

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306933

基于图像处理的微通道流道板表面缺陷检测方法研究^{*}

郭江龙 蒋庆 曹松晓 宋涛

(中国计量大学计量测试工程学院 杭州 310018)

摘要:针对工业自动化生产中微通道流道板复杂结构表面缺陷自动检测的需求,提出了一种基于图像处理的流道板表面缺陷检测方法。该方法针对流道板 CV 孔和膨胀阀孔中常见的凹坑缺陷和破损缺陷,首先通过霍夫圆检测提取 ROI 区域剔除背景区域干扰,利用高斯滤波对 ROI 图像进行滤波处理,并使用二值化和形态学腐蚀运算对干扰噪点进行过滤从而凸显缺陷特征,之后使用 Two-Pass 算法和种子填充法计算连通域实现凹坑缺陷的检测;使用圆查找找到孔端面内外圆进行圆环展开并采用 Canny 边缘检测算子查找缺陷轮廓,筛选轮廓面积实现破损缺陷的检测。通过对比实验,验证了本文方法相较于传统表面缺陷检测方法,在流道板缺陷样本的检测中有更高的检出率。本文方法经验证,对流道板表面缺陷检出率稳定在 92% 以上,且算法处理速度快、鲁棒性强,实现了快速、非接触式的高精度检测,满足了工业自动化需求。

关键词: 缺陷检测;流道板;图像处理;感兴趣区域

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on surface defect detection method for microchannel flow channel plate based on image processing

Guo Jianglong Jiang Qing Cao Songxiao Song Tao

(China Jiliang University, College of Metrology & Measurement Engineering, Hangzhou 310018, China)

Abstract: A machine vision based surface defect detection method for microchannel flow channel plates is proposed to meet the demand for automatic detection of complex surface defects in industrial automation production. This method focuses on common pit and damage defects in the CV holes and expansion valve holes of the flow channel plate. Firstly, the ROI region is extracted through Hoff circle detection to eliminate background interference. Gaussian filtering is used to filter the ROI image, and binarization and morphological corrosion operations are used to filter out interference noise to highlight defect features. Then, the Two-Pass algorithm and seed filling method are used to calculate the connected domain to achieve pit defect detection. Use circle search to find the inner and outer circles of the hole end surface, unfold the circular ring, and use Canny edge detection operator to search for the defect contour, screen the contour area to achieve the detection of damaged defects. Through comparative experiments, it has been verified that the method proposed in this paper has a higher detection rate in the detection of defect samples in the runner plate compared to traditional surface defect detection methods. The method proposed in this article has been validated to have a stable defect detection rate of over 92% on the surface of the flow channel plate, and the algorithm has fast processing speed and strong robustness, achieving fast, non-contact high-precision detection and meeting the requirements of industrial automation.

Keywords: defect detection; flow channel plate; image processing; region of interest

0 引言

随着全球对环境保护和可持续发展的关注不断增

加,新能源汽车作为一种环保、高效和创新的交通方式,正迅速成为全球汽车行业的热点和发展方向。微通道流道板作为新能源汽车中空调系统的重要换热器器件,其需求日益剧增。在流道板出厂前,为保证其性能不受影响,

需要对其各个部件进行缺陷检测^[1]。目前,对流道板的质量检测还是以人工主观检测为主,在生产线上依靠工人手动和肉眼观测流道板表面的缺陷,这样的检测方式大大降低了检测的准确性,也极大的消耗了检测所需的时间和人力。随着近年来机器视觉技术的迅猛发展,机器视觉检测在目标识别、定位以及表面缺陷检测等领域应用十分广泛^[2]。这种非接触检测手段不会对零件表面造成二次伤害,而且检测精度和效率均优于人工检测。表面质量检测是工业检测极其重要的组成部分^[3]。表面缺陷检测目前主要有3种检测方法:传统图像处理方法、机器学习方法和深度学习方法。

传统图像处理算法一般包含3个步骤:图像预处理^[4-5]、特征提取^[6]、缺陷分类。焦腾云等^[7]采用小波增强和基于 HIS 颜色空间的伪彩色增强法,降低了汽车轮毂图像的噪声,提高了图像细节,Wen 等^[8]提出了一种将缺陷灰度图和 3D 深度图相结合的检测方法,实验证明该算法在表面凹坑缺陷的检测方面有较好的效果。Wang 等^[9]提出一种基于引导模板的表面缺陷检测算法,实验达到了 96.2% 的检测率。

相较于传统图像处理算法,机器学习拥有更块的检测速度,在面都缺陷特征复杂、缺陷种类多等情况下有更好的检测效果^[10-11],其步骤于传统算法类似,其中缺陷分类检测步骤由机器学习算法替代。李飞等^[12]使用 SVM 进行特征训练依次来识别特征缺陷,其算法在适用范围内准确性更好。郭良等^[13]提出了一种基于 HOG 与 Gabor 特征结合的特征提取算法,与传统算法相比率提高了 13%。

