

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2026.08.003

基于机器视觉的极柱焊点定位算法研究

陈甦欣, 刘少壮, 马海亭

(合肥工业大学 机械工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要:在锂电池包生产时,极柱焊点的准确定位和高的定位精度及速度对于焊接质量非常重要。文章提出一种基于机器视觉的电池模组极柱焊点定位算法。首先,对采集到的图像进行灰度化、双边滤波去噪、Gamma 矫正、自适应二值化、形态学操作等预处理操作;然后,通过改进的 Mean-Shift 聚类算法筛选并分离矩形与圆轮廓,经亚像素处理后采用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法拟合 4 条直线,并采用基于改进的圆心聚类算法拟合圆;最后,使用得到的直线方程和圆方程计算出焊点坐标。实验结果表明,文章算法定位速度快、精度高,能够满足实际工业生产的要求。

关键词:机器视觉;焊点定位;聚类算法;直线拟合;圆拟合

中图分类号:TP391.4;TG456.7

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2026)08-1021-06

Research on pole weld joint positioning algorithm based on machine vision

CHEN Suxin, LIU Shaozhuang, MA Haiting

(School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In the production of lithium battery packs, the accurate positioning and high positioning accuracy and speed of the pole weld points are crucial for the quality of the welding. This paper proposes an algorithm for the positioning of battery module pole weld points based on machine vision. Firstly, the acquired images were preprocessed by grayscale, bilateral filtering and denoising, gamma correction, adaptive binarization and morphological operations. Then, rectangle and circular contours were filtered and separated through an improved Mean-Shift clustering algorithm. After sub-pixel processing, the random sample consensus(RANSAC) algorithm was used to fit four straight lines, and an improved center-based clustering algorithm was used to fit circles. Finally, the weld point coordinates were calculated by using the obtained linear and circular equations. The experiments have demonstrated that the algorithm possesses high positioning accuracy and speed, which satisfies the requirements of industrial production.

Key words: machine vision; weld joint positioning; clustering algorithms; straight line fitting; circle fitting

随着中国成为全球最大的新能源汽车生产地和消费市场^[1],电池模组作为新能源汽车的核心部件,其品质的优劣关系到汽车整体性能。因此,提高电池模组极柱焊点定位的精度和速度,成为锂电池包生产领域亟待解决的问题。

机器视觉是一项综合性强、应用广泛的技术,但由于电池模组极柱的形状和纹理特征复杂多变,传统的机器视觉算法往往难以准确识别焊点

位置。因此利用机器视觉进行极柱焊点定位的研究广受关注。文献[2]提出一种多目标亚像素定位算法,利用基于拉格朗日拟合法和梯度法的亚像素定位算法对坐标位置进行细化,定位精度可达 5 μm ;文献[3]提出一种基于近邻与代表点的密度峰值聚类算法,该算法可以有效处理具有较大密度差异和流形的数据集;文献[4]提出一种基于随机抽样一致性(random sample consensus,

收稿日期:2024-05-27;修回日期:2024-07-30

基金项目:安徽省重点研究与开发计划资助项目(202304a05020079)

作者简介:陈甦欣(1970—),男,江西宜春人,合肥工业大学副教授,硕士生导师,通信作者,E-mail:chensuxin2003@163.com.

RANSAC)的圆拟合算法,该算法能够有效过滤椒盐噪声和曲线噪声。

根据电池模组极柱的几何形状特性,本文提出一种基于提取边缘轮廓的定位算法。首先通过改进的 Mean-Shift 聚类算法筛选并分离矩形与圆轮廓,进行亚像素处理;然后利用 RANSAC 算法拟合 4 条直线,基于改进的圆心聚类算法拟合圆;最后得到焊接圆。根据实验论证,该算法具有很好的定位精度及鲁棒性。

