

# 融合改进Canny与RANSAC的圆形孔位识别方法

张曼, 李焕哲\*, 张腾越

河北地质大学信息工程学院, 河北 石家庄

收稿日期: 2026年5月4日; 录用日期: 2026年6月4日; 发布日期: 2026年6月11日

## 摘要

为解决酶联斑点(ELISPOT)图像中孔位轮廓在不同因素干扰下难以准确识别的问题, 提出了基于改进Canny边缘检测、弧段筛选与RANSAC圆拟合相结合的孔位检测方法。在边缘检测阶段, 引入结构感知自适应高斯滤波与基于梯度幅值的动态双阈值策略, 以适应不同复杂场景并防止真实边缘被抑制; 随后引入弧段长度与方向一致性约束对候选弧段进行筛选, 有效抑制斑点及噪声干扰; 在圆拟合阶段, 建立半径聚类约束的RANSAC模型, 并结合半径一致性筛选与内圆优先选择策略, 实现同心圆结构条件下的鲁棒拟合。以524张不同场景下的酶联斑点孔位图像为测试数据, 设置圆心与半径误差阈值分别为5px和10px。实验结果表明, 所提方法的孔位圆心检测准确率为95.42%, 半径检测准确率为88.93%, 在复杂成像条件下能够保持稳定的检测性能。

## 关键词

孔位识别, Canny边缘检测, RANSAC圆拟合, 结构感知

# A Circular Hole Detection Method Based on Improved Canny Edge Detection and RANSAC

Man Zhang, Huanzhe Li\*, Tengyue Zhang

School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang Hebei

Received: May 4, 2026; accepted: June 4, 2026; published: June 11, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 张曼, 李焕哲, 张腾越. 融合改进 Canny 与 RANSAC 的圆形孔位识别方法[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(6): 33-50. DOI: 10.12677/csa.2026.166207

## Abstract

To address the challenge of accurately identifying well contours in Enzyme-Linked Immunospot (ELISPOT) images under various interfering factors, a well detection method is proposed by integrating an improved Canny edge detection algorithm, arc segment screening, and RANSAC-based circle fitting. In the edge detection stage, a structure-aware adaptive Gaussian filtering strategy is introduced, together with a gradient magnitude-based dynamic double-threshold scheme, which enables the method to adapt to complex imaging conditions while preventing true edges from being suppressed; Subsequently, candidate arc segments are filtered by imposing constraints on arc length and directional consistency. This step effectively suppresses interference caused by spots and noise, thereby improving the reliability of contour extraction. In the circle fitting stage, a RANSAC model with radius clustering constraints is established. By integrating radius consistency filtering and an inner-circle priority selection strategy, the method achieves robust fitting under concentric circle conditions. Using 524 images of ELISPOT well positions from various scenarios as test data, and set the center and radius error thresholds to 5px and 10px, respectively. Experimental results show that the proposed method achieves a detection accuracy of 95.42% for well center detection and 88.93% for radius detection, maintaining stable detection performance under complex imaging conditions.

## Keywords

Hole Position Recognition, Canny Edge Detection, RANSAC Circle Fitting, Structure-Aware

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在医疗机构临床检验和科研实验的酶联斑点(Enzyme-Linked Immunospot Assay, ELISPOT)拍摄与分析过程中,孔位轮廓的精准检测尤为重要。如在对酶联斑点进行自动拍摄时,可以根据提取到的轮廓确定孔位的圆心坐标,计算该坐标与预览区域中心的偏差后,通过驱动载物台上 X/Y 轴执行位移补偿来实现孔位自动居中,确保拍摄的孔位始终处于预览区域中心。除此之外,孔位轮廓的半径信息还可以确定后续斑点分析时切边图的有效范围。因此,高效精准的孔位轮廓提取对酶联斑点自动化拍摄与分析具有重要意义。前期研究中采用 YOLOv11 模型[1]对酶联斑点孔位图像进行目标检测,但数据集有限且难以覆盖所有场景,在实际应用中模型会由于泛化能力不足导致轮廓检测精度不稳定。基于此,本文引入传统图像处理方法作为 YOLOv11 模型的补充,以提升数据集外在光线不足、孔位残缺、背景复杂等场景下的轮廓检测精度与稳定性。

酶联斑点实验板中孔位的轮廓形状为圆形,可以使用圆形检测算法实现其识别与定位。目前传统圆拟合方法主要有 3 类: Hough 圆变换[2]、RANSAC 类方法[3]以及基于代数或几何误差最小化的圆拟合方法[4]。Hough 类方法最大的优点是抗干扰能力较强,对噪声不是很敏感。但该类算法运算量大,难以满足拍摄实时性的要求[5];代数拟合方法复杂度较小,整体轮廓完整时可快速拟合出准确圆边界,缺点是对噪声、伪边缘敏感,不具备鲁棒性;RANSAC 方法通过随机采样可提升拟合鲁棒性,实现了较好的拟合效果,然而传统 RANSAC 方法在面对同心圆结构及斑点干扰等情况下,仍会出现拟合精度

不足的问题。

另外,边缘检测是圆形检测过程的前提,获得准确的边缘特征也是实现圆形拟合、计算圆心与半径等信息的重要依据[6]。目前常用的传统边缘检测方法有基于一阶微分的 Roberts、Sobel、Prewitt 算子[7],二阶微分的 Laplacian [8]、Marr、Wallis 算子等,这些方法原理简单、运算速度快,缺点是容易放大噪声。1986 年由 Canny [9]提出的经典算法首次将图像滤波、双阈值筛选和连通性分析系统地集成到一个框架中,该方法具有检测精度高、定位准确等特点,在实际中得到广泛应用。但在酶联斑点图像中,由于存在光照不均、背景复杂以及斑点干扰等复杂因素,传统 Canny 方法中的固定阈值策略无法适配所有场景,且高斯滤波会对图像进行无差别平滑,容易造成边缘细节丢失,从而影响后续圆形检测的稳定性。

针对以上问题,本文提出了融合改进 Canny 与鲁棒 RANSAC 的圆形孔位识别方法,主要贡献如下:

(1) 提出结构感知自适应高斯滤波方法,通过融合局部结构张量分析与边缘置信度估计,实现对滤波方向与强度的自适应调节,可在抑制噪声的同时有效保留边缘细节,提高边缘检测的稳定性与连续性。同时结合基于梯度幅值最大值的动态比例阈值,能有效适应不同场景下的孔位图像。

(2) 构建弧段一致性筛选策略,通过引入弧段长度约束与方向一致性判别机制,对边缘结果进行结构分割与筛选,有效剔除由斑点及复杂背景引起的伪边缘,降低后续拟合误差。

(3) 在圆拟合阶段,提出半径聚类约束的增强型 RANSAC 拟合方法。通过在随机采样过程中引入半径一致性约束,有效解决同心圆结构导致的跨圆采样问题,并且利用内圆优先选择策略并能自动区分内圆与外圆,从而满足酶联斑点分析中对内圆的特定需求。最后结合最小二乘法实现模型参数的精细优化,提高了圆心定位精度与算法鲁棒性。

实验在真实拍摄的数据集上进行研究,证明了该方法在不同场景下能计算出酶联斑点孔位的精准圆心与半径,可顺利进行自动居中拍摄与斑点分析。

## 2. 相关工作

为了解决传统 Canny 边缘检测的不足之处,文献[10]提出了一种能够对边缘强度与尺度进行实时控制的边缘保持平滑滤波方法,对于每个像素,方法通过对多个重叠图像块的平滑结果进行加权平均来获得最终输出,其中权重由图像块方差的倒数决定。该策略实现了自适应滤波,能够在有效平滑纹理的同时保留显著边缘;文献[11]引入梯度强度统计实现了 Canny 算法双阈值的自适应选取;文献[12]通过先检测椒盐噪声、自适应模板中值替换,再执行双边滤波平滑的方式,改进传统双边滤波对椒盐噪声滤除效果差的问题,在去噪的同时更好保留边缘;文献[13]通过引入基于局部窗口变化的结构指示器,在输入图像与平滑图像之间进行自适应插值选择,实现了纹理抑制与结构保留的结构感知平滑滤波。以上算法仅在结构较为单一、边缘连续性较好的图像中表现较好,而酶联斑点孔位图像中存在大量斑点干扰,会导致检测精度下降。