机器学习算法虽然大大提高了缺陷检测效率,但仍然需要人工提取图像特征,然后将特征以矩阵或数值的形式输入机器学习模型进行缺陷的判断,随着深度学习的发展,基于深度学习的缺陷检测算法很好的解决了这一问题^[14-16]。周友行等^[17]提出了一种基于深度学习的钢板表面缺陷的高效分类方法,降低了缺陷标注的成本。张震宇等^[18]提出了一种基于 YOLOv3 网络的缺陷自动检测方法,通过图像切片提取 ROI 区域,其检测准确率由于 R-CNN 和 SSD 两种常用神经网络。He 等^[19]提出一种基于 CPN 的钢板表面缺陷分类方法,使用多组卷积神经网络进行图像特征分类,实验检测率达到 94%。Yi 等^[20]提出一种带钢表面缺陷识别系统,由 CNN 在原始图像训练,从训练网络中学习到缺陷特征,比卖你特征提取和缺陷分类的分离,系统识别效果良好。Zhou 等^[21]提出利用 CNN 学习多种特征,最终分类准确率达到 99%。

上述文献提到了不同机器视觉算法在表面缺陷检测方面的研究,其结果显示机器视觉在表面缺陷检测上有强大的潜力,然而在流道板领域机器视觉应用较少。由此,本文提出了一种机器视觉方法来检测上述两种缺陷,

针对表面凹坑缺陷,检测流程为先对其进行 ROI 区域提取,其次对图像进行去噪等预处理,最后使用全局阈值分割算法和 Two-Pass 算法提取缺陷连通域;针对表面破损缺陷,检测流程为先对其进行 ROI 区域提取和圆弧展开,之后对图像进行降噪预处理,最后一步使用全局阈值分割算法和 Two-Pass 算法提取缺陷连通域。经验证本文的检测方法能高效完成检测任务。

1 微通道流道板结构和缺陷特征

微通道流道板图像如图 1 所示,其主要由歧管、膨胀阀安装孔、CV 孔组成。流道板主板本身有多路流动管道,制冷剂和空气在管路中交互作用,通过热传递和流动的特性来吸收或释放热量,以控制流道板内流体的温度。膨胀阀安装于膨胀阀孔上,通过阀门开关控制制冷剂的流量和压力确保制冷效果,CV 孔用来调节流体的流动速度、分配流量或控制压力差确保均匀的热交换。

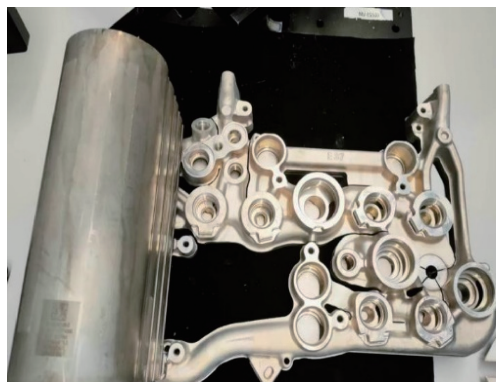


图1 流道板结构

Fig. 1 Flow channel plate structure diagram

因流道板复杂的结构特点,故在实际精密铸造和加工过程中,流道板会产生 CV 孔和膨胀阀孔表面缺陷,其中破损缺陷常见于孔端面边缘,系零件端面产生磕碰或受到较大外力冲击产生,凹坑缺陷常见于孔圆环表面,系零件转运过程中受到挤压或加工过程本身有凹陷点位。这两大缺陷会导致膨胀阀和流道板之间的热交换产生偏差,影响制冷剂的热交换工作,大大降低流道板的工作效率,缺陷严重将会出现安全事故。表面凹坑和破损缺陷与正常样本对比图如图 2 所示。

其中,凹坑缺陷的测试要求为面积大于 0.5 mm^2 ,破损缺陷的测试要求为面积大于 0.3 mm^2 。系统整体检出率要求在 90% 以上,检测速度小于 1 s。