1 定位需求及原理分析

1.1 定位需求

根据电池极柱焊接工位实际生产情况,堆叠好的电池模组极柱被推送到工位上后,安装有工业相机的机械臂先运动到相应位置对极柱进行拍照,并根据采集图像定位焊点位置;定位完成后安装汇流排,焊接机器人根据接收到的焊点坐标对极柱进行焊接。电池模组的极柱呈圆角矩形,极柱上包含电极圆。由于该工位采用激光焊,电极材料为铜,汇流排材料为铝,而铜与铝的激光焊接会形成脆性化合物,影响焊接质量和耐用性,因此本文选择将焊点定位在电极圆旁。焊接圆轨迹大小与电极圆一致,且焊接圆与电极圆关于极柱轮廓中心呈中心对称分布。

1.2 定位原理

根据上述分析,若要精确定位焊点位置,获取极柱矩形轮廓和电极圆轮廓是必要的,确定极柱矩形轮廓中心与电极圆轮廓方程即可唯一确定焊接圆轨迹位置,如图 1 所示。

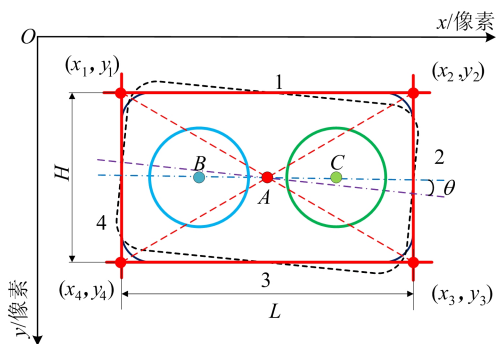


图 1 定位原理示意图

图 1 中:蓝色圆代表电极圆;绿色圆为焊接轨迹;黑色实线边缘为理想极柱边缘轮廓位置;黑色虚线部分为实际极柱边缘轮廓位置图像,存在一定角度偏移;A 为拟合的极柱轮廓中心;B 为拟合的电极圆中心;C 为待计算的焊接圆中心; θ 为实

际极柱边缘轮廓中心线与 x 轴的夹角。

计算焊接圆中心 C 的坐标,需先确定点 A 、 B 的坐标。其中:点 A 的坐标通过拟合矩形轮廓获得,根据 4 条直线方程得到 4 个交点,取其平均值即为矩形轮廓中心 A 的坐标;点 B 的坐标通过拟合电极圆轮廓获得,即圆中心坐标。得到点 A 和点 B 的坐标后,即可计算焊接圆中心 C 的坐标,其计算公式描述如下。

图 1 中 4 条直线 1、2、3、4 的方程为:

$$\begin{cases} y = k_1x + b_1, \\ y = k_2x + b_2, \\ y = k_3x + b_3, \\ y = k_4x + b_4 \end{cases} \quad (1)$$

矩形轮廓中心点 A 的坐标(x_A, y_A)为:

$$\begin{cases} x_A = \frac{b_2 - b_1}{4(k_1 - k_2)} + \frac{b_3 - b_2}{4(k_2 - k_3)} + \\ \quad \frac{b_4 - b_3}{4(k_3 - k_4)} + \frac{b_1 - b_4}{4(k_4 - k_1)}, \\ y_A = \frac{k_1b_2 - k_2b_1}{4(k_1 - k_2)} + \frac{k_2b_3 - k_3b_2}{4(k_2 - k_3)} + \\ \quad \frac{k_3b_4 - k_4b_3}{4(k_3 - k_4)} + \frac{k_4b_1 - k_1b_4}{4(k_4 - k_1)} \end{cases} \quad (2)$$

然后,根据拟合出的圆心 B 的坐标和半径 r 计算焊点中心坐标和焊点轨迹,即

$$\begin{cases} x_C = 2x_A - x_B, \\ y_C = 2y_A - y_B, \\ (x - x_C)^2 + (y - y_C)^2 = r^2 \end{cases} \quad (3)$$

2 系统方法

视觉系统采集的电池模组极柱原图如图 2 所示。



图 2 电池模组极柱原图

根据采集图像的过程特点,算法流程可分为 3 个步骤:

