缘检测时间、连通域标记法区域连通时间、最小二乘法轮廓拟合时间，整套系统的平均运行时间 596 ms，精度为 0.4pixel，相对误差为 0.56%，满足企业对激光测距仪的装配效率要求。

3 结语

1) 针对激光测距仪镜头 APD 感光元件图像小、定位精度高的特点，给出了采用模板匹配进行粗定位、边缘检测、连通区域标记法分离 APD 目标、轮廓拟合定位 APD 的图像处理流程，并对分析了对应的图像处理算法。

2) 为了实现激光测距仪镜头 APD 图像的高效、精准识别与定位，本文提出了一套优化的高效高精度的图像处理系统，首先采用金字塔搜索的 NCC 算法进行粗定位，定位到 APD 所在的局部区域；其次采用基于 Otsu 算法的自适应 Canny 算法进行高效且精确的边缘检测；采用连通域标记法进行精准的分离出定位对象；最后采用最小二乘法拟合拟合出位置坐标。经过实验验证，图像处理系统平均

用时 596 ms、精度为 0.4 pixel，相对误差为 0.56%，实现了 APD 图像快速、精准定位的过程。

参考文献:

- [1] Mathewson A A, Duane R, Wrixon G T. CMOS compatible avalanche photodiode (APD) arrays[C]//*Proceedings of SPIE*, 1596, 2209: 378-387.
- [2] 张际青. 雪崩型光电二极管阵列器件的设计与分析[D]. 南京: 南京理工大学, 2007.
ZHANG Jiqing. Design and Analysis of Avalanche Photodiode Arrays [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2007.
- [3] Luigi Di Stefano, Stefano Mattoccia. Fast template matching using bounded partial correlation[J]. *Machine Vision and Applications*, 2003, 13(4): 213-221.
- [4] CHEN Y, XU M, LIU H L, et al. An improved image mosaic based on Canny edge and an 18-dimensional descriptor[J]. *Optik International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(17): 4745-4750.
- [5] Akmal R, Othman N Z S, Abdullah B, et al. Connected component labeling using components neighbors-scan labeling approach[J]. *Journal of Computer Science*, 2010, 6(10): 1070-1078.
- [6] Kanatani K, Rangarajan P. Hyper least squares fitting of circles and ellipses[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2011, 55(6): 2197-2208.
- [7] 郭亚娟, 秦襄培, 章秀华. 基于最小二乘拟合的 PCB 板焊点定位[J]. *计算机与数字工程*, 2014(11): 2181-2184.
GUO Yajuan, QIN Xiangpei, ZHANG Xiuhua. Location of PCB solder joints based on least square fitting [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2014 (11): 2181-2184.
- [8] 李宝顺, 贡文凯, 包亚萍, 等. 基于最小二乘法的鼻子轮廓提取[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(5): 814-820.
LI Baoshun, GONG Wenkai, BAO Yaping, et al. Nose contour extraction based on least square method[J]. *Journal of Computer Aided*

- Design & Computer Graphics*, 2017, **29** (5): 814-820.
- [9] 赵克军, 胡晓东, 张弘. 由粗定位到精提取的图像显著区域检测[J]. *科学技术与工程*, 2015, **15**(31): 67-73.
- ZHAO Kejun, HU Qiaodong, ZHANG Hong. From Rough Location to Refining to Detect Image Salient Region[J]. *Science Technology and Engineering*, 2015, **15** (31): 67-73.
- [10] Brunelli R. *Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice*[M]. WILEY, 2009.
- [11] Hisham M B, Yaakob S N, Raof R A A, et al. Template matching using sum of squared difference and normalized cross correlation[C]//*Research and Development of IEEE*, 2016: 100-104.
- [12] 唐璜, 李青. 一种快速的模板匹配算法[J]. *计算机应用*, 2010, **30**(6): 1559-1561.
- TANG Jian, LI Qing. Fast Template Matching Algorithm [J]. *Journal of Computer Applications*, 2010, **30** (6): 1559-1561.
- [13] Ding L, Goshtasby A. On the Canny edge detector[J]. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(3): 721-725.
- [14] YANG J G, LI B Z, CHEN H J. Adaptive edge detection method for image polluted using Canny operator and Otsu threshold selection[J]. *Advanced Materials Research*, 2011, **301-303**: 797-804.
- [15] 曹哲, 张弓, 戴为龙. 结合二次Otsu和SIFT的光学和SAR水域图像快速配准[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017(11): 1963-1970.
- CAO Zhe, ZHANG Gong, DAI Weilong. Fast Optical and SAR Water Image Registration Based on Second Otsu and SIFT [J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2017(11): 1963-1970.
- [16] HE L, CHAO Y, ZHAO X, et al. Configuration-transition-based connected-component labeling[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(2): 943-51.
- [17] 曹长虎, 李亚非. 一种二值图像连通区域标记快速算法[J]. *科学技术与工程*, 2010, **33**(10): 8168-8171.
- CAO Changhu, LI Yafei. Fast algorithm for connected region labeling of binary image[J]. *Science Technology and Engineering*, 2010, **33**(10): 8168-8171.
- [18] 许宏科, 秦严严, 陈会茹. 一种基于改进Canny的边缘检测算法[J]. *红外技术*, 2014, **36**(3): 210-214.
- XU Hongke, QIN Yanyan, CHEN Huiru. An improved algorithm for edge detection based onCanny [J]. *Infrared Technology*, 2014, **36**(3): 210-214.
- [19] Djekoune A O, Messaoudi K, Amara K. Incremental circle hough transform: an improved method for circle detection[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2017, **133**: 17-31.
- [20] 唐庆博, 唐超, 张恒浩. 一种改进的基于Hough变换的精确圆检测方法[J]. *航空计算技术*, 2017, **47**(3): 58-61.
- TANG Qingbo, TANG Chao, ZHANG Henghao. An improved accurate circle detection method based on Hough transform[J]. *Aeronautical Computing Technology*, 2017, **47**(3): 58-61.
- [21] 杨文武, 黄冠华. 基于形状插值与移动最小二乘变形的图像渐变[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, **29**(7): 1210-1217.
- YANG Wenwu, HUANG Guanhua. Image gradient based on shape interpolation and moving least square deformation [J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2017, **29**(7): 1210-1217.
- [22] 丁婷婷. 基于机器视觉的IC芯片焊点定位检测与误差分析[D]. 西安: 西安工业大学, 2015.
- DING Tingting. The Location Detection and Error Analysis of IC Chip Solder Based on Machine Vision[D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2015.