2 系统结构

基于机器视觉的微通道流道板表面缺陷检测方法,

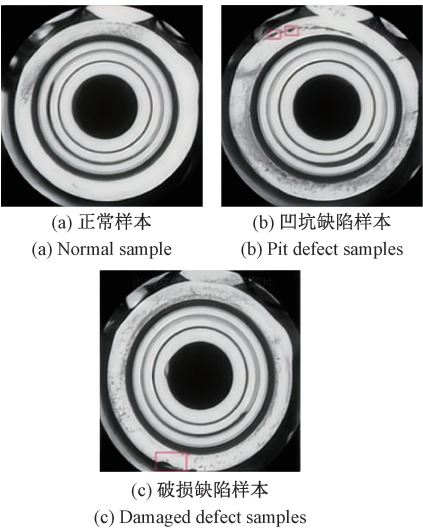


图 2 缺陷样本对比

Fig. 2 Comparison chart of defect samples

硬件系统包括:工业相机、FA 镜头、环形光源、检测平台和 PC 计算机,流道板表面缺陷检测的对象为膨胀阀安装孔端面,其材质为金属,自然光下会因反射使缺陷部分和非缺陷部分对比度低,孔的最大直径为 25 mm,需要检测的缺陷最小尺度为 0.5 mm。另外,受限于现场的工作环境,相机架设的高度不能超过 500 mm。综合考虑上述设计需求,通过计算和实验,本系统选用 HIKVISION 的 MV-CH120-10GMGC 工业面阵相机,其分辨率为 4 096×3 000,搭配 MVL-KF3528M-12MPE 型号的 FA 镜头,相机架设高度为 190 mm,在现场可以在视野内覆盖完成的被测膨胀阀孔并且能够满足检测的精度要求。光源选择 MV-LRDS-100-90-W 环形白光,其打光亮度更高,光照均匀能克服光照不均产生的反光问题。软件系统使用的了 PyCharm2021 开发环境,用 Python3.8 环境以及 OpenCV 等库函数完成软件算法。检测系统实物如图 3 所示。

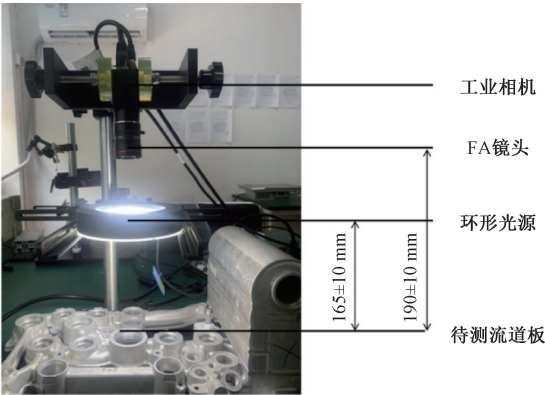


图 3 系统实物图

Fig. 3 System physical diagram

3 流道板缺陷检测算法

本文主要基于机器视觉方法,针对膨胀阀孔表面缺陷的成像特点,提出一种高效率、高精度的检测算法。算法流程主要分如下步骤:

1) 图像 ROI 区域提取。使用霍夫梯度法^[16],遍历所有查找到的霍夫圆,给定半径限制,找出半径在像素区间的圆环,把提取到的霍夫圆半径输入 mask 函数,运算后得到掩码图像,把原图和掩膜作运算以后得到外接圆和内接圆 ROI 区域,之后两图像做图像减法,得到所需 ROI 区域。

2) 图像预处理:对提取 ROI 区域后的图像进行模糊滤波去除噪声,然后对图像进行开运算消除图像中小的连通域,滤除可能存在的干扰点,使缺陷区域特征更明显。

3) 缺陷识别:使用全局阈值分割算法和 Two-Pass 算法提取缺陷连通域,对于表面凹坑缺陷,把连通域面积大于 0.5 mm² 的识别为缺陷。对于表面破损缺陷,把连通域面积大于 0.3 mm² 的识别为缺陷。

流道板缺陷检测流程如图 4 所示。

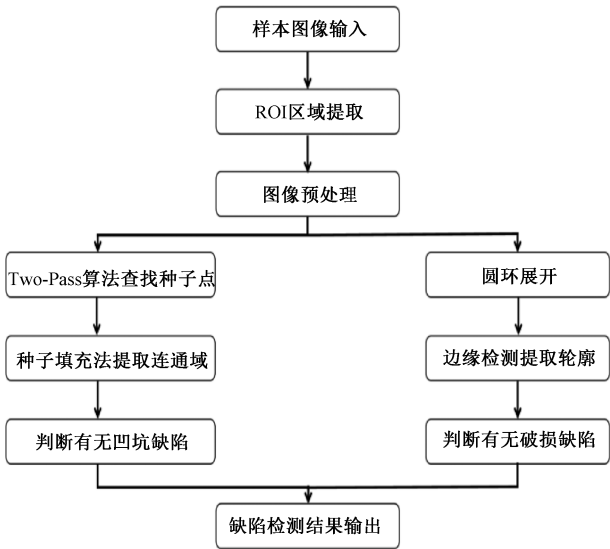


图 4 总体流程

Fig. 4 Overall flow chart

破损缺陷检测流程如图 5 所示。

凹坑缺陷检测流程如图 6 所示。

3.1 ROI 区域提取

由于表面凹坑和破损两种缺陷产生的区域均在膨胀阀安装孔上端面,在采集的图像中,除待测的端面区域,还存在其他阀孔以及背景等干扰因素。为提高算法检测的精准度和算法效率,需要把圆环端面部分提取出来。