对于鲁棒圆检测算法的改进,文献[14]利用最小二乘拟合方法结合区域化半径辅助的弧长和弦长,实现鲁棒的圆检测;文献[15]采用霍夫梯度粗定位、RANSAC 内点筛选与基于邻域内点分布的加权最小二乘(WLS)圆拟合方法,引入的内点权重可以降低干扰点对圆参数的影响;文献[16]提出一种基于五象限的圆拟合算法,根据圆弧与对应圆心的位置,将圆弧分为五个象限,在五个象限内对圆弧进行最小二乘拟合找到候选圆集合,最终在候选圆中找到真实圆并作标记,该思想能够提升算法效率、增强鲁棒性;文献[17]通过预检测机制的改进 RANSAC 图像配准方法,使用临时模型筛选与随机块选取策略以保证检测精度。以上方法虽在工业检测领域已取得一定成果,但进行酶联斑点孔位检测时,均会受到斑点与孔壁厚度的干扰造成拟合时圆心偏移。

目前针对酶联斑点特定场景的检测方法相对匮乏,为此本文在传统 Canny 算法和 RANSAC 算法的

基础上进行针对性改进,以有效保留边缘细节,并在拟合过程中解决圆心偏移问题。

### 3. 酶联斑点孔位轮廓检测方法

#### 3.1. 改进 Canny 边缘检测

##### 3.1.1. 针对斑点图像的预处理

传统 Canny 边缘检测算法使用高斯滤波器对图像进行预处理,检测效率较高,但该滤波器对高频信号无差别平滑,容易削弱真实轮廓的梯度值。尤其是在酶联斑点图像孔位背景亮度不均、轮廓对比度低、背景梯度与轮廓梯度幅值相近的复杂场景下,传统高斯滤波难以有效区分背景和轮廓,会造成轮廓与背景同时削弱导致边缘检测时背景也被当作轮廓检测出来,不利于后续孔位的精准拟合。因此,对于孔位轮廓对比度较高、背景梯度变化较小的图像,采用传统高斯滤波进行平滑;对于背景复杂、轮廓对比度低的场景,本文引入基于结构张量的方向约束与边缘置信度调节,构建了一种结构感知的自适应高斯滤波方法,可以在平滑噪声的同时降低滤波器对孔位轮廓的影响。

预处理阶段先使用  $5 \times 5$  的中值滤波减少离散斑点干扰,然后采用 CLAHE 自适应直方图均衡[18]对图像进行对比度增强,改善光照不均问题并防止真实轮廓因对比度较弱被漏检。接下来计算背景梯度复杂度来判断使用哪种方式对图像进行平滑。判别方式如下:

计算图像经中值滤波后的背景梯度占比。对输入的酶联斑点图像  $I(x, y)$  进行梯度计算,得到水平方向和垂直方向的梯度:

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y} \quad (1)$$

梯度幅值  $M(x, y)$  表示为:

$$M(x, y) = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (2)$$

图像的全局梯度均值  $E_{total}$  :

$$E_{total} = \frac{1}{N} \sum_{x,y} M(x, y) \quad (3)$$

为得到背景的背景梯度均值,采用大尺度高斯模糊( $\sigma = 15$ )去除图像中的高频噪声,对图像进行较强的平滑处理来减少噪声干扰,突出背景特征[19]。 $\sigma$  值越大,对高频信号抑制效果越明显。由于轮廓边缘的空间尺度约 3~5 px,  $\sigma$  选择 15 显著大于目标结构尺度,使用该参数可抑制孔位轮廓或斑点边缘等高频结构,得到背景图像  $I_{bg}(x, y)$ , 并计算背景图像的梯度均值:

$$E_{bg} = \frac{1}{N} \sum_{x,y} M_{bg}(x, y) \quad (4)$$

定义背景梯度占比系数  $R$ :

$$R = \frac{E_{bg}}{E_{total} + \varepsilon} \quad (5)$$

设置固定阈值,当  $R$  大于固定阈值 0.20 时,说明该图像可能由于光照不均等因素导致背景梯度占比较大,此时选择结构感知的自适应高斯滤波对图像进行处理,否则使用传统高斯滤波。

在结构感知自适应高斯滤波中,滤波器参数的确定和权重的计算均进行了升级,在原来的基础上引入了局部结构方向约束和边缘置信度调节。改进后的算法流程如下所示:

1) 使用公式(1)、公式(2)再次计算输入图像的梯度幅值,并对结果归一化处理来消除不同图像梯度量

级之间的差异，为后续边缘置信度估计做准备。

2) 为降低滤波器对孔位轮廓的影响，需先获得孔位轮廓的结构信息，这里借助结构张量(Structure Tensor)对图像局部梯度分布进行建模[20]。在图像处理过程中，结构张量本质上是一个  $2 \times 2$  的对称矩阵，常用来分析与提取图像的局部信息，如几何结构与方向[21]-[23]，数学定义如下：

设输入灰度图像为  $I(x, y)$ ，在  $x, y$  方向上的一阶梯度分别为  $I_x$  和  $I_y$ ，局部结构张量公式如式(6)所示。

$$J = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{13} & T_{14} \end{bmatrix} = G_\sigma * \nabla I \nabla I^T = \begin{bmatrix} G_\sigma^*(I_x^2) & G_\sigma^*(I_x I_y) \\ G_\sigma^*(I_x I_y) & G_\sigma^*(I_y^2) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$G_\sigma^*(\cdot)$  表示对图像进行高斯平滑，降低噪声干扰； $*$  为卷积运算。结构张量  $J$  是一个对称的半正定矩阵，特征值可表明偏微分在图像两个正交方向(边缘方向及其垂直方向)上的强度变化，可以用来区分图像的结构特征[23]。特征值的计算公式如式(7)所示：

$$\lambda_{12} = \frac{T_{11} + T_{12} \pm \sqrt{(T_{11} - T_{22})^2 + 4T_{12}^2}}{2}, \lambda_1 \geq \lambda_2 \quad (7)$$

$\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$  时，处于背景中灰度变换平缓区域； $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$  时，位于孔位边缘区域； $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg 0$  时，位于角点区域。图 1 分别给出结构张量在不同局部结构中  $\lambda$  的特点及椭圆示意图。

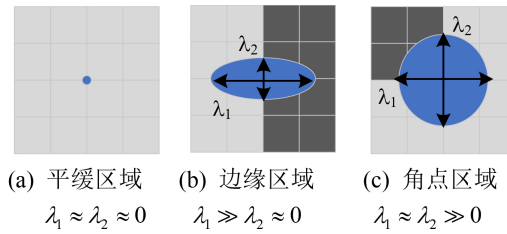


Figure 1. Schematic illustration of the structural tensor response for different local structures

图 1. 不同局部结构的结构张量特征响应示意图

在这里引入指标  $C$  量化局部结构的方向一致性。其中  $\varepsilon$  为防止除数为零的极小常数。结合梯度幅值  $M(x, y)$ ，构建局部边缘的置信度  $E$  以区分边缘和背景。

$$C = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \varepsilon} \quad (8)$$

$$E = C \cdot M(x, y) \quad (9)$$

3) 通过结构张量可进一步计算出当前像素邻域内的主结构方向，如式(10)所示。

$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{2I_x I_y}{I_x^2 - I_y^2 + \varepsilon} \right) \quad (10)$$

式中， $\varepsilon$  为防止分母为零的极小常数； $\theta(x, y)$  表示邻域内灰度变化率最小的方向，也是边缘的切线方向。根据该方向可以进行坐标旋转，将原始的  $x$  轴  $y$  轴旋转以边缘切线方向为  $x$  轴，边缘的垂直方向为  $y$  轴的局部坐标系。如此可将邻域像素的相对位置  $(\Delta x, \Delta y)$  投影到主方向坐标系中，得到沿边缘切线方向与垂直方向的分量：

$$\begin{cases} d_{\parallel} = \Delta x \cos \theta + \Delta y \sin \theta \\ d_{\perp} = -\Delta x \sin \theta + \Delta y \cos \theta \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $d_{\parallel}$  为沿边缘切线方向的位移;  $d_{\perp}$  为垂直于切线方向的位移。