1) 图像预处理阶段。先将图像转换为灰度图像,经滤波、伽马变换后,进行二值化、形态学操作、连通域处理等操作,通过 Laplace 算子进行锐化和边缘提取,最后通过掩膜筛选感兴趣区域,为后续分析、处理做准备。

2) 图像分析阶段。首先利用改进的 Mean-Shift 聚类算法筛选并分离矩形与圆轮廓;接着利用插值法获得最终亚像素点集;然后用 RANSAC 算法拟合矩形 4 条边缘直线;最后利用改进的基于圆心聚类的圆拟合算法来拟合圆。

3) 图像定位阶段。根据拟合出的 4 条直线找到交点坐标,求出中心点;然后通过中心对称拟合圆,找到焊接圆中心及轨迹。

3 定位方法

3.1 图像预处理

在实际工业生产环境中,图像质量经常受到多种外部因素的影响。为保证后续的图像处理和任务的高质量数据输入,增强有关信息的可检测性,需要对图像进行预处理。

本文主要进行以下预处理步骤:首先对采集到的 3 通道 RGB 图像进行灰度化处理,转为单通道图像;其次采用双边滤波的方法进行降噪,通过伽马变换提升图像的对比度,利用自适应性强的最大类间方差法^[5]进行二值化处理,并通过开运算对图像先腐蚀再膨胀;然后利用两遍扫描法进行连通域标记和处理,通过 Laplace 算子进行图像锐化和边缘提取;最后利用掩膜的方法提取感兴趣区域。预处理后的图像如图 3 所示。

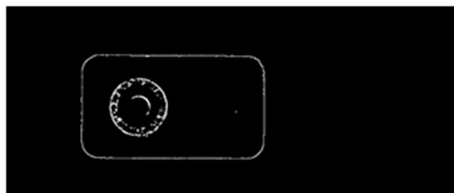


图 3 图像预处理结果

3.2 筛选分离直线点集与圆点集

预处理得到电池模组极柱轮廓和电极圆轮廓的点集及部分噪点,这些点集混杂在一起,无法直接拟合直线和圆,需通过聚类算法分离直线点集与圆点集。目前应用性较高的聚类算法包括基于划分的 K-means 算法、基于层次的平衡迭代规约和聚类 (balanced iterative reducing and clustering using hierarchies, BIRCH) 算法^[6];基于密度的去噪 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 算法^[7];基于密度的 Mean-Shift 算法^[8]以及基于网格的统计信息 (statistical information grid, STING) 算法。

本文以 Mean-Shift 算法为基础,融合 DBSCAN 算法、BIRCH 算法的优点,提出一种更快

速、更准确的融合算法。

3.2.1 Mean-Shift 算法

Mean-Shift 算法全称为均值漂移算法,是一种基于密度的算法,其本质是使中心点向密度增大的方向偏移,最终收敛于样本密度最大处。其向量表达式为:

$$M_h(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{k} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0),$$

$$S_h(\mathbf{x}) = \{\mathbf{x}_i \mid \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|_2 \leq h\} \quad (4)$$

其中: $\mathbf{x}_0$ 为初始点位置; S_h 表示一个二维区域; k 为 S_h 内样本点的个数。

Mean-Shift 算法聚类流程如下:

1) 将所有数据点标记次数置 0,在未被标记的数据点中随机选择一个点作为初始中心点,其位置为 $\mathbf{x}_0$;

2) 寻找 $S_h(\mathbf{x}_0)$ 中的所有数据点,标记为簇 C ,同时在簇 C 中记录这些数据点出现的次数加 1;

3) 计算 $M_h(\mathbf{x}_0)$,中心点漂移 $\mathbf{x}_0 + M_h(\mathbf{x}_0)$;

4) 重复步骤 2)、步骤 3),直到 $\|M_h(\mathbf{x}_0)\|_2 < \epsilon$,记录下此时的中心点,迭代过程中遇到的点都应该归类到簇 C ;

