

文章编号: 2095-2163(2024)03-0147-07

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于机器视觉的分切刀具豁口检测

宋明望¹, 赵文义², 杨牧³, 杨辉华^{1,2}

(1 桂林电子科技大学 计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004; 2 北京邮电大学 人工智能学院, 北京 100876;

3 钛玛科(北京)工业科技有限公司, 北京 100176)

摘要: 新能源电池极片毛刺是导致电池短路爆炸的重要因素之一,其主要是生产过程中使用带有豁口的刀具进行分切导致,因此本文研究分切刀具豁口的高精度、快速检测算法,用于检测分切刀具豁口。首先,本文依托于一套分切刀具图像采集装置采集分切刀具边缘显微图像;其次,在刀具边缘提取方面,提出了一种改进的 Zernike 矩亚像素边缘算子,实现亚像素级的边缘提取,有效保留分切刀具刃口边缘特征;最后,在刀具豁口检测方面,提出了一种基于四次 Hermite 插值的豁口检测算子,通过预推理分切刀具初始边缘,实现分切刀具豁口检测。将本文提出的算法与 PreNet 检测算法和基于三次样条插值的检测算法进行对比实验,实验结果表明:本文算法实现了亚像素级别分切刀具边缘提取,速度更快,分切刀具豁口检测准确度更高。

关键词: Zernike 矩; 边缘提取; Hermite 插值; 豁口检测

Research on cutting tool gap detection based on machine vision

SONG Mingwang¹, ZHAO Wenyi², YANG Mu³, YANG Huihua^{1,2}

(1 College of Computer and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, Guangxi, China;

2 School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

3 Techmach (Beijing) Industrial Technology Co., Ltd., Beijing 100176, China)

Abstract: New energy battery electrode burr is one of the important factors leading to battery short-circuit explosion, which is mainly caused by the use of cutting tools with gaps in the production process. Therefore, this paper studies a high-precision and fast detection method for cutting tool gaps, which is used to detect cutting tool gaps. Firstly, this paper collects the micro image of the cutting tool edge based on a set of cutting tool image acquisition device. Then, in the aspect of tool edge extraction, an improved Zernike moment sub-pixel edge operator is proposed, which can realize sub-pixel edge extraction and effectively preserve the edge characteristics of the cutting tool. Finally, in the aspect of cutting tool gap detection, a cutting tool gap detection operator based on quartic Hermite interpolation is proposed to detect the cutting tool gap by pre-reasoning the initial edge of the cutting tool. The proposed algorithm is compared with PreNet detection algorithm and detection algorithm based on cubic spline interpolation. The results show that the proposed algorithm achieves faster sub-pixel cutting tool edge extraction speed and higher accuracy of cutting tool gap detection.

Key words: Zernike moments; edge extraction; Hermite interpolation; notch detection

0 引言

新能源汽车电池生产工艺中,电池极片分切是非常普遍的环节^[1-3]。分切刀具是电池极片分切的直接执行者,分切刀具刃口上的豁口直接影响分切后极片的毛刺大小和数量。由于毛刺极易刺破相邻极片,造成电池短路甚至爆炸,因此分切刀具豁口检测尤为重要。

众多学者针对刀具检测做了研究,梁智滨等学者^[4]为解决刀具刃口边缘附着物的干扰,提出一种用于去除刀具刃口边缘图像的深度神经网络,该网络鲁棒性强,但对计算资源要求较高,在检测工厂落地实现上有一定的挑战。颜振翔等学者^[5]为实现圆环状刀具的高精度检测,提出一种基于仿生算法的显微图像拼接方法,解决了圆环状刀具未能连续检测的问题,该算法拼接精度较高,但计算速度较慢

基金项目: 国家自然科学基金(61906050)。

作者简介: 宋明望(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉;赵文义(1992-),男,博士研究生,主要研究方向:深度学习、图像处理;杨牧(1972-),男,学士,工程师,主要研究方向:机器视觉、图像处理、边缘抓取等。

通讯作者: 杨辉华(1972-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:机器学习、计算机视觉、检测技术与仪器、分析光谱技术及其应用。