4) 根据边缘置信度自适应设置滤波强度, 设定阈值  $T$  为 0.45。同时, 分别设定背景区域和轮廓边缘区域对应的标准差  $\sigma_b = 2.0$  和  $\sigma_e = 0.15$ , 较大的  $\sigma_b$  可以增强对背景的平滑效果, 较小的  $\sigma_e$  有助于保留边缘细节不被平滑, 表达式如式(12)所示。

$$\sigma = \begin{cases} \sigma_e, & E > T \\ \sigma_b \left(1 - \frac{E}{T}\right) + \sigma_e \frac{E}{T}, & E \leq T \end{cases} \quad (12)$$

标准差根据边缘置信度自适应调节,  $E > T$  时说明当前像素被判定为真实边缘, 选择较小的标准差  $\sigma_e$ ;  $E \leq T$  时采用线性插值的方式在  $\sigma_b$  与  $\sigma_e$  之间平滑过渡, 滤波强度随背景结构的变化而变化, 避免产生伪影。除根据像素是否位于边缘区域设置标准差外, 进一步结合主结构方向对高斯核进行调整, 将标准差拆分为沿边缘切线方向和垂直切线方向, 可有效避免边缘被过度平滑。两个方向的标准差是在  $\sigma$  的基础上经过方向调节系数  $\alpha = 0.5$ ,  $\beta = 1.5$  缩放得到, 在沿边缘的切线方向衰减较慢, 在垂直方向衰减较快, 用来控制滤波核在不同方向上的平滑程度。

$$\sigma_{\parallel} = \alpha \sigma, \sigma_{\perp} = \beta \sigma \quad (13)$$

5) 根据上述改进定义高斯滤波权重, 公式为:

$$w(\Delta x, \Delta y) = e^{-\left(\frac{d_{\parallel}^2}{2\sigma_{\parallel}^2} + \frac{d_{\perp}^2}{2\sigma_{\perp}^2}\right)} \quad (14)$$

处理完成后, 对于窗口未覆盖到的边界区域, 使用固定的高斯滤波进行补偿。

对图 2 输入的酶联斑点孔位图像分别进行传统高斯滤波和结构感知自适应高斯滤波处理, 选取穿过孔位中心的灰度剖面线来对不同滤波结果的灰度分布进行波形对比分析, 结果如图 3 所示。

灰度剖面线选取为穿过酶联斑点孔位中心且沿孔位直径方向的直线, 分别经过孔外背景→孔位轮廓→孔内区域→孔位轮廓→孔外背景。波形图的横坐标表示沿孔位中心剖面线方向的像素位置, 纵坐标表示对应位置处的灰度值大小。灰度值变化幅度越大, 表示该位置处的亮暗变化越明显。由图中对比结果可以看出, 传统高斯滤波处理后的结果中对梯度幅值较高的真实边缘部分也进行了平滑。而结构感知自适应高斯滤波处理后的波形图在梯度幅值较高区域与原图基本重合, 保留了孔位轮廓的边缘细节。

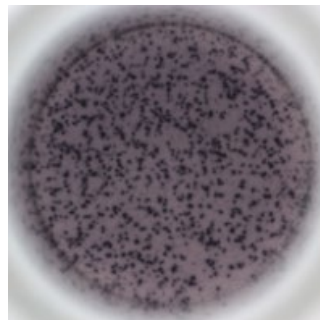
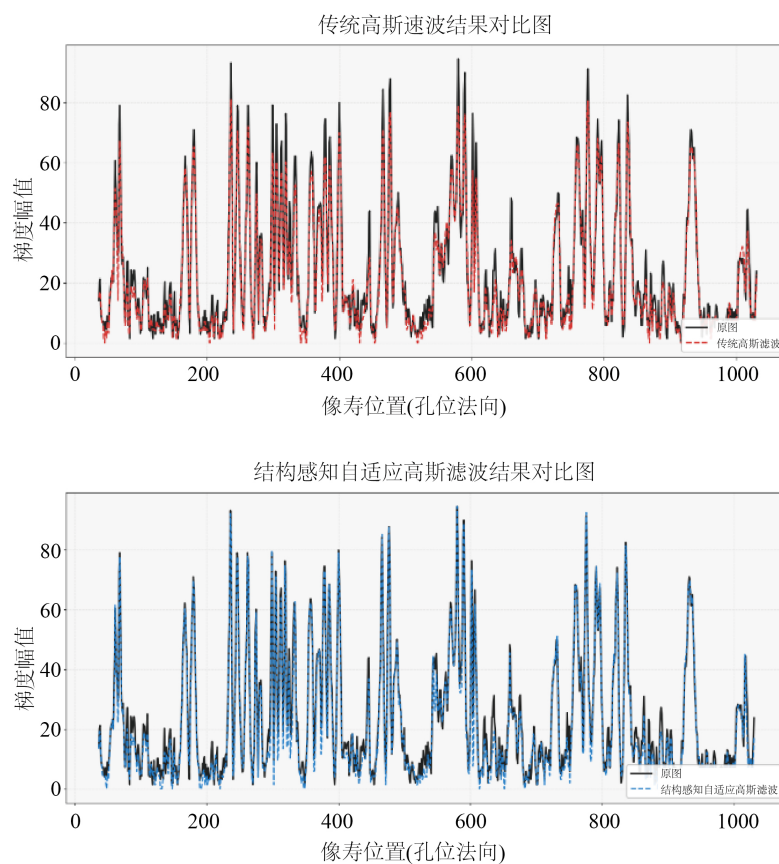


Figure 2. ELISpot well image  
图 2. 酶联斑点孔位图



**Figure 3.** Comparison of grayscale values after traditional gaussian filtering and improved Gaussian filtering

**图 3.** 经传统高斯滤波和改进后高斯滤波处理后的灰度值对比

### 3.1.2. 自适应双阈值优化

传统 Canny 边缘检测通常采用固定阈值或基于全局统计梯度均值的自适应策略，难以适应斑点干扰且场景多变的酶联斑点孔位图像。本文在双线性插值的非极大值抑制[24]后，采用基于最大梯度幅值的自适应双阈值优化方法，能够有效提高孔位轮廓边缘的检测精度。

不同场景下的孔位图像成像效果有差异，因此要对图像的梯度幅值进行全局最大值归一化处理，来确定最大梯度值  $M_{\max}$  与孔位真实边缘之间的关系，如式(15)所示。

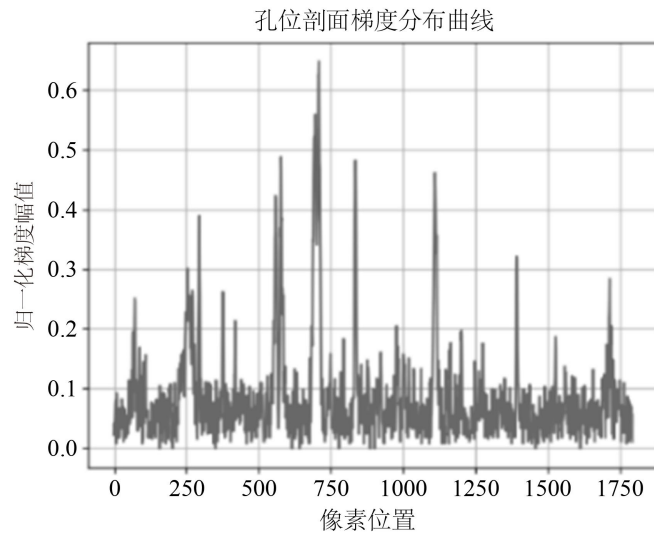
$$\hat{M}(x, y) = \frac{M(x, y)}{M_{\max}}, \hat{M}(x, y) \in [0, 1] \quad (15)$$