5) 判断收敛时簇 C 的中心点与其他已经存在簇中心点的距离是否小于阈值;若小于,则将它们合并,同时合并各自的数据点出现次数;若大于阈值,则将簇 C 记为一个新簇;

6) 重复步骤 1)~步骤 5),直至所有点均被标记为已访问。每个点归属为其被访问次数最多的簇。

Mean-Shift 算法能克服基于划分的算法只能发现“类圆形”聚类的缺点,可以发现任意形状的簇类,且对噪声不敏感。

3.2.2 改进的 Mean-Shift 算法

Mean-Shift 算法计算复杂度高,易陷入局部最优,且在噪点附近仍进行多次迭代。受 DBSCAN 聚类算法去除噪点以及 BIRCH 聚类算法先自底向上、再自顶向下聚类的启发,本文提出一种改进算法,算法步骤如下。

1) 扫描全部点,建立一颗初始存放内存的聚类特征 (clustering feature, CF) 树;鉴于电池模组极柱二值边缘图像中边缘点呈规律性的线性或圆形分布,在寻找到外接轮廓方程后,以马氏距离进行自底向上分类,将数据点划分为矩形簇 A 、圆形簇 B 、噪点簇 C 。

马氏距离表达式为:

$$D_M(\mathbf{x}) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{u})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{u})} \quad (5)$$

其中: S 为轮廓点集的协方差矩阵; u 为轮廓点集的均值。

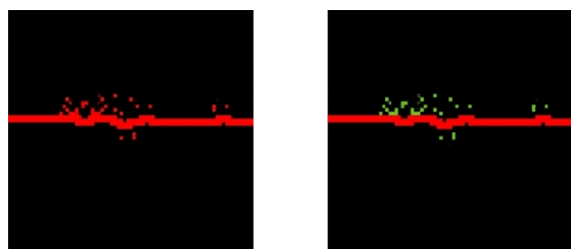
2) 在簇 A 未被标记的数据点中随机选择一个初始中心点,其位置记为 x_0 。

3) 找出以中心点为圆心、半径为 h 的圆内所有数据点,判断其中样本点个数是否大于阈值 $\text{min_point}^{[9]}$;若小于,则为噪声点,标记为簇 C ;若大于,则标记为簇 A_a ,同时将该簇内这些数据点的出现次数加 1。

在簇 A 中余下步骤同上文 Mean-Shift 算法聚类流程中的步骤 3)~步骤 6),在此不再赘述。

对于簇 B 则重复以上步骤即可。

通过 Mean-Shift 算法和本文改进后的 Mean-Shift 算法得到的局部结果放大图分别如图 4a、图 4b 所示。

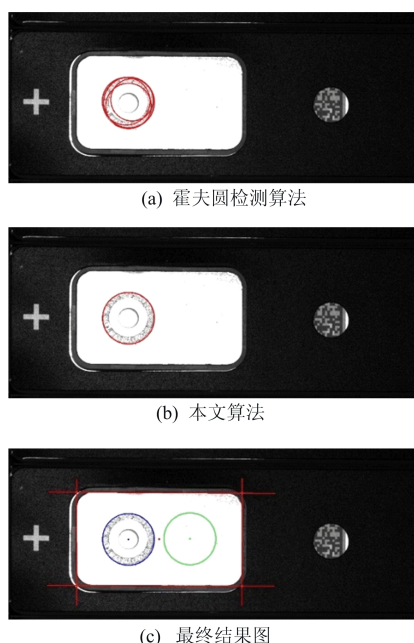


(a) 改进前Mean-Shift算法

(b) 本文算法

图 4 聚类局部结果放大对比图

得到矩形轮廓点集后,因为圆角的存在不能直接进行直线拟合,所以本文通过寻找掩码圆,提取出矩形轮廓直线。改进后的 Mean-Shift 算法最终聚类结果如图 5 所示。