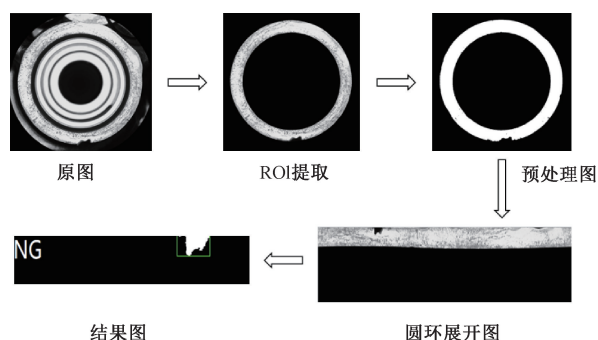


图5 破损缺陷检测过程

Fig. 5 Process diagram of damage and defect detection

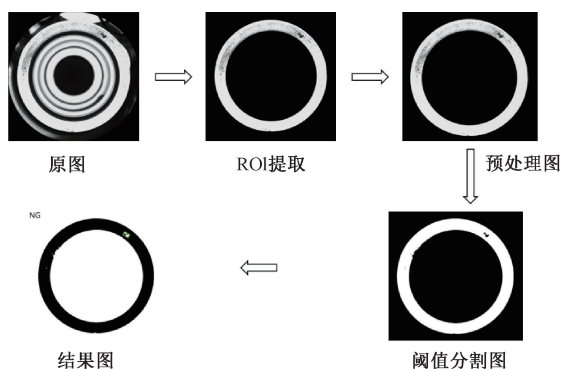


图6 凹坑检测过程图

Fig. 6 Process diagram of pit detection

根据流道板表面膨胀阀安装孔实际生产特点,其端面半径为固定值,外圆半径为 12.5 mm,内圆半径为 10 mm,故使用 Hough 梯度法提取内外圆轮廓。首先将输入图像转换为灰度图像,下一步使用 Canny 边缘检测算法,得到图像边缘集合并通过梯度计算构建圆的参数空间,最后设定阈值找到符合的圆。

之后进行 mask 掩膜操作,首先创建一个与输入图像尺寸相同的掩膜图像,并将其初始化为全黑(像素值全为 0),然后在掩膜图像上绘制出霍夫圆检测到的两个圆,之后使用掩膜数组与原始图像数组进行位运算提取掩膜中非零像素对应的原始

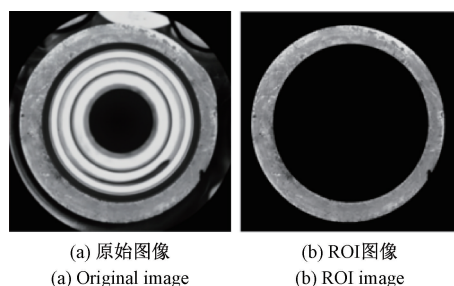
图像区域即可获取 ROI 区域图像。提取的 ROI 图像如图 7 所示。

3.2 图像预处理

1) 图像滤波处理

在图像采集过程中,由于检测车间现场存在各种噪声的干扰,在图像信号传输过程中也会存在噪声干扰导致图像细节模糊,所以需要采集的图像进行降噪预处理。常见的预处理手段为图像滤波。

图像滤波的特点为是可以在尽量保留图像细节特征的前提下对噪声进行抑制。针对本文中流道板这一对

图7 图像
Fig. 7 ROI image

象,缺陷边缘图像的质量是识别的重要因素,故而选用既可以降低图像噪声又不会丢失边缘信息的模糊滤波。其具体原理是基于高斯模糊通过对图像的每个像素点应用高斯核进行加权平均进行模糊处理并在整个图像上进行迭代。通过具体实验,迭代次数设置为 18 次,值过大会导致噪声过滤效果不佳,过大会导致缺陷特征被过滤丢失。

2) 图像二值化

为了突出缺陷特征的边缘、轮廓和结果信息,选择对图像进行二值化处理,用到的方法为能够突出图像边缘细节的双阈值分割法对图像进行二值化阈值分割。对于完成预处理的图像,设其当前点坐标灰度为 $h(x, y)$,设低阈值 H_{low} ,高阈值 H_{high} ,用式(1)计算当前灰度值:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & h(x, y) > H_{high}, \text{ or } h(x, y) < H_{low} \\ h(x, y), & H_{low} \leq h(x, y) \leq H_{high} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $g(x, y)$ 表示处理后的灰度值,根据实验测试,低阈值 H_{low} 设为 145,高阈值 H_{high} 设为 255。

3) 图像形态学操作

经过上述预处理和二值化操作后,图像中仍存在一些焊渣反光点和未充分过滤的噪声点。为了使凹坑和破损缺陷的轮廓更加清晰,去除焊渣点和噪声点这些小的孤立区域,对图像进行形态学开运算,即先执行腐蚀操作后进行膨胀操作,通过实验测试,选择腐蚀、膨胀次数为 5 次效果最佳。预处理后的图像如图 8 所示。