$M(x, y)$  表示非极大值抑制后图像中像素点  $(x, y)$  处的梯度幅值。图 4 展示了归一化后沿孔内剖面的梯度幅值随像素位置变化的波形图。

图中真实边缘对应的归一化梯度幅值通常表现为局部峰值，背景区域的梯度值相对较弱。因此，高阈值可定义为最大梯度幅值的一定比例，以有效区分边缘与噪声，即：

$$T_H = \alpha \cdot M_{\max} \quad (16)$$

其中  $\alpha$  为比例系数。已有研究表明[25]， $\alpha$  取值通常在 0.2~0.3 范围内具有较好的检测效果。结合数据集进行参数敏感性分析，在区间[0.2, 0.3]内进行搜索，结果表明当  $\alpha = 0.22$  时效果最好。低阈值一般设置为高阈值的 0.3~0.5 倍，在测试后将其设置为  $T_L = 0.4T_H$ 。



**Figure 4.** Curve showing the variation of the amplitude of the hole profile gradient with pixel position

**图 4.** 孔位剖面梯度幅值随像素位置变化曲线

当像素梯度幅值大于等于  $T_H$  时，记当前像素为强边缘点；当梯度幅值介于  $T_H$  和  $T_L$  之间时，将其记为弱边缘点予以保留，后续继续判别；其余像素则被抑制。

对整个孔位图像迭代遍历，采用 8 连通域判断处于强边缘邻域内的弱边缘像素，若其 8 邻域中存在至少一个强边缘点，则将其重新定义为强边缘点。以上过程重复进行，不断连接强边缘点和与之连通的弱边缘点，当迭代过程中不会出现新的强边缘像素时，迭代自动终止。

通过在不同斑点密度和成像条件下自适应计算最优阈值比例，可有效增强真实边缘的连续性与可信度，从而显著提升 Canny 算法对不同成像条件的自适应性能和边缘提取的精确性。

### 3.2. 弧段筛选

经过以上处理后抑制了部分斑点噪声，但仍有一些对比度高的斑点或阴影被检测出来，这会在后续拟合过程中产生误差。因此，本文引入局部方向一致性约束，用来筛掉方向突变较大的噪声和斑点边缘。

设轮廓曲线上第  $i$  个点为  $P_i(x_i, y_i)$ ，其中  $i=1, 2, \dots, N$ ，式(17)为该点的切线方向  $\theta_i$  的计算公式，由相邻点  $P_{i-1}(x_{i-1}, y_{i-1})$ 、 $P_{i+1}(x_{i+1}, y_{i+1})$  计算得到。 $P_i$ 、 $P_{i-1}$ 、 $P_{i+1}$  连续三点构成的曲线段是微小局部曲线，连接  $P_{i-1}$ 、 $P_{i+1}$  的弦向量与中间点  $P_i$  处的切线向量相互平行，所以点  $P_i$  的切线方向角等于  $P_{i-1}$ 、 $P_{i+1}$  的弦向量方向角。式中  $\arctan 2(\cdot)$  为四象限反正切函数，可结合四象限计算出正确的角度。

$$\theta_i = \arctan 2(y_{i+1} - y_{i-1}, x_{i+1} - x_{i-1}) \quad (17)$$

相邻两点的方向差为：

$$\Delta\theta_i = |\theta_i - \theta_{i-1}| \quad (18)$$

若  $\Delta\theta_i > \pi$ ，则进行周期性修正：

$$\Delta\theta_i = 2\pi - \Delta\theta_i \quad (19)$$

当  $\Delta\theta_i$  小于给定方向阈值  $\theta_h$  (设为  $20^\circ$ ) 时，认为两个相邻点方向一致，属于同一圆弧，否则记为一次方向误差。当方向误差次数达到 3 次时，终止扩展并保存这一弧段，以触发终止的点作为新的起点重新进行曲线分割。分割结束后，去除长度小于  $7\text{px}$  的弧段。

### 3.3. 引入半径聚类的 RANSAC 圆拟合方法

在一些拍摄环境中，酶联斑点孔位图像会存在较厚的孔壁或孔壁阴影，导致在弧段筛选阶段出现内外同心圆结构。所以在拟合时选择的点集可能并非来自同一圆，造成拟合圆半径偏移。本文引入半径聚类来优化 RANSAC 圆拟合方法。

RANSAC 算法假设数据集合由内点和外点构成，“内点”是组成模型参数的数据，“外点”是不符合模型参数的数据[26][27]。该算法在多次迭代中筛选出内点数量最大的一组圆模型参数，实现对目标圆的精准拟合。为解决同心圆结构导致拟合点集来自不同圆的问题，本文在控制算法迭代次数的条件下引入半径聚类约束，并通过使用最小二乘法对内点集合进行二次精准拟合。优化后的算法步骤如下。

1) 设置最大迭代轮数  $M$ 、圆拟合误差阈值  $T$ 、全局最小内点比例阈值  $N$  和半径差阈值  $D$ ，对初始弧段点集  $\{P_i(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$  进行三点随机取样，通过圆心累积投票获得粗略圆心  $C_0$ 。若某一圆心区域的累计投票数小于预设阈值  $V_{th}$  时，认为投票失败，此时采用弧段点集的几何质心作为粗圆心。如式(20)所示，其中  $V(C_k)$  表示候选圆心  $C_k$  的累积投票次数。

$$C_0(x_0, y_0) = \begin{cases} \arg \max_{C_k} V(C_k), \max V(C_k) \geq V_{th} \\ \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right), \max V(C_k) < V_{th} \end{cases} \quad (20)$$

2) 计算每一个弧段边缘点到粗圆心  $C_0$  的欧氏距离作为该点半径  $r_i$ ，公式如式(21)所示，将所有点按半径从小到大排序，若相邻两点的半径差小于  $D$  则视为同一半径簇，仅保留点数占比超过最小内点比例阈值的半径簇作为候选点集，并对相邻半径簇进行合并扩展，以提高圆边缘完整性与鲁棒性。

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \quad (21)$$

3) 在筛选出的半径簇内随机选取三点  $P_i(x_i, y_i)$ 、 $P_j(x_j, y_j)$ 、 $P_k(x_k, y_k)$ ，若三点近似共线则重新选择样本点。以满足约束条件的三点计算候选圆模型参数  $(C_x, C_y, R)$ ，并使用式(22)计算任意点  $P_m(x_m, y_m)$  到候选圆模型的径向误差。当  $e_m < T$  时，判定该点为内点，否则为外点。同时统计候选模型的局部内点比例、全局内点比例以及圆周覆盖率，以评价模型可靠性。

$$e_m = \left| \sqrt{(x_m - C_x)^2 + (y_m - C_y)^2} - R \right| \quad (22)$$

4) 重复上述过程，直至迭代轮数达到上限  $M$  或模型的内点比例超过阈值  $N$ 。在所有候选模型中，综合全局内点比例、局部内点比例、平均残差以及圆周覆盖率构建模型评分函数，并优先选择评分较高的候选圆模型作为最优模型。当存在同心圆候选模型时，在评分接近条件下优先选择半径较小的内圆模型，以抑制孔壁厚度与同心圆边缘干扰。