Email: yhh@bupt.edu.cn

收稿日期: 2023-03-24

且存在不收敛的情况。Kothuru 等学者^[6]研究了待测刀具在铣削期间产生的高频声波信号,通过使用深度卷积神经网络(CNN)来分析待测刀具的磨损程度及位置,同时还提出了深度可视化技术用于解释模型决策过程,通过准确筛选一些特征,简化和优化总体监测模型并改进分类结果。Hung 等学者^[7]利用有限元分析法和 Orowan 定律,提出了一种预测微铣加工中工具磨损对声发射信号影响的模型,该模型可以准确地预测 AE 信号的变化,从而能有效地监测与诊断工具磨损情况。在智能制造飞速发展的今天,实现电池极片分切刀具高精度检测的需求日益迫切^[8-9]。

为此,本文针对分切刀具边缘提取方法和分切刀具豁口检测方法进行了探讨与研究。

1 刀具图像采集系统

本文使用一套自建的图像采集系统采集分切刀具边缘图像,主要包含三大部分:图形工作站、光学成像系统和运动控制系统。图形工作站通过运动控制卡操控伺服电机,实现进刀、退刀和对焦等操作,刀具采集系统拓扑如图 1 所示。

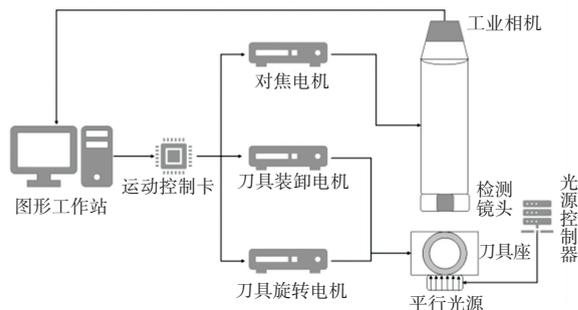


图 1 刀具采集系统拓扑图

Fig. 1 Topology diagram of tool acquisition system

通过采集系统获得的刀具边缘图像如图 2 所示。灰度值较低呈黑色的区域为分切刀具图像,灰度值较高的区域为图像背景,红框标识的是分切刀具的豁口,该区域为本文的主要检测对象。



图 2 刀具边缘图像示例图

Fig. 2 Example image of tool edge

2 基于机器视觉的刀具豁口检测算法

分切刀具豁口的机器视觉检测是一种用于检测分切刀具的豁口大小、位置及形状等参数的方法^[10-11]。传统的检测方法在样本集的建立和维护上难度非常大,获取标准样本集需要精准的人工操作,在生产过程中,样本集的更新、添加也需经过反复实验和验证才能实现有效检测;基于深度学习的检测方法需要的数据集处理及模型训练时间成本较高,难以实时满足高速生产线的需求,所以分切刀具豁口的快速检测算法一直是工业界的一个检测难题^[12-13]。

分切刀具豁口的机器视觉检测包括分切刀具刃口边缘提取和基于边缘的豁口识别。传统的边缘提取方法的精度最高只能达到一个像素级,随着工业检测等对精确度的要求不断提高,传统的像素级边缘提取方法已经不能满足实际的需要^[14-15]。为了进一步提高分切刀具豁口检测精度并实现分切刀具刃口边缘的像素级定位精度,本文先提出一种改进的 Zernike 矩像素边缘提取算法,精准捕捉到分切刀具刃口边缘特征;提出一种基于四次 Hermite 插值的豁口检测算法,用于识别定位分切刀具豁口区域并统计计算相关指标。

2.1 改进的 Zernike 矩亚像素边缘提取算法

Zernike 矩是一种基于正交波函数的图像特征描述方法,可以表示图像的轮廓和形状。图像的 Zernike 矩可以表示为:

$$A_{nm} = \frac{(n+1)}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y) V_{nm}^*(\rho, \theta) dx dy \quad (1)$$

其中, $V_{nm}^*(\rho, \theta)$ 为积分核函数; m 为次幂; n 为阶数,并且满足 $n, m \in \mathbb{Z}, n \geq 0, n \geq |m|$ 值为偶数。

Zernike 矩理论边缘模型如图 3 所示。设理想边缘为图 3 中线段 D , 则完整区域被线段 D 划分为上下两部分, 线段 D 左下部分为图像背景区域, h 表示其灰度值; 线段 D 右上部分则目标区域, $h+k$ 为其灰度值。各类阶次的推理的实际边缘在模型中用 ab 和 cd 表示, 原点与实际边缘的距离分别用 l_1 和 l_2 表示, 原点与理论边缘 D 之间的距离为 l_0 , 理论边缘 D 与 x 轴负向夹角的余角为 φ 。