3.3 缺陷检测算法

1) 凹坑缺陷检测

根据流道板产品表面质量要求,视觉系统需要检测出面积大于 0.5 mm^2 的凹坑。该尺度的凹坑在视野图像中占据面积为 60 pixel^2 ,把这个值设为面积阈值 S_1 。根据面积阈值的这一需求,选择 two-pass 算法中的面积阈值法选取种子点,然后使用种子填充算法标记连通域。具体步骤为:

(1) 图像定义:将输入的 $M \times N$ 的二维图像表示为 L ,其中每个像素点 (i, j) 具有灰度值 $I(i, j)$ 。

(2) 有效像素点定义:设每个像素点为 $P(i, j)$;计算

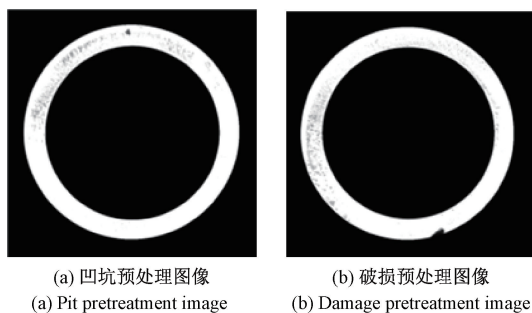


图 8 预处理图像

Fig. 8 Preprocessing image

当前像素点 $P(i, j)$ 与阈值 T 之间的灰度差值, 用式(2)表示:

$$\text{Diff}(i, j) = |P(i, j) - T| \quad (2)$$

$\text{Diff}(i, j)$ 若不为 0 即为有效像素点。因为缺陷区域在图中灰度值为 255, 故阈值 T 取 255。

(3) Two-Pass 算法第 1 次扫描如图 9 所示。从左上角开始遍历像素点, 找到第 1 个有效值点, 并标记为 $\text{label} = 1$, 继续遍历当某一像素点左、左上、上邻像素为无效值时, 将其标记为新的 label 值即 $\text{label} + 1$, 当某一像素点左、左上、上邻像素中有一个为有效值时, 将有效值像素的 label 值赋予该像素, 当某一像素点左、左上、上邻像素都为有效值时, 选取其中较小的 label 值赋予该像素。

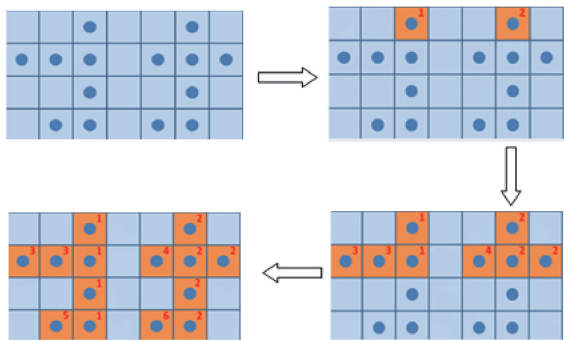


图 9 第一次扫描过程

Fig. 9 First scan process diagram

(4) Two-Pass 算法第 2 次扫描如图 10 所示。对每个点的 label 值进行更新为其 8 邻域中最小的 label 值。

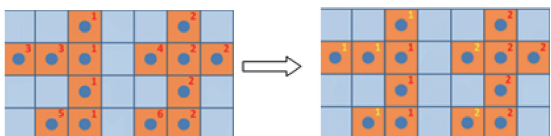


图 10 第二次扫描过程

Fig. 10 Second scan process diagram

素面积阈值 S_1 , 遍历同一 label 集合下所有像素点并进行判断, 若该像素点属于当前 label 集合则累加计数器, 若不属于则跳过, 遍历完成后计数器的值即为连通域面积, 将其与 S_1 比较, 删除面积小于阈值的连通域。

(6) 用矩形框标注连通域: 对于每个符合面积阈值的连通域, 使用旋转举行拟合算法计算出连通域的最小外接矩形, 并将其绘制在原始图像上。获取的缺陷区域如图 11 所示。

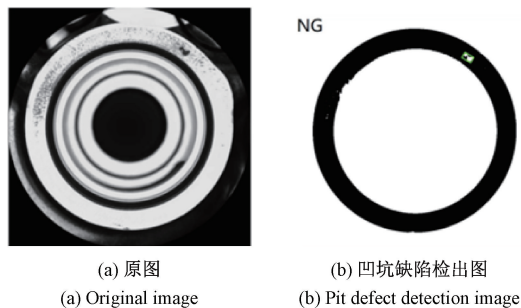


图 11 凹坑缺陷图像

Fig. 11 Pit defect image

2) 破损缺陷检测

根据流道板产品表面质量要求, 视觉系统需要检测出面积大于 0.3 mm^2 的端面破损缺陷, 该尺度的凹坑在图像中占据面积为 36 pixel^2 , 把这个值设为面积阈值 S_2 , 考虑到缺陷产生的位置在圆环端面处所以先对其进行圆环展开成矩形, 再作边缘检测处理得到外边界轮廓最后提取缺陷轮廓并计算其面积与阈值进行比较。