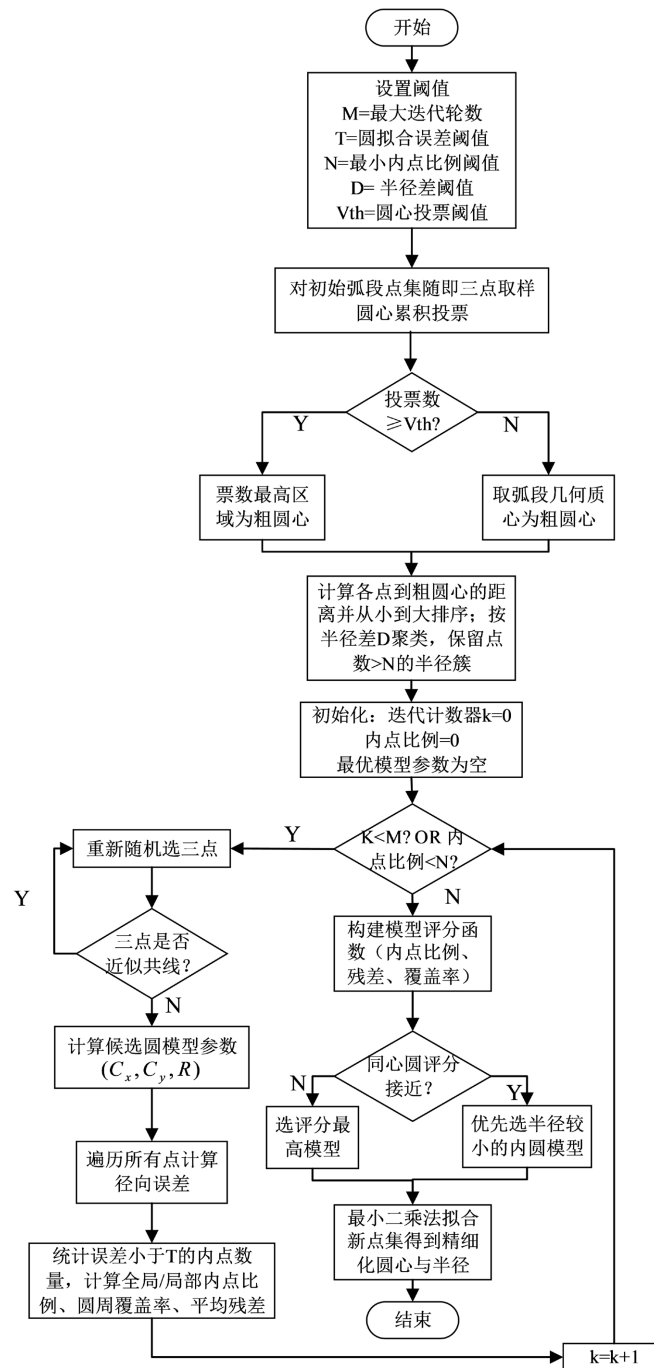
5) 根据得到的新点集，通过最小二乘法对其重新拟合并获得精细化的圆心与半径参数结果。

孔位图像中产生的同心圆往往圆心相同、半径不同，当随机选取的三点并非来自同一个圆时(例如两点来自内圆，一点来自外圆)，在半径聚类阶段会由于两点的半径差不符合阈值要求被筛选掉，能有效防止同心圆结构中跨圆模型干扰。图 5 为以上步骤的流程。

## 4. 实验与结果分析

### 4.1. 实验数据集与环境

为了验证本文提出的算法在酶联斑点分析中的效果，实验选取约 1680 张酶联斑点图像作为数据集，



**Figure 5.** Flowchart of RANSAC circle fitting with radial consistency constraints introduced

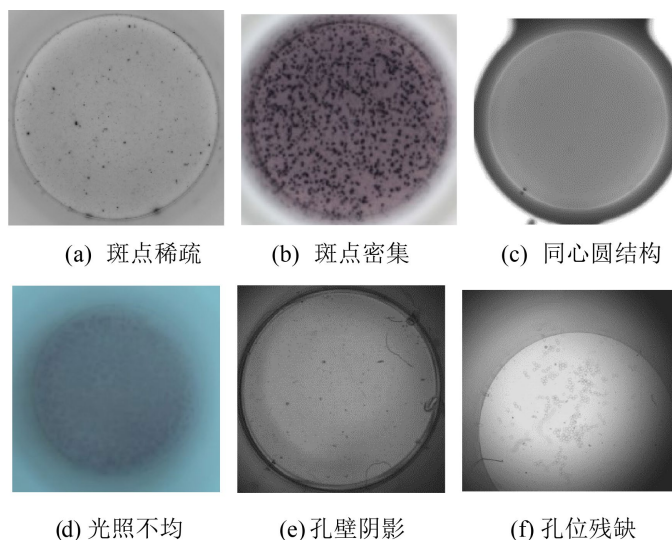
**图 5.** 引入径向一致性约束的 RANSAC 圆拟合流程图

图像均由实验室自主搭建的酶联斑点采集装置拍摄获得。由于原始图像分辨率存在差异，为了统一后续处理流程并降低计算复杂度，将分辨率统一缩放至  $600 \times 600$  像素。

数据集中包含斑点稀疏、斑点密集、光照不均、孔壁阴影、同心圆结构以及孔位残缺等多种场景，不同场景下的代表图像如图 6 所示。实验中将数据集按照训练集、验证集、测试集进行划分，划分情况

如表 1 所示。其中，测试集 1 是与训练集场景相同的图片；测试集 2 是训练集中不存在的场景图片，本文所有算法均使用以上两个测试集进行实验。

为了满足 YOLOv11 模型的训练需求与本文算法的性能分析，每张图像使用 Labelme 工具进行手工标注，记录孔位的圆心、半径等参数。



**Figure 6.** Representative images of different scenarios in the dataset  
**图 6.** 数据集中不同场景下的代表图片

**Table 1.** Dataset division situation

**表 1.** 数据集划分情况

场景	训练集数量	验证集数量	测试集 1 数量	测试集 2 数量
斑点稀疏	477	94	94	—
斑点密集	213	43	40	—
同心圆结构	268	58	56	—
光照不均	—	—	—	190
孔壁阴影	—	—	—	96
孔位残缺	—	—	—	48
总计	958	195	190	334

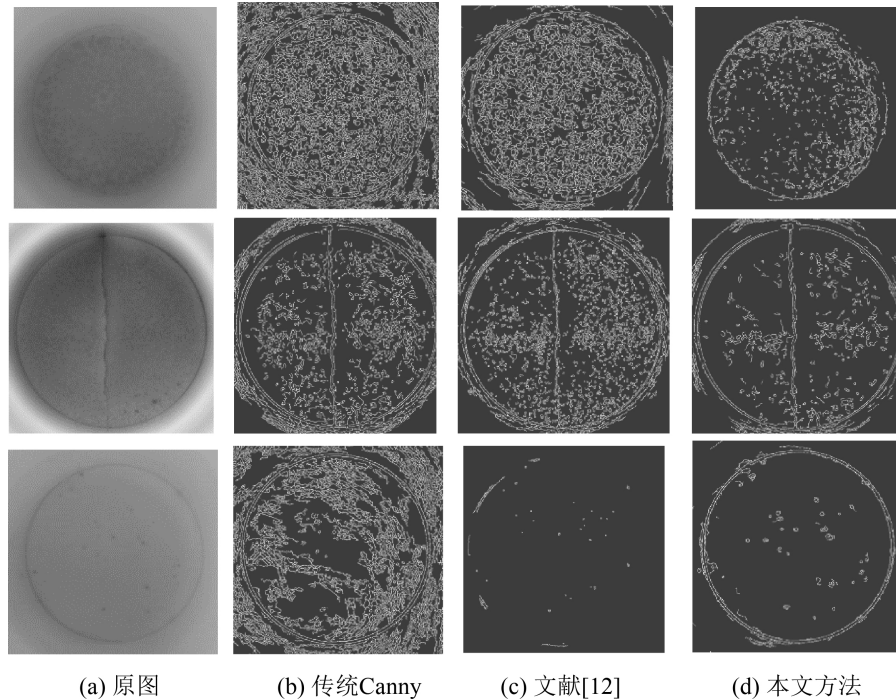
实验运行于 Windows 11 64 位操作系统，开发框架为 Qt6，编程语言是 C++ 语言，开发环境是 Visual Studio 2022，同时借助 OpenCV 4.9.0 进行图像处理。硬件配置为 Intel Core i5-1135G7 处理器与 8GB 内存。

#### 4.2. 改进 Canny 边缘检测效果分析

为评估改进 Canny 算法在孔位边缘检测中的适用性，设计对比实验与传统 Canny 边缘检测算法和文献[12]中使用的算法对比。实验在测试集中选取 3 张最有代表性的孔位图片进行测试，包含不同斑点干扰、不同光照条件以及不同分辨率。结果对比如图 7 所示。

根据对比图可发现，传统 Canny 边缘检测算法去除椒盐噪声的能力差，且无法有效抑制背景干扰；

文献[12]使用的算法对于椒盐噪声的去除效果较好，但对复杂背景中的噪声抑制效果不理想且无法保护孔位边缘不被削弱。而本文使用的算法几乎不受椒盐噪声的影响，有效降低孔内浅斑点和孔外由光照引起的伪边缘的干扰，孔位轮廓更加清晰连续。