(a) 霍夫圆检测算法

(b) 本文算法

(c) 最终结果图

图 5 本文改进算法的聚类结果

3.3 亚像素定位

因焊接精度要求较高,本文采用亚像素级的技术手段,提高点的提取精度,有效保证焊接的准确性和质量稳定性。

亚像素是将像素这一基本单位进一步细分,使其精度高于像素,从而提高图像分辨率。亚像素定位可理解为:在摄像系统硬件条件不变的前提下,利用软件算法提高边缘检测精度的方法。常见的亚像素定位方法包括矩方法、拟合法、插值法^[10]等,其中插值法运算时间短,适用于在线检测。本文选用曲线平滑度较高的三次 B 样条插值,其计算公式如下:

$$I(x', y') = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 I(i, j) W(i, j);$$

$$W(i, j) = w(d_i) w(d_j);$$

$$w(d) = \begin{cases} \frac{2}{3} - \left(1 - \frac{|d|}{2}\right)^3, & |d| \leq 1; \\ \frac{1}{6} (2 - |d|)^3, & 1 < |d| \leq 2; \\ 0, & |d| > 2; \end{cases}$$

$$d_i = p(i, j)_x - x';$$

$$d_j = p(i, j)_y - y' \quad (6)$$

其中: I 为像素值; W 为权重; $p(i, j)_x$ 为点的 x 坐标; $p(i, j)_y$ 为点的 y 坐标。三次 B 样条插值方法是对点 (x', y') 周围 4×4 个整型点的像素值来计算点 (x', y') 的像素值,然后对分离后的直线点集与圆点集中的每个像素进行三次 B 样条插值,得到新的亚像素点集。

3.4 直线拟合

为获得矩形轮廓中心,需对亚像素直线点集进行直线拟合。本文采用最小二乘结合 RANSAC 算法进行拟合,该方法鲁棒性好,对噪点去除能力较强,较符合实际生产情况。

该方法具体步骤为:从数据集中随机选择 2 个样本点拟合出 1 条直线,计算每个点到该直线的距离,判断距离是否小于阈值;若小于,则将该点标记为内点并加入内点集,否则标记为外点;不断迭代以寻找最优解,最终通过最小二乘法对最优内点集进行拟合,完成直线拟合。

3.5 圆拟合

完成极柱直线边缘轮廓拟合后,为实现焊点定位,需进一步对圆点集进行圆拟合。常见的圆拟合算法包括霍夫圆变换^[11]、最小二乘法、RANSAC 算法以及基于圆心密度的聚类算法。其中,基于圆心聚类的圆拟合方法将圆边缘点集

通过映射模式映射至圆心附近,以确定实际圆心位置。

本文采用中垂线相交法作为映射模式:平面中不共线3点可唯一确定1个圆,设定圆心数量阈值后,可将所有边缘点映射至圆心附近,再对圆心集进行聚类,得到实际圆心位置。该映射方法降低了圆参数对边缘点的依赖;当圆心集数量趋于无穷时,圆心点集近似服从高斯分布,离群边缘点将不再影响拟合结果。

单点 Mean-Shift 算法基本流程如下:

- 1) 随机选择一个点作为圆心,其位置为 x_0 , 半径为 h ;
- 2) 以圆心为起点,圆内样本点为终点,将它们的向量相加后求平均,得到 $M_h(x_0)$ 值;
- 3) 更新后的圆心为 $x_0 + M_h(x_0)$;
- 4) 重复步骤 2)、步骤 3) 至 $\|M_h(x_0)\|_2 \leq \epsilon$ 。