首先对圆环进行圆检测, 检测出外圆和内圆的圆心和半径, 后以内圆和外圆的半径之差作为宽创建一个矩形, 使用极坐标系将圆环中的点表示为 ρ 和 θ , x_c, y_c 分别表示圆心的横纵坐标, 由式(3)和(4)计算出点在图像中的真实坐标并将其像素赋值给对应位置。

$$x = x_c - \rho \times \cos\theta \quad (3)$$

$$y = y_c - \rho \times \sin\theta \quad (4)$$

之后使用边缘检测算法提取边缘轮廓, 考虑到图像中的噪声干扰和实际环境下的反光问题, 选用 Canny 算子这一对于图像亮度变化和噪声具有强鲁棒性方法提取边缘信息, 之后只保留上边界轮廓部分即圆环展开前的外断面圆弧, 计算上边界轮廓和图像边界围成的连通区域面积, 若超过面积阈值 S_2 , 则将其使用最小外接矩形框标注出来, 绘制在原始图像上。获取的缺陷区域如图 12 所示。

4 实验结果及分析

实验所运行的上位机软件是基于 Pycharm 开发操作平台, 利用 Python 编程语言和 OpenCV 视觉库进行图像

(5) 筛选符合面积阈值的连通域: 首先设置一个像

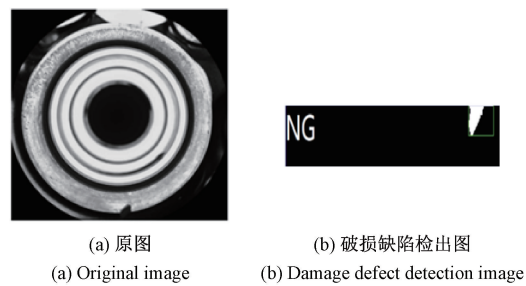


图 12 破损缺陷图像

Fig. 12 Damaged defect image

算法编写、测试、实现,其人机交互界面如图 13 所示。采集系统实物照片如图 14 所示。

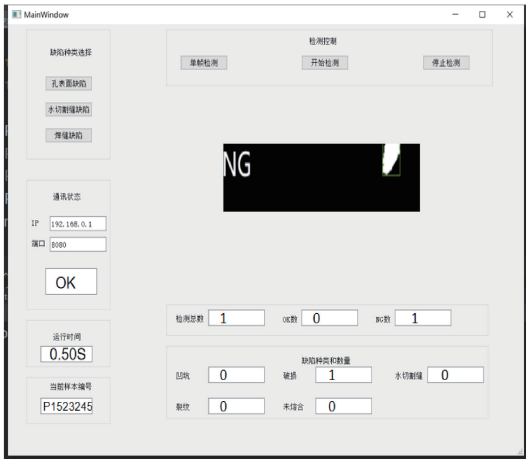


图 13 人机交互界面

Fig. 13 Human-computer interaction interface

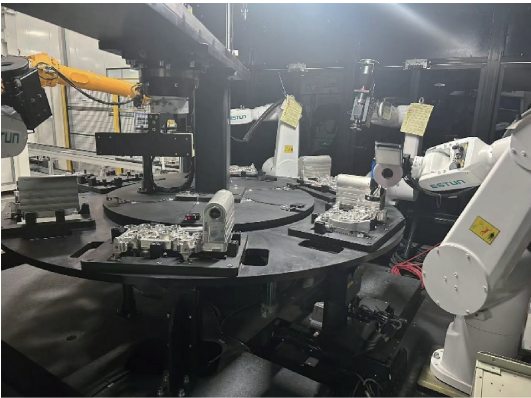


图 14 采集系统实物照片

Fig. 14 Collect physical photos of the system

为验证本文方法的检测性能、检测实时性和通用性,设计了以下实验进行分析评定。

1) 实验样本为不同生产批次的流道板在同一现场条件下采集的图像,其在检测线上的参数如表 1 所示。

表 1 检测参数

Table 1 Detection parameters	
流道板参数	具体内容
长度	335 mm
宽度	150 mm
高度	120 mm

2) 将挑选的样本以手动的方式上料,上料间隔为 33 s,模拟真实现场自动上料过程进行检测;

3) 待测试完毕后,记录图像处理软件所判定流道板的合格品数量与不合格数量,分析本文中方法综合检测能力;