**Figure 7.** Comparison chart of results from different Canny edge detection methods  
**图 7.** 不同 Canny 边缘检测方法结果对比图

为了更直观评估每种算法的有效性，本文采用边缘连续性 ECI、边缘定位稳定性 ELS 和运行时间作为评价指标。其中边缘连续性 ECI 表示检测结果中连续、完整的孔位边缘占有所有边缘的比例，公式如下所示。

$$L_t = \sum_{i=1}^N L_i \quad (23)$$

$$L_v = \sum_{i=1}^N L_i \cdot 1(L_i \geq L_{\min}) \quad (24)$$

$$\text{ECI} = \frac{L_v}{L_t} \quad (25)$$

式中， $L_t$  表示所有边缘的总长度； $L_i$  为第  $i$  条边缘包含的像素点数； $L_v$  为有效边缘长度； $L_{\min}$  表示符合条件的最小边缘长度； $1(\cdot)$  代表指示函数。该指标的取值范围为  $[0, 1]$ ，值越大，表示检测结果中连续完整的边缘占比越大，算法对孔位轮廓的整体结构检测能力越强。

边缘定位稳定性 ELS 表示边缘在局部法线方向上的定位稳定程度。轮廓上第  $i$  个点切线方向的计算如式(17)所示，可得单位法向量  $n_i = (-\sin \theta_i, \cos \theta_i)$ ，该向量用来描述边缘在垂直于轮廓方向上的局部变化。在法线方向上，以边缘点  $(x_i, y_i)$  为中心，分别在正、负法线方向各采样一个像素点，得到对应位置的梯度幅值与梯度中心偏移量，计算公式如下所示。

$$g_+ = G(x_i + n_i) \quad (26)$$

$$g_- = G(x_i - n_i) \quad (27)$$

$$\delta_i = \frac{g_+ - g_-}{g_+ + g_- + g_0 + \varepsilon} \quad (28)$$

式中,  $G(\cdot)$  表示梯度幅值图;  $g_+$  为正法线方向梯度幅值;  $g_-$  为负法线方向梯度幅值;  $g_0$  为中心点梯度幅值;  $\delta_i$  表示梯度中心偏移量;  $\varepsilon$  为防止分母为零的极小常数。当检测的边缘稳定时, 梯度在边缘两侧分布近似对称,  $|\delta_i|$  趋近于零; 反之,  $|\delta_i|$  明显增大。那么边缘定位稳定性的计算公式如下所示。

$$\text{ELS} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\delta_i - \bar{\delta})^2} \quad (29)$$

$$\bar{\delta} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \delta_i \quad (30)$$

式中,  $M$  为统计的边缘点总数。ELS 值越小, 说明检测出的边缘在法线方向上的梯度分布对称, 检测结果越可靠。

使用以上评价指标对两个测试集同时进行评估, 并以全部图片评价结果的平均值作为最终结果进行对比, 如表 2 所示。

**Table 2.** Algorithm performance comparison

**表 2.** 算法性能对比

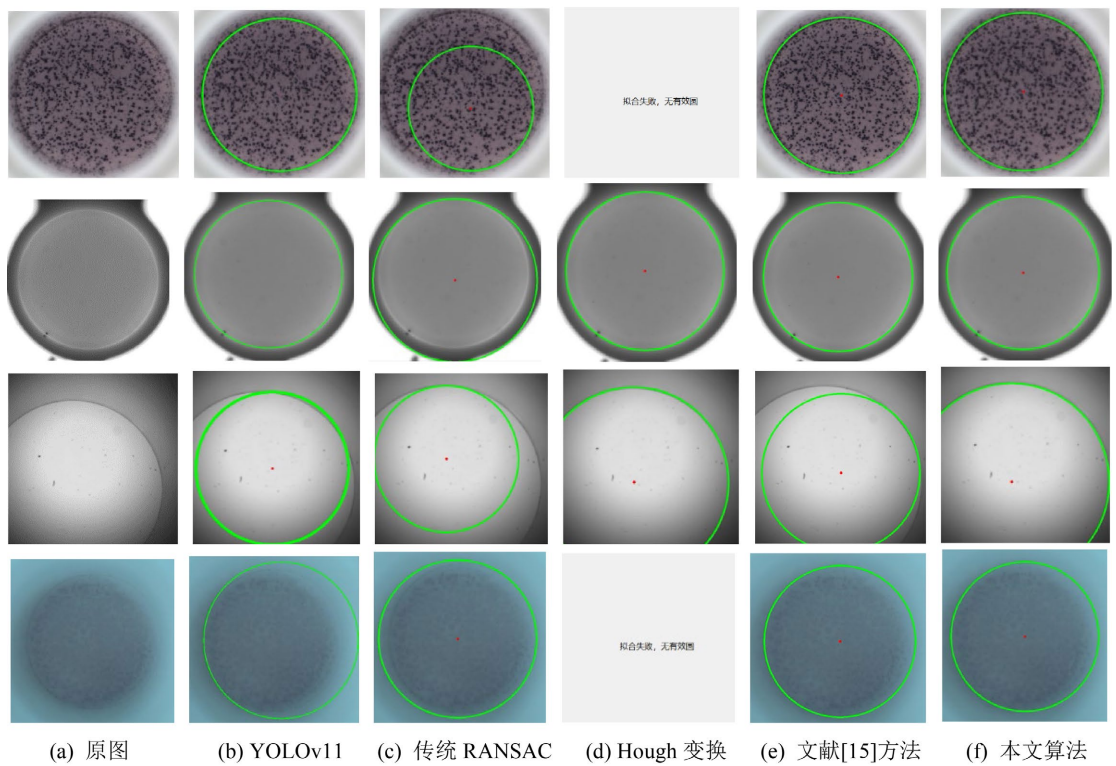
算法	ECI	ELS	运行时间
传统 Canny 算法	0.52	0.13	0.11s
文献[12]算法	0.69	0.17	0.16s
本文算法	0.90	0.09	0.69s

根据对比结果可知, 本文算法的 ECI 值明显高于传统 Canny 算法和文献[12]中的算法, 分别高出 73.08% 和 30.43%; ELS 的值均小于其余两种算法; 运行时间虽然高于其余两种算法, 但是在可接受范围内, 不影响实验效率。综上, 使用本文改进的 Canny 算法对酶联斑点孔位轮廓的检测效果更优, 能够得到更连续、有效的边缘, 同时可以抑制背景噪声的干扰。

### 4.3. 改进拟合算法效果分析

本实验旨在验证所提圆拟合算法在圆心定位精度与运行效率方面的性能, 为后续酶联斑点的自动拍摄与分析做准备, 因此可从圆心定位精度与运行时间两个维度设计对比实验。将基于 YOLOv11 的圆心定位方法、传统 RANSAC 圆拟合方法、文献[15]方法、基于梯度的 Hough 变换与本文所提出的算法结果进行对比, 结果如图 8 所示。前两张为测试集 1 中的图片, 后两张为测试集 2 中的图片。

根据以上对比图可以直观发现, YOLOv11 模型泛化能力差, 仅对训练过的场景检测效果好, 对于未训练的场景检测偏差较大。而传统 RANSAC 方法易受斑点影响导致误差增大, 并且对于阴影干扰产生同心圆结构的孔位图, 在随机采样过程中容易出现所选三点不来自同一圆边界的情况, 使得拟合圆轮廓偏移。该方法与基于梯度的 Hough 变换在拟合过程中均无法成功拟合残缺孔位。文献[15]所提出的算法对于场景简单、无斑点干扰的孔位图检测效果较好, 但在复杂条件下甚至无法拟合出有效的圆模型。而本文算法在以上情况下均可拟合出精确的圆模型并得到准确圆心, 明显优于前三种方法。