传统的 Mean-Shift 算法因初始圆心点随机选取,不仅效率低,且易陷入局部最优。为此,对本文算法作如下改进。

- 1) 以圆心点集的平均值作为初始点。当圆心集趋于无穷时,其平均值对应的圆心接近密度最高的区域,从而使算法能较快收敛至该区域。

- 2) 引入权函数对样本进行加权。将圆心点集按角度划分为 8 个区域,按区域内点的个数降序排列,各区域权重 w 依次为 17、15、13、11、9、7、5、3,然后计算 $M_h(x_0)$,其计算公式如下:

$$M_h(x_0) = \frac{\sum_{x_i \in S_h} w_{x_i} (x_i - x_0)}{\sum_{x_i \in S_h} w_{x_i}} \quad (7)$$

获得圆心点集后,进一步计算其均值中心坐标,并使之作为真实圆心坐标,取该点集所有圆心点对应半径的平均值作为真实圆半径,从而得到真实圆参数。

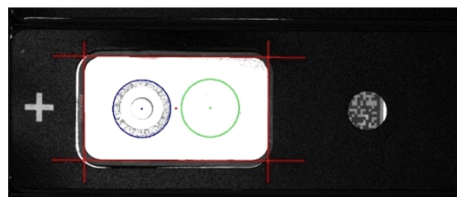
圆聚类结果及最终拟合效果图如图 6 所示。



(a) 霍夫圆检测算法



(b) 本文算法



(c) 最终结果图

图 6 圆聚类结果及最终拟合效果图

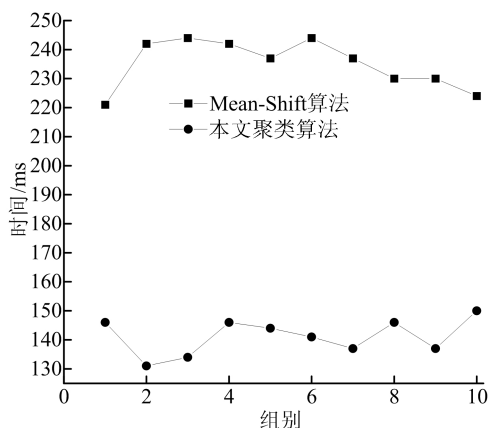
图 6a、图 6b 所示为按霍夫圆检测算法和本文算法得到的聚类及拟合结果。

至此,拟合直线和拟合圆均已获得根据本文定位原理即可确定焊接圆路径,图 6c 所示为最终结果。

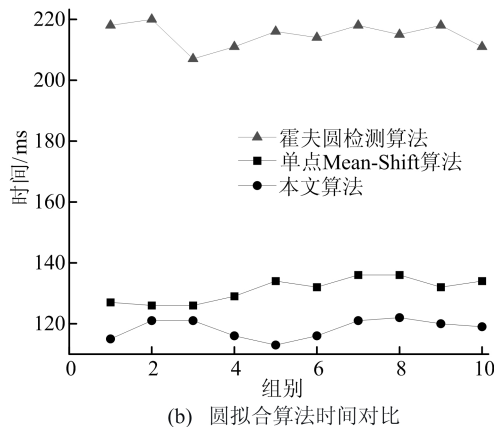
4 实验验证与分析

本文算法采用 C++ 编程语言,并调用 OpenCV 库实现,代码实现环境如下: Ubuntu 22.04 操作系统, Intel Core i7 处理器, CMake 3.22.1 编译器, 16 GiB 运行内存。

选用 10 组来自安徽某公司实际生产现场所采集的图片进行对比实验,实验结果如图 7 所示。



(a) 聚类算法时间对比



(b) 圆拟合法时间对比

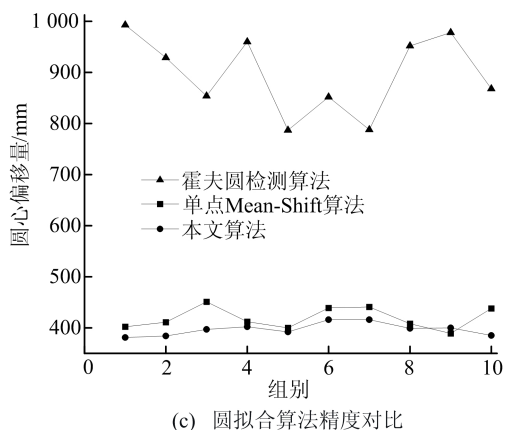


图 7 实验结果

实验首先对比 Mean-Shift 聚类算法与本文改进聚类算法在运行时间上的差异；其次，从算法运行时间和圆心偏移量 2 个维度，对霍夫圆检测算法、单点 Mean-Shift 圆心聚类算法及本文算法进行对比。