4) 本次实验共采集了 500 份流道板原始数据样本,其中正常样本 332 份,有凹坑缺陷的 108 份,破损缺陷 77 份,两种缺陷都有的 17 份。

基于表面缺陷检测的研究现状,目前主流算法包括模板匹配算法和边缘检测算法。分别使用模板匹配算法、边缘检测算法和本文算法对样本进行处理。使用模板匹配算法对样本进行处理,把合格样本图像设置为标准模板,之后把待匹配图像与模板进行匹配判断缺陷有无;使用边缘检测算法对样本进行处理,选用 Canny 算子提取图像连通域边缘,通过连通域面积特征判断是否存在缺陷;使用本文算法对样本进行处理,将三者的处理结果进行对比,其检测结果如表 2、3 所示。

表 2 缺陷样本对比

Table 2 Comparison of defect samples					
类别	总数	使用算法	检出数	误检数	检出率/%
凹坑	108	模板匹配	88	20	81.48
凹坑	108	边缘检测	92	16	85.19
凹坑	108	本文算法	103	5	95.37
破损	77	模板匹配	58	19	75.32
破损	77	边缘检测	69	8	89.61
破损	77	本文算法	71	6	92.20

表 3 合格样本对比

Table 3 Comparison of qualified samples					
类别	总数	使用算法	检出数	漏检数	检出率/%
凹坑	332	模板匹配	309	23	93.07
凹坑	332	边缘检测	308	24	92.77
凹坑	332	本文算法	313	19	94.27
破损	332	模板匹配	323	9	97.29
破损	332	边缘检测	326	6	98.20
破损	332	本文算法	329	3	99.10

根据表中数据分析,对于合格样本的检测,由于合格样本没有缺陷特征需要识别,特征较为简单因此本文算法与模板匹配算法和边缘检测算法的检测结果相差不大;但对于缺陷样本的检测,由于凹坑和破损缺陷形状和

尺寸存在较大变异,单一模板无法有效匹配所有缺陷,模板匹配算法的检测结果并不理想;边缘检测算法在处理凹坑缺陷时,由于其边缘的复杂性较高,检测效果也不佳。综上,本文算法的检测结果相比于传统的模板匹配算法和边缘检测算法在缺陷样本的检测中有更高的检测率,凹坑缺陷检出率为 95.37%,破损缺陷检出率为 92.20%。两种缺陷的检出图片如图 15 和 16 所示。



图 15 破损缺陷检出图
Fig. 15 Damage defect detection diagram

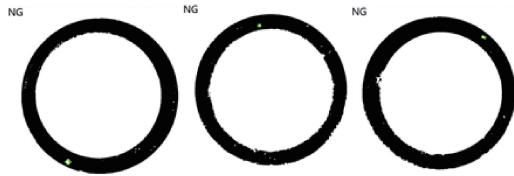


图 16 凹坑缺陷检出图
Fig. 16 Pit defect detection diagram

整体检测流程算法运行时间为 0.86 s,各个流程分别耗时如表 4 所示。

表 4 系统各个步骤耗时

Table 4 Comparison of qualified samples	
步骤	耗时
ROI 提取	0.12 s
图像预处理	0.06 s
Two-Pass 算法/圆环展开	0.55 s/0.21 s
连通域提取	0.13 s

各个检测步骤中,Two-Pass 算法耗时最久,原因主要是由于其算法需要两次遍历,且第 2 次遍历过程中需要根据标记和信息进行复杂计算,内存消耗较高,后续可以从算法设计上进行多线程设计或尝试对数据进行预处理剔除不必要的数

据等方面进行优化提速。系统运行稳定无卡顿现象发生,缺陷检出率可以满足工业现场加工的需求,能够准确高效的完成流道板表面凹坑和破损缺陷检测工作。在表面凹坑缺陷检测流程中,出现了漏检和误检的情况,分析其原因,漏检主要是

由于某些凹坑缺陷因为光照原因特征不明显,在滤波过程中被滤除,误检原因为某些密集区域小气孔没有被滤除完全,被误检成凹坑;在端面破损缺陷流程中,漏检原因为算法误把一些边缘位置的凹坑或气孔检测成为破损缺陷,而漏检原因主要为霍夫圆拟合外圆的时候由于拟合偏差遗漏了缺陷部分。漏检误检情况如图 17 所示。