**Figure 8.** Comparison of different methods for detection  
**图 8.** 不同方法检测对比图

实验使用 Labelme 标注得到的 json 数据作为真实值与检测出的圆心坐标进行对比。当检测圆心与真实圆心之间的欧氏距离小于 5px 时认为圆心检测正确；当检测半径与真实半径之间的绝对误差小于 10px 时认为半径检测正确。表 3 在两个测试集(Test1 和 Test2)上通过成功检测数(Successful Detections, SD)、平均圆心误差(Center Error, CE)、平均半径误差(Radius Error, RE)、圆心准确率(Center Accuracy, CA)、半径准确率(Radius Accuracy, RA)与平均耗时(Average Time, AT)六个评估指标，直观对比了五种算法的性能。

**Table 3.** Comparison of effects of different algorithms  
**表 3.** 不同算法效果对比

算法	Datast	SD	CE	RE	CA	RA	AT
YOLOv11	Test1	190	1.66px	1.14px	100%	100%	0.63s
传统 RANSAC	Test1	190	110.05px	70.55px	21.58%	4.05%	0.93s
文献[15]算法	Test1	146	2.70px	4.52px	67.89%	66.31%	1.69s
Hough 变换	Test1	190	2.60px	4.67px	96.13%	88.21%	8.51s
本文算法	Test1	190	1.80px	4.52px	96.31%	88.42%	1.45s
YOLOv11	Test2	334	17.05px	13.40px	67.06%	81.44%	0.62s
传统 RANSAC	Test2	334	165.16px	111.34px	10.78%	29.04%	0.89s
文献[15]算法	Test2	228	11.30px	13.62px	51.80%	55.69%	1.58s
Hough 变换	Test2	334	17.92px	19.45px	78.44%	78.74%	7.79s
本文算法	Test2	334	2.35px	3.88px	94.31%	89.22%	1.53s

实验结果表明，深度学习算法在训练过的场景下检测误差较小，圆心准确率与半径准确率均能达到100%，但在未训练过的场景中准确率大幅下降；使用传统 RANSAC 算法虽然对孔位图像拟合的平均耗时较短，但准确率极低，无法满足孔位拟合的要求；文献[15]算法准确率和平均误差有所提升，但该算法受斑点干扰较大，对于斑点较多的图像会拟合失败导致成功检测数减少；基于梯度的 Hough 变换方法与上述方法相比准确率上升，但对于斑点较多的图像处理时间较长，不适用于实时性较强的工作场景中；本文得益于对 RANSAC 算法进行改进，使得该算法在圆心定位上表现良好，两个测试集的准确率均在95%左右，并且能成功检测出测试集中的所有图像。平均耗时约为1.5s，但整体可满足酶联斑点拍摄定位过程的实际需求。

#### 4.4. 参数敏感性分析

为系统评估结构感知自适应高斯滤波与基于最大梯度幅值的自适应双阈值中关键控制参数对圆检测精度与边缘结构保持能力的影响，本文针对滤波选择判定阈值  $R$ 、边缘置信度阈值  $T$ 、背景平滑尺度参数  $\sigma_b$ 、边缘保护尺度参数  $\sigma_e$  以及高阈值  $\alpha$  进行了系统的敏感性分析，其取值直接影响边缘保持能力与最终圆拟合精度。

实验采用控制单一变量方法，在固定其余参数的情况下改变单一参数取值。为保证参数评估的稳定性，将测试集1与测试集2合并形成统一的酶联斑点测试集，并在该测试集上统计 CE、RE、CA 与 RA 四项指标的平均结果。各参数取值及结果如表4所示。

**Table 4.** Experimental results of each parameter with different values

**表 4.** 各个参数在不同取值情况下的实验结果

固定参数	$R$	CE (px)	RE (px)	CA (%)	RA (%)
	0.10	2.28	4.32	94.47	88.17
$T = 0.45$	0.15	2.12	4.17	95.42	88.74
$\sigma_b = 2.0$	0.20	2.08	4.06	95.42	88.93
$\sigma_e = 0.15$	0.25	2.08	4.07	94.85	88.74
$\alpha = 0.22$	0.30	2.20	4.24	95.04	87.98
	$T$				
	0.30	2.24	4.25	94.27	87.40
$R = 0.20$	0.35	2.28	4.20	94.46	88.17
$\sigma_b = 2.0$	0.40	2.30	4.33	94.66	87.79
$\sigma_e = 0.15$	0.45	2.08	4.06	95.42	88.93
$\alpha = 0.22$	0.50	2.30	4.20	94.85	87.59
	0.55	2.20	4.23	94.08	88.36
	$\sigma_b$				
$R = 0.20$	1.0	2.48	4.61	92.75	86.45
$T = 0.45$	1.5	2.25	4.16	93.89	87.78
$\sigma_e = 0.15$	2.0	2.08	4.06	95.42	88.93
$\alpha = 0.22$	2.5	2.21	4.26	94.85	88.17
	3.0	2.27	4.45	95.04	87.98

续表

	$\sigma_e$				
	0.05	2.26	4.21	94.46	88.74
$R = 0.20$	0.10	2.15	4.15	94.66	88.55
$T = 0.45$	0.15	2.08	4.06	95.42	88.93
$\sigma_b = 2.0$	0.20	2.11	4.14	95.22	88.93
$\alpha = 0.22$	0.25	2.14	4.14	95.42	88.74
	0.30	2.24	4.07	95.22	88.36
	$\alpha$				
	0.20	2.28	4.39	94.08	87.59
$R = 0.20$	0.22	2.08	4.06	95.42	88.93
$T = 0.45$	0.24	2.14	4.18	94.84	88.16
$\sigma_e = 0.15$	0.26	2.21	4.19	94.46	88.74
$\sigma_b = 2.0$	0.28	2.88	4.82	92.93	87.78
	0.30	2.93	4.83	93.51	87.59

综合分析,在合理区间范围内参数的取值对本方法性能波动较小,说明算法对关键参数具有一定容错度,性能不依赖于精细调参。在实验数据集上,当参数组合为 $(R, T, \sigma_b, \sigma_e, \alpha) = (0.20, 0.45, 2.0, 0.15, 0.22)$ 时,圆心误差与准确率达到最优,说明滤波过程中背景平滑与边缘保护之间取得了较好的平衡,既能够有效抑制复杂背景噪声,又能够充分保留孔位轮廓结构信息,从而提升圆心定位精度。

在实验过程中,酶联斑点孔位结构由于孔壁太厚或阴影干扰会产生同心圆结构,拟合时选择内圆或外圆进行拟合的情况具有不确定性,因此在分析结果中圆心误差与准确率更能精确反应孔位定位,而半径误差主要辅助评价算法对孔位轮廓的拟合效果。因此,最终选定参数组合 $(R, T, \sigma_b, \sigma_e, \alpha) = (0.20, 0.45, 2.0, 0.15, 0.22)$ 作为算法的最优参数配置。

#### 4.5. 消融实验

为评估改进算法的有效性,实验以传统 Canny 边缘检测与经典 RANSAC 圆拟合作为原始基础方法,对改进 Canny 算子、弧段筛选策略以及改进 RANSAC 算法三个部分分别开展消融实验,设定的对照组如表 5 所示。测试样本采用数据集中的两个测试集。为保证消融实验的公平性,每个对照组仅改变单一变量,其余参数均保持不变。圆心与半径的误差范围分别设置为 5px、10px,实验结果如表 6 所示。

Table 5. Ablation experimental control group

表 5. 消融实验对照组

组号	Canny 边缘检测	筛选策略	拟合算法
1	传统高斯 + 固定阈值	—	传统 RANSAC + 最小二乘
2	传统高斯 + 自适应阈值	—	传统 RANSAC + 最小二乘
3	结构感知自适应高斯 + 传统高斯 + 自适应阈值	—	传统 RANSAC + 最小二乘
4	结构感知自适应高斯 + 传统高斯 + 自适应阈值	弧段筛选	传统 RANSAC + 最小二乘
本文	结构感知自适应高斯 + 传统高斯 + 自适应阈值	弧段筛选	半径聚类 RANSAC + 最小二乘

**Table 6.** Experimental results  
**表 6.** 实验结果

组号	成功检测	CE (px)	RE (px)	CA (%)	RA (%)	AT (s)
1	480	28.14	23.96	72.33	69.27	0.22
2	524	94.43	94.68	86.64	82.82	1.03
3	524	3.78	5.74	89.12	84.73	1.24
4	524	2.15	4.15	94.46	88.31	1.32
本文	524	2.08	4.06	95.42	88.93	1.45