由于夹角 φ 为理论边缘 D 与 x 轴负向夹角的余角, 因此顺时针旋转理论边缘角度 φ , 即可使其与 x 轴垂直, 根据积分定理可得式(2):

$$\iint_{x^2+y^2 \leq 1} f'(x,y) dx dy = 0 \quad (2)$$

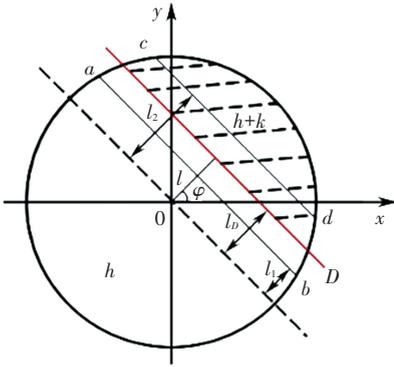


图3 Zernike矩理论边缘模型

Fig. 3 Zernike moment theory edge model

设 A'_{nm} 为图像旋转后的 Zernike 矩,式(2)为 A'_{11} 的虚部,则可得出顺时针旋转角度 φ 为:

$$\varphi = \arctan \frac{\text{Im}[A_{11}]}{\text{Re}[A_{11}]} \quad (3)$$

利用 Zernike 矩的旋转不变性可知,顺时针旋转原始图像、旋转角度为 φ 后,旋转后图像的 Zernike 矩 A'_{nm} 和原始图像的 Zernike 矩 A_{nm} 之间的关系,见式(4):

$$A'_{nm} = A_{nm} \exp(-jm\varphi) \quad (4)$$

可推导出 l, k, h , 其数学公式分别如下:

$$l = \frac{A_{20}}{A_{11}}, \quad (5)$$

$$k = \frac{3A_{11}'}{2l(1-l^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (6)$$

$$h = \frac{A_{00} - \frac{k\pi}{2} + k \sin^{-1}l + kl\sqrt{1-l^2}}{\pi} \quad (7)$$

因此,设任意边缘像素级坐标点为 (x, y) , 则对应的亚像素边缘坐标为 (x_s, y_s) , 亚像素边缘坐标转化为式(8):

$$\begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + l \begin{bmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (8)$$

基于 Zernike 矩亚像素边缘提取是将 Zernike 矩与亚像素边缘提取技术相结合,以提高边缘提取的精度和准确性。具体步骤如下。

(1) 预处理:将原始图像灰度化处理,并进行一些预处理操作,例如平滑和去噪,旨在减少图像噪声和平滑图像;

(2) Zernike 变换:对预处理后的图像进行 Zernike 矩变换,提取图像的特征信息,得到一组 Zernike 矩系数,Zernike 矩系数可以表示图像的轮廓和形状特征,为后续的边缘提取提供基础;

(3) 亚像素插值:对 Zernike 矩系数进行亚像素

插值,使得边缘点的位置更加准确,从而提高边缘提取的精度;

(4) 边缘提取:根据亚像素插值后的图像信息,采用常规的边缘提取算法,实现亚像素级别的边缘提取。

通过这种方式,可以获得更加准确的边缘信息,并且可以减少图像噪声对边缘提取的影响。此外,Zernike 矩亚像素边缘提取还可以用于物体识别、图像拼接等应用场景,具有较好的性能表现。

本文先通过像素级边缘提取算法定位所有边缘的可能位置,使用 Sobel 算子进行分切刀具边缘粗提取^[16],并采用自适应滤波算法对图像进行降噪处理。

设降噪预处理后的分切刀具图像在像素点 (x, y) 处的灰度值为 $f(x, y)$, 使用 Sobel 算子计算该点在 x, y 方向上的偏导数为:

$$\begin{cases} S_x = \{f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y+1)\} \\ S_y = \{f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y-1)\} - \{f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1)\} \end{cases} \quad (9)$$