实验结果表明，本文提出的新型聚类算法相较于传统 Mean-Shift 算法在效率上有显著提升，其时间效率提高了约 38%。这主要得益于改进算法无需在噪点处多次迭代，大幅减少了计算量。由图 6a 以及图 7b、图 7c 可知：在圆聚类效果对比中，霍夫变换检测圆时出现了多个圆，拟合圆心与实际圆心偏移量大，算法时间也远高于另外 2 种算法。本文改进的单点 Mean-Shift 算法提升效果不甚明显，这主要是由于映射后圆心点集已较为集中，按改进算法思路，本文算法在稀疏点集中应表现更优；但可以看出本文算法波动较小，算法综合性能良好，更能满足实际生产需求。

5 结 论

针对电池模组极柱形状和纹理特征复杂多变、传统机器视觉算法难以准确识别焊点位置的问题，本文主要完成了以下工作：

1) 以 Mean-Shift 算法为基础，融合 DBSCAN 与 BIRCH 算法的优点，提出一种更快速、准确的融合算法，避免在噪点附近多次迭代，从而

提升分类效率。

2) 经三次 B 样条插值处理达到亚像素精度后，通过最小二乘结合 RANSAC 算法拟合 4 条直线，有效去除噪点影响，提高鲁棒性。

3) 在基于圆心聚类的圆拟合中，改进单点 Mean-Shift 算法，对区域内数据点进行加权，提高最优解的搜索效率。

实验结果表明，本文算法对电池模组极柱焊点定位具有较好的精度、效率和鲁棒性，能满足实际工业生产需求。

[参 考 文 献]

- [1] 汽车周刊编辑部. 盘点 2022: 汽车销量超 2686 万辆 增长 2.1% [N]. 中国工业报, 2023-01-20(004).
- [2] 杜小东, 丁忆凡, 田威, 等. 共形天线表面微小焊盘视觉定位算法设计[J]. 电子机械工程, 2024, 40(2): 53-58.
- [3] 谭鸿伟, 吕莉, 郝筱萱, 等. 基于近邻与代表点的密度峰值聚类算法[J/OL]. 控制工程, 2024-05-10. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240081>.
- [4] 尚会超, 韩鑫磊, 嵇长委, 等. 基于 RANSAC 的圆拟合算法在螺纹孔检测中的应用[J]. 现代制造工程, 2024(2): 112-119.
- [5] 陈艺夫. 基于群智能优化的 2D-OTSU 图像分割算法研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2023: 12-18.
- [6] 张家诚. 基于 BIRCH 算法的多源数据融合存储技术研究[J]. 软件, 2023, 44(11): 160-162.
- [7] Raja M, Hasan P, Mahmudnobe M, et al. Membership determination in open clusters using the DBSCAN Clustering Algorithm[J]. Astronomy and Computing, 2024, 47: 100826.
- [8] Hui Q. Motion video tracking technology in sports training based on Mean-Shift algorithm[J]. The Journal of Supercomputing, 2019, 75(9): 6021-6037.
- [9] 尚星宇. 基于 DBSCAN 聚类算法的卫星数据分区异常检测[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(10): 138-142.
- [10] 惠超, 蒋林, 朱筠, 等. HEVC 中分像素插值算法的动态可重构实现[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(3): 764-770.
- [11] 任建松, 来枫璟. 基于图像亮度均衡技术的霍夫圆检测研究[J]. 现代计算机, 2024, 30(6): 56-60.

(责任编辑 胡亚敏)