**Canny 边缘检测优化:** 与固定阈值方案(组 1)相比,使用自适应双阈值(组 2)后虽然平均圆心误差与半径误差有所增大,但图像成功检测数提升至 524 张,能检测到测试集中的全部图像。引入结构感知自适应高斯(组 3)后,圆心与半径的平均误差分别下降至 3.78px、5.74px,准确率分别达到 89.12%、84.73%,证明改进后的算法能够保留孔位轮廓的弱边缘细节,提高检测精度。

**弧段筛选:** 与(组 3)相比,本模块(组 4)圆心与半径的准确率分别提升了 5.34%(89.12% VS 94.46%)与 3.58%(84.73% VS 88.31%),平均误差分别下降 1.63px (3.78px VS 2.15px)与 1.59px (5.74px VS 4.15px),该模块可以减少不必要弧段对轮廓识别的干扰。

**半径聚类 RANSAC 优化:** 引入半径聚类方法(本文)后能够有效解决同心圆导致的拟合误差,圆心与半径的准确率分别提升至 95.42%和 88.93%。虽然平均耗时略有增加,但仍满足自动拍摄过程中的实时性要求。

## 5. 结论

本文提出了一种基于改进 Canny 边缘检测、弧段筛选与改进 RANSAC 圆拟合相结合的孔位检测方法。通过在边缘检测阶段引入结构感知自适应高斯滤波,可以在平滑噪声的同时保留更多边缘细节。弧段筛选阶段可去除半径不符、存在方向突变的弧段,为后续步骤清除干扰。最后利用半径聚类约束的 RANSAC 圆拟合与最小二乘结合的方法对内点集精确拟合,能够解决同心圆结构的干扰,得到准确的孔位圆心与半径,为后续的拍摄分析做准备。实验证明,本文所提出的方法在孔壁厚度较大、光照不均及斑点干扰等复杂条件下,仍能够实现稳定、准确的孔位圆心与半径的定位,与传统方法(组 1)相比圆心与半径准确率分别提高了 23.09%和 19.66%,在检测精度、稳定性等方面均可满足实际应用需求。

鉴于酶联斑点孔位图像的多样性与复杂性,该算法仍有进一步改进空间:当前方法整体耗时相较于其他算法偏长,在计算效率方面仍有提升潜力;在圆拟合过程中,虽然能够有效缓解同心圆结构对圆心定位的干扰,但在半径估计方面存在不确定性,算法在选择过程具有一定随机性,无法统一判定应选择内圆或外圆,进而导致半径结果出现误偏差。未来将重点优化算法效率以降低时间开销,并探索结合约束模型或学习方法的精确半径估计策略,进一步提升算法的整体鲁棒性与精度。

## 参考文献

- [1] Murat, A.A. and Kiran, M.S. (2025) A Comprehensive Review on YOLO Versions for Object Detection. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, **70**, Article 102161. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2025.102161>
- [2] Duda, R.O. and Hart, P.E. (1972) Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures. *Communications of the ACM*, **15**, 11-15. <https://doi.org/10.1145/361237.361242>
- [3] Fischler, M.A. and Bolles, R.C. (1981) Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. *Communications of the ACM*, **24**, 381-395.

- [4] Gauss, C.F. (1809) *Theoria Motus Corporum Coelestium in Sectionibus Conicis Solem Ambientium*. Perthes & Besser, Leipzig.
- [5] 冯俊惠, 李志伟, 戎有丽, 等. 基于改进 Hough 圆变换算法的成熟番茄果实识别[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(4): 190-196.
- [6] Liu, L., Liu, Z., Hou, A., Qian, X. and Wang, H. (2024) Adaptive Edge Detection of Rebar Thread Head Image Based on Improved Canny Operator. *IET Image Processing*, **18**, 1145-1160. <https://doi.org/10.1049/ipr2.13015>
- [7] Maksimovic, V., Jaksic, B., Milosevic, M., Todorovic, J. and Mosurovic, L. (2025) Comparative Analysis of Edge Detection Operators Using a Threshold Estimation Approach on Medical Noisy Images with Different Complexities. *Sensors*, **25**, Article 87. <https://doi.org/10.3390/s25010087>
- [8] Ma, P., Yuan, H., Chen, Y., Chen, H., Weng, G. and Liu, Y. (2024) A Laplace Operator-Based Active Contour Model with Improved Image Edge Detection Performance. *Digital Signal Processing*, **151**, Article 104550. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2024.104550>
- [9] Canny, J.F. (1986) A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **8**, 679-698. <https://doi.org/10.1109/tpami.1986.4767851>
- [10] Mishiba, K. (2024) Intensity and Scale Adjustable Edge-Preserving Smoothing Filter. *IEEE Access*, **12**, 89183-89190. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3421578>
- [11] 李健, 刘孔宇, 任宪盛, 等. 基于自适应阈值的 Canny 算法在 MRI 边缘检测中的应用[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(2): 712-719.
- [12] 王文成, 郑诗翰, 余智科. 基于改进 Canny 算法的印刷品表面缺陷检测[J]. 现代电子技术, 2025, 48(24): 159-163.
- [13] Al-Nasrawi, M., Deng, G. and Algburi, R.N.A. (2026) Structure-Aware Filter Using Self-Guided Information. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **115**, Article 104677. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2025.104677>
- [14] Xu, X., Yang, R. and Wang, N. (2024) A Robust Circle Detector with Regionalized Radius Aid. *Pattern Recognition*, **149**, Article 110256. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2024.110256>
- [15] 张硕, 史玲玲, 王威威, 等. 基于 RANSAC 改进算法的连接器位姿检测[J]. 电子测量技术, 2025, 48(12): 137-145.
- [16] Ou, Y., Deng, H., Liu, Y., Zhang, Z. and Lan, X. (2023) An Anti-Noise Fast Circle Detection Method Using Five-Quadrant Segmentation. *Sensors*, **23**, Article 2732. <https://doi.org/10.3390/s23052732>
- [17] 宋宇, 付春豹, 马鹏程. 改进的 Retinex 低照度图像增强算法[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(6): 279-283.
- [18] Buriboev, A.S., Khashimov, A., Abduvaitov, A. and Jeon, H.S. (2024) CNN-Based Kidney Segmentation Using a Modified CLAHE Algorithm. *Sensors*, **24**, Article 7703. <https://doi.org/10.3390/s24237703>
- [19] Lindeberg, T. (2024) Discrete Approximations of Gaussian Smoothing and Gaussian Derivatives. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, **66**, 759-800. <https://doi.org/10.1007/s10851-024-01196-9>
- [20] Takemoto, S., Naganuma, K. and Ono, S. (2025) Spatio-Spectral Structure Tensor Total Variation for Hyperspectral Image Denoising and Destriping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **18**, 19157-19175. <https://doi.org/10.1109/jstars.2025.3586779>
- [21] Yao, W., Huang, Y., Wu, B. and Zhou, Z. (2023) Image Enhancement Model Based on Fractional Time-Delay and Diffusion Tensor. *Fractal and Fractional*, **7**, Article 569. <https://doi.org/10.3390/fractalfract7080569>
- [22] 王娜, 刘伟, 王晓旭, 等. 基于结构张量的四阶偏微分方程图像降噪模型[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2018, 39(6): 786-792.
- [23] 宋心悦. 基于改进的非局部均值和偏微分方程的图像去噪算法[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.
- [24] Zhang, Y., Li, T. and Li, Q.L. (2013) Defect Detection for Tire Laser Shearography Image Using Curvelet Transform Based Edge Detector. *Optics & Laser Technology*, **47**, 64-71. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2012.08.023>
- [25] He, X. and Yung, N.H.C. (2005) Performance Improvement of Edge Detection Based on Edge Likelihood Index. *Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering*, **5960**, 1664-1673.
- [26] 楚东东, 李海晟. 基于移动最小二乘法的视差图像拼接[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(8): 231-235.
- [27] 陈甦欣, 罗乐文, 赵安宁. 基于机器视觉的电芯绝缘介质定位算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2024, 47(4): 452-457.