其中, S_x 和 S_y 分别表示水平和垂直方向上的梯度图像,Sobel 算子也常以模板的形式展示,如图4所示。

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

图4 Sobel 算子模板样式图

Fig. 4 Sobel operator template style diagram

使用模板处理后可计算出综合梯度值 G , 设阈值为 g , 当 $G(x, y) > g$ 时,点 (x, y) 即为候选边缘点。经过 Sobel 算子边缘提取后,即可提取所有的候选边缘点,为后续亚像素边缘提取简化计算空间。

Zernike 算子的核心思想是通过计算每个像素点的4个参数值,并通过阈值判断哪些点为边缘点,4个参数分别为灰度阶跃高度 k 、背景灰度 h 、中心点到理想边缘的垂线的水平夹角 φ 和中心点到理想边缘的距离 l 。核心判断因素来源于 l 和 k , 根据式(5)和(6),本文仅需推导 A_{11} 和 A_{20} 模板即可。为加强边缘的定位准确度,本文采用 7×7 像素的模板,

模板示意如图5所示。

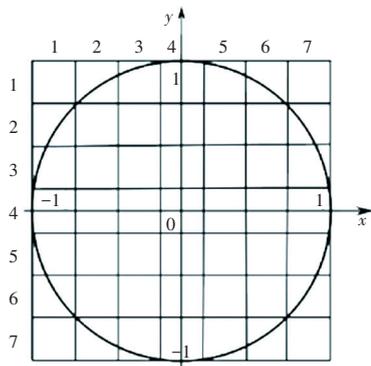


图5 Zernike矩模板示意图

Fig. 5 Schematic diagram of Zernike moment template

虽减少模板推导计算量,但鉴定参数 l 和 k 的计算仍然耗时严重。根据模板 A_{11} 的特点,该模板的虚部在模板中呈 x 轴对称且数值互为相反数,实部在模板中是呈 y 轴对称且数值互为相反数。因此,模板 A_{11} 与 Sobel 算子模板具有相同特性,本文将计算综合梯度值 t 代替原 Zernike 矩边缘提取模型中的参数 k , 并和 l 共同作为边缘点的鉴定参数。设定两参数阈值为 m_1, m_2 , 模型综合公式如下:

$$\begin{cases} t = \sqrt{\operatorname{Re}(A_{11})^2 + \operatorname{Im}(A_{11})^2} \\ l = \frac{A_{20}}{A_{11}} \\ ans = 1, t < m_1, l < m_2 \end{cases} \quad (10)$$

2.2 基于四次 Hermite 插值的豁口检测算法

通过改进的 Zernike 矩亚像素边缘提取方法提取分切刀具边缘,可精准保留分切刀具边缘特征。分切刀具边缘随时间推移呈单向退化趋势,故分切刀具初始边缘与某时间点的实际边缘呈包络关系,本文需要检测的分切刀具豁口存在于包络空隙中。因此,包络线推理是实现分切刀具豁口精准检测的关键前置操作。在经典的包络提取算法中,常通过识别待测曲线的极值点,使用插值拟合获得包络线,但是常规插值方法不具有较好的灵活性,在包络提取过程中易出现下冲现象,该现象将导致后续豁口识别以及检测参数计算的误差明显增加。基于三次样条插值提取的包络线在一些极大值点附近,并未完全呈包络状,而是穿插待检测曲线,此种现象属于典型的包络下冲现象^[17-18],如图6所示。

本文改进豁口检测过程中的包络拟合方法,通过引入一种带参数的四次 Hermite 插值算法,获取分切刀具图像中初始边缘的特征信息,通过灵活调整参数来改变包络线的性质,避免预推理分切刀具

初始边缘过程中出现下冲现象,提高分切刀具豁口检测的精度。

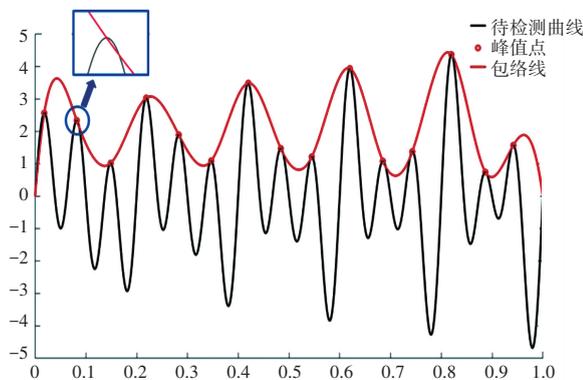


图6 包络线下冲现象

Fig. 6 Envelope undershoot phenomenon

定义刀具边缘中包含 $n+1$ 个极大值点,此极值点将刀具边缘划分为 n 组合 $[(x_0, x_1), (x_1, x_2), \dots, (x_{n-1}, x_n)]$ 。设 $x_0 < x_1 < \dots < x_n, h_i = x_{i+1} - x_i, t = \frac{x - x_i}{h_i}$, 则 Hermite 多项式为:

$$\begin{cases} RF_i(t) = 1 + (\lambda_i - 3)t^2 - 2(\lambda_i - 1)t^3 + \lambda_i t^4 \\ RF_{i+1}(t) = -(\lambda_i - 3)t^2 + 2(\lambda_i - 1)t^3 - \lambda_i t^4 \\ RG_i(t) = t + (\lambda_i - 2)t^2 - (2\lambda_i - 1)t^3 + \lambda_i t^4 \\ RG_{i+1}(t) = -(\lambda_i + 1)t^2 + (2\lambda_i + 1)t^3 - \lambda_i t^4 \end{cases} \quad (11)$$

结合优化包络形状参数的四次 Hermite 插值基函数 $RH(x, \lambda)$ 为:

$$RH(x, \lambda) = y_i RF_i(t) + y_{i+1} RF_{i+1}(t) + h_i y_i RG_i(t) + h_i y_{i+1} RG_{i+1}(t) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

设形状参数为 λ, y_i, y'_i 为分切刀具边缘峰值点 x_i 的函数值和一阶导数值,通过建立 Hermite 插值基函数的连续性约束条件,如式(13)所示:

$$\begin{aligned} [(y_i - y_{i+1}) + h_i(y'_i - y'_{i+1})] \cdot h_{i+1}^2 \lambda_i - [(y_{i+1} - y_{i+2}) + h_{i+1}(y'_{i+1} - y'_{i+2})] \cdot h_i^2 \lambda_i = -[3(y_i - y_{i+1}) + h_i(y'_i + 2y'_{i+1})] \cdot h_{i+1}^2 - [3(y_{i+1} - y_{i+2}) + (2y'_{i+1} + 2y'_{i+2})] \cdot h_i^2 \end{aligned} \quad (13)$$

四次 Hermite 插值样条是分切刀具峰值点处的二阶导数的曲线簇,不同的形状参数 λ 对应不同的插值函数。一般来说,在曲线簇中最优包络曲线长度最小,由于形状参数 λ 决定着包络线的形状,因此搜索最短包络曲线即可确定最优的 λ 值。包络曲线长度为:

$$L_i = \int_{x_i}^{x_{i+1}} \sqrt{1 + [RH'(x, \lambda)_i]^2} dx, \quad i = 1, 2, \dots, n-1 \quad (14)$$

本文采用粒子群优化算法 (Particle Swarm

Optimization, PSO) 搜索曲线簇中的最优曲线^[19], 则可得最优化数学模型为:

$$\left\{ \begin{aligned} L_i &= \int_{t_i}^{t_{i+1}} \{ 1 + [y_i(2(\lambda_i - 3)t - 6(\lambda_i - 1)t^2 + \\ &4\lambda_i t^3 + y_{i+1}(2(3 - \lambda_i)t + 6(\lambda_i - 1)t^2 + \\ &4\lambda_i t^3) + (1 + 2(\lambda_i - 2)t - 3(2\lambda_i - 1)t^2 + \\ &4\lambda_i t^3)h_i d_i] + (1 - 2(\lambda_i + 1)t + 3(2\lambda_i + \\ &1)t^2 - 4\lambda_i t^3)h_i d_{i+1}]^2 dt \}^{-1/2} \\ \min L &= \min(\sum_{i=1}^{n-1} L_i) \end{aligned} \right. \quad (15)$$

通过 PSO 算法即可计算确认最优形状参数 λ , 进而获得分切刀具边缘上包络线, 最终拟合的分切刀具边缘包络线为预推理的分切刀具初始边缘。通过计算初始边缘与实际边缘的距离并进行阈值筛选, 可以实现不同豁口的主要区域检测; 再通过设计生长算子对豁口主要区域附近的峰值点进行二分搜索, 计算获得完整豁口区域的位置。基于四次 Hermite 插值的豁口检测算法描述如下。

算法 基于四次 Hermite 插值的豁口检测方法

输入 分切刀具边缘点集 *Edge*

输出 刀具原始边缘点集 *TrueEdge*; 豁口区域集 *Gap*

1. 初始化波峰点集 *P*
2. 初始化波峰阈值 T_0
3. 初始化豁口阈值 T_1
4. for 初始索引 *i* to 结束索引 $len(P) - 1$ do
5. if 边缘索引节点 P_i 超过阈值 then
6. 删除节点 P_i
7. end
8. end
9. 初始化插值函数集 *splev*
10. 初始化原始边缘点集 *TrueEdge*
11. for 初始索引 *i* to 结束索引 $len(P) - 1$ do
12. 获取区间 $[P_i, P_{i+1}]$ 四次 Hermite 插值基函数 f_i
13. 计算插值点 n_i
14. for 起始插值点 to 结束插值点 do
15. 插入插值点 $TrueEdge \leftarrow n_i$
16. end
17. end
18. PSO 搜索曲线簇最优曲线 *TrueEdge*
19. 初始化豁口区域集 *Gap*
20. 定义游标索引 $i \leftarrow 0$
21. While 游标索引未到结束位置 do

22. $left \leftarrow i$
23. $right \leftarrow i$
24. 统计豁口指标 *Gap*
25. end
26. return 初始边缘 *TrueEdge*, 豁口指标 *Gap*

根据豁口区域识别结果可得豁口最大深度和最大长度。基于 Trapezoidal Rule 思想, 可将计算分切刀具豁口面积转化为计算预推理边缘与实际边缘的梯形积分之差, 即通过将 n 个连续小梯形的黎曼和逼近豁口面积。设豁口区域在 $[a, b]$ 范围内, 边缘曲线函数为 $f(x)$, 则梯形积分数值解为:

$$S = \frac{(b - a)}{2n} [f(x_0) + 2 \sum_{i=1}^n f(x_i) + f(x_n)] \quad (16)$$

3 实验与分析

3.1 刀具边缘提取实验

本文的刀具边缘提取验证实验是在 Windows OS AMD Ryzen 7 4800U 计算机上进行, 主要验证本文改进的 Zernike 矩亚像素边缘提取方法的检测精度和检测速度。

本文选取了常见的边缘提取算法, 主要包括: Canny 算法、Laplace 算法、Sobel 算法和经典 Zernike 矩算法与本文提出的算法进行对比实验, 分切刀具边缘提取效果对比结果如图 7 所示。图 7(a) 是随机采集的分切刀具边缘图像, 图像尺寸为 100×100 。由图 7(b) ~ (d) 实验结果分析可见 Sobel 算子和 Canny 算子检测的边缘处较粗, 定位精度不高, 局部存在一些方块点; Laplace 算子边缘定位非常模糊, 甚至出现边缘重影的问题; 基于 Zernike 矩的经典边缘检测算法边缘锐度较高, 边缘识别精度高且无明显方块点; 本文提出的算法所提取的边缘锐度较好且无方块点。综上可知, 本文提出的方法整体上更接近亚像素级别边缘提取的精度。

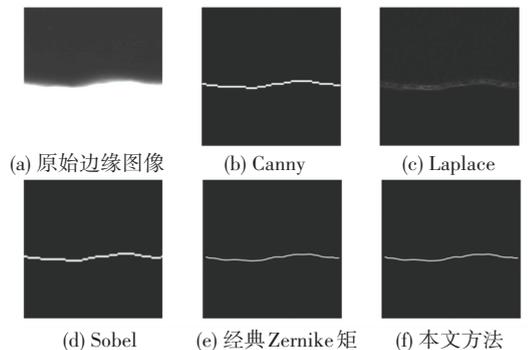


图7 边缘检测对比结果图

Fig. 7 Comparison results of edge detection

分切刀具边缘检测耗时对比结果如图8所示。由图8分析可见经典的基于Zernike矩的边缘提取算法平均耗时在4.43 s左右,本文提出的改进的Zernike矩边缘提取算法平均耗时在1.49 s左右,而基于Canny算子和Sobel算子的边缘提取算法耗时都在1 s以内。本文提出的算法计算耗时虽高于Canny算子和Sobel算子,但远低于经典的Zernike矩的边缘提取算法平均耗时,提高了在亚像素级别下的检测效率。

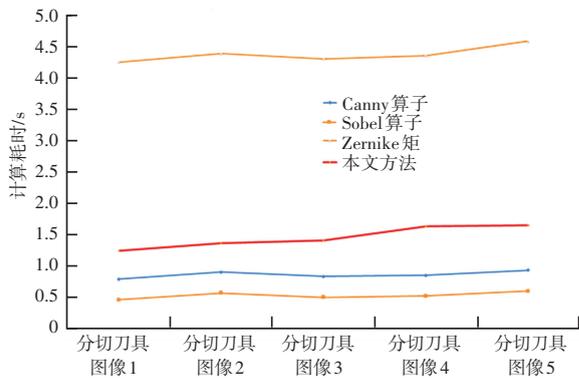


图8 分切刀具边缘提取耗时对比图

Fig. 8 Comparison diagram of cutting tool edge extraction time consumption

3.2 刀具豁口检测实验

为验证基于四次 Hermite 插值的豁口检测算法避免下冲问题的有效性,随机选取了一组分切刀具边缘图像进行初始边缘推理实验,初始边缘推理具体如图9所示,表明本文算法能较好地避免检测过程中的下冲问题。

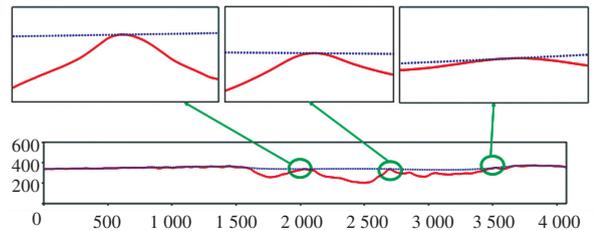


图9 初始边缘推理细节图

Fig. 9 Initial edge inference detail map

为验证基于四次 Hermite 插值的豁口检测算法的优越性,选取了较为常见的豁口检测算法包括基于三次样条插值的豁口检测算法和 PReNet^[20] 检测算法与本文算法进行对比实验,使用本文算法和对比算法分别检测分切刀具豁口各项指标,其中最具代表性的指标包含有豁口面积、豁口宽度和豁口最大深度,不同方法的检测准确度见表1。

表1 不同方法的检测准确度

Table 1 Detection accuracy of different methods

图像编号	长度 $L/\mu\text{m}$				最大深度 $D/\mu\text{m}$				面积 $A/\mu\text{m}^2$			
	标注数值	PReNet模型	三次样条插值	本文方法	标注数值	PReNet模型	三次样条插值	本文方法	标注数值	PReNet模型	三次样条插值	本文方法
1	20.3	17.4	18.3	22.1	11.2	9.1	9.4	12.4	121.4	89.3	90.5	132.6
2	74.2	70.5	72.1	75.9	8.4	6.9	6.9	7.9	296.8	259.5	272.7	300.6
3	102.9	90.2	95.2	104.5	5.3	4.2	4.1	6.1	256.3	189.3	220.4	289.5
4	125.6	115.6	120.3	128.1	13.7	11.4	10.5	14.2	875.2	698.4	714.3	896.7
5	149.7	138.8	140.5	151.8	7.3	6.0	5.9	8.3	602.8	452.8	490.4	617.2
6	190.4	178.2	180.5	192.3	12.4	9.9	10.3	13.4	1 040.2	920.0	900.2	1 069.2
7	256.1	240.5	248.3	258.3	20.4	18.2	17.1	20.9	2 490.1	2 353.2	2 294.7	2 592.1
8	314.2	298.5	301.4	316.9	14.8	11.4	10.5	15.6	2 198.4	2 849.4	1 609.5	2 328.2

由表1可知,本文提出的基于四次 Hermite 插值的豁口检测方法,有效避免了包络拟合推理初始边缘过程中的 Undershoot 问题,豁口检测准确度更高。相比其他豁口检测方法,本文方法通过精准还原刀具边缘豁口退化前初始状态,计算的豁口最大长度数值更接近实际标注的标注数值,经重复实验估算,检测误差控制 1.9% 以内。特别是在豁口长度指标上,基于三次样条插值的豁口检测方法往往

会受下冲问题的影响,导致检测数据偏小,而造成漏检的情况,而本文方法通过引入曲线形状控制变量来搜索最优曲线,大大降低下冲问题的影响,使得检测结果整体呈正误差趋势,完全符合实际生产需求。

4 结束语

在制造业转型和工业现代化的大趋势下,无人

化和半自动化车间正在逐步普及,一套智能化的分切刀具检测系统能有效提高新能源电池生产车间的生产效率和安全性。本文提出一种改进的 Zernike 矩亚像素边缘提取算法,可有效提高亚像素边缘提取的速度;同时,本文提出一种基于四次 Hermite 插值的豁口检测算法,有效避免了豁口检测过程中的下冲问题,使得豁口检测精度更高,避免漏检的情况出现。

参考文献

- [1] 周兴振,孙丙香,张维戈,等. 钛酸锂动力电池针刺内短路试验与机理研究[J]. 机械工程学报,2023,59(22):111-123.
- [2] 毛伟生,李林升,周文一,等. 基于小波阈值与区域分裂合并的锂电池极片缺陷检测方法[J]. 国外电子测量技术,2022,41(8):46-53.
- [3] 黄世暄,梁世民,屠锋,等. 机器视觉技术在新能源电池线路板焊接中的应用方法[J]. 制造业自动化,2022,44(3):171-175.
- [4] 梁智滨,赵文义,李灵巧,等. 基于刀具刃口显微图像的附着物去除网络[J]. 计算机工程,2022,48(4):247-254.
- [5] 颜振翔,王寒迎,石齐双,等. 基于区域蛙跳搜索与轮廓匹配的显微图像拼接[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(15):65-72.
- [6] KOTHURU A, NOOKA S P, LIU Rui. Application of deep visualization in CNN-based tool condition monitoring for end milling[J]. Procedia Manufacturing, 2019,34:995-1004.
- [7] HUNG C W, LU M C. Model development for tool wear effect on AE signal generation in micromilling[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 66(9-12):1845-1858.
- [8] ZHAO Wenyi, ZHANG Weidong, PAN Xipeng, et al. LESSL: Can LEGO sampling and collaborative optimization contribute to self-supervised learning[J]. Information Sciences, 2022, 615:475-490.
- [9] ZHAO Wenyi, LI Chongyi, ZHANG Weidong, et al. Embedding global contrastive and local location in self-supervised learning[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023,33(5):2275-2289.
- [10] 张杨,高兴宇,党艳阳,等. 基于三维图像处理的车刀磨损缺陷检测方法研究[J]. 机床与液压,2023,51(24):43-47.
- [11] 郭彦军,杨晓京,姚同,等. 激光辅助车削工艺参数对单晶硅表面质量的影响[J]. 宇航材料工艺,2023,53(6):64-68.
- [12] GUO Xiaojing, YANG Xueyou, YU Zhijing J. Foreign object debris detection on the runway based on wavelet method[J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 427-429:1658-1661.
- [13] ISKANDAR D N F A, LING N J, FAUZI A H. Foreign Matter Identification In Piper Nigrum Samples [C]//2011 IEEE 7th International Colloqui μ m on Signal Processing and its Applications. New York: IEEE, 2011:11974105.
- [14] 高世一,赵明扬,张雷,等. 基于 Zernike 正交矩的图像亚像素边缘检测算法改进[J]. 自动化学报,2008,34(9):1163-1168.
- [15] 陈璐,关立文. 基于改进 Zernike 矩的亚像素钻铆圆孔检测方法[J]. 清华大学学报(自然科学版),2019,59(6):438-444.
- [16] 何春华,张雪飞,胡迎春. 基于改进 Sobel 算子的边缘检测算法的研究[J]. 光学技术,2012,38(3):323-327.
- [17] LI Yongbo, XU Minqiang, WEI Yu, et al. An improvement EMD method based on the optimized rational Hermite interpolation approach and its application to gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2015, 63:330-345.
- [18] YANG Lijun, YANG Zhihua, YANG Lihua, et al. An improved envelope algorithm for eliminating undershoots[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(1):401-411.
- [19] KENNEDY J. Particle Swarm Optimization[M]// SAMMUT C, WEBB G I. Encyclopedia of Machine Learning. Boston, USA: Springer,2011:760-766.
- [20] REN Dongwei, ZUO Wangmeng, HU Qinghua, et al. Progressive image deraining networks: A better and simpler baseline [C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2019:19263340.