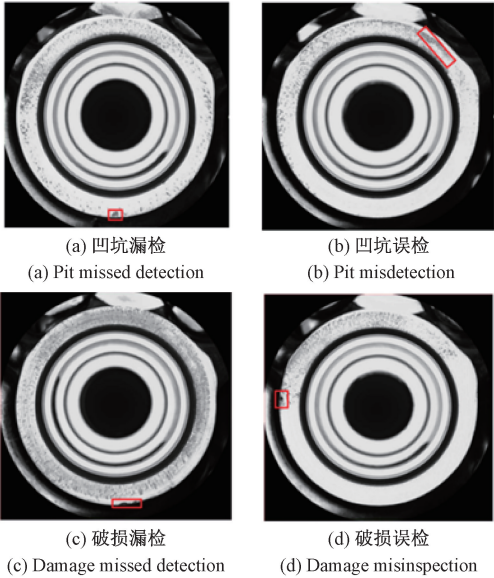


图 17 漏检误检图
Fig. 17 Mis-detection and mis-detection diagram

基于目前漏检误检的情况,后续计划扩大缺陷样本数量,尝试更加鲁棒的特征提取方法来解决光照原因导致的凹坑缺陷特征不明显的问题,例如深度学习的方法来对比实验以追求更准确的检测。

5 结 论

本文主要基于图像处理方法,针对流道板表面缺陷的成像特点,以及流道板表面缺陷检测过程中,因工件材质和现场光照条件可能会出现反光问题和表面噪声点杂多的情况,提出一种高效率、高精度的检测算法。该算法通过霍夫圆检测提取 ROI 区域剔除背景区域干扰,通过图像滤波预处理将缺陷特征凸显出来,之后使用 Two-Pass 算法和种子填充法检出凹坑缺陷,使用圆环展开和边缘检测查找筛选轮廓面积检出破损缺陷。通过对比实验,验证了本文方法相较于传统表面缺陷检测方法,在流道板缺陷样本的检测中有更高的检出率。本文方法经验证,对流道板表面缺陷检的检出率稳定在 92% 以上,且算法处理速度快、鲁棒性强,能够实现在工业加工现场的实际应用,满足了工业自动化需求。

参考文献

[1] 梁迪,李晓凤. 微通道换热器研究与应用进展综述[J]. 制

- 冷与空调,2023,37(2):217-224.
- LIANG D, LI X F. Review of research and application progress on microchannel heat exchangers [J]. Refrigeration and Air-Conditioning, 2023, 37 (2): 217-224.
- [2] 方利华, 邵志星, 房昭辉, 等. 网格布断裂缺陷检测方法的研究[J]. 机械设计与制造, 2021(4):155-157.
- FANG L H, XI ZH X, FANG ZH H, et al. Research on detection methods for gebu fracture defects [J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(4):155-157.
- [3] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1):198-219.
- ZHAO L Y, WU Y Q. Research progress on surface defect detection methods based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1):198-219.
- [4] ZHANG L, BIAN Z, YE H, et al. Restoration of single pixel imaging in atmospheric turbulence by Fourier filter and CGAN [J]. Applied Physics B, 2021, 127(3):1-16.
- [5] TOUITI L, KIM T. Analysis of calcareous sand particle shape using Fourier descriptor analysis [J]. International Journal of Geo-Engineering, 2020, 11(1):1-14.
- [6] FENG W, LIU H, XU X, et al. Research on defect detection method for high-reflective-metal surface based on high dynamic range imaging [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2020, 206(8):1-11.
- [7] 焦腾云, 王明泉, 张俊生, 等. 基于小波分析和伪彩色处理的轮毂图像增强[J]. 自动化仪表, 2020, 35(1):47-51.
- JIAO T Y, WANG M Q, ZHANG J SH, et al. Hub X-ray image enhancement based on wavelet analysis and pseudo color processing [J]. Automation and Instrument, 2020, 35(1):47-51.
- [8] WEN X, SONG K C, HUANG L, et al. Complex surface ROI detection for steel plate fusing the gray image and 3D depth information [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2019, 198:163313.
- [9] WANG H Y, ZHANG J W, TIAN Y, et al. A simple guidance template-based defect detection method for strip steel surfaces [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(5):2798-2809.
- [10] 刘华祠. 基于传统机器学习与深度学习的图像分类算法对比分析[J]. 电脑与信息技术, 2019, 27(5):12-15.
- LIU H C. Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning [J]. Computer and Information Technology, 2019, 27(5):12-15.
- [11] HALFAWY M R, HENGMECHAI J. Automated defect detection in sewer closed circuit television images using histograms of oriented gradients and support vector machine [J]. Automation in Construction, 2014, 38:1-13.
- [12] 李飞, 唐亚健, 苑玮琦. 摩托车轮毂表面缺陷检测研究[J]. 机械设计与制造, 2020(8):296-299.
- LI F, TANG Y J, YUAN W Q. The research on surface defects detection of motorcycle hub [J]. Machinery Design and Manufacture, 2020(8):296-299.
- [13] 郭良, 吴桂初. 基于机器学习的灭弧栅片表面缺陷检测方法[J]. 机械工程与自动化, 2019(1):4-7.
- GUO L, WU G CH. Machine learning based surface defect detection method for arc extinguishing grid [J]. Mechanical Engineering and Automation, 2019(1):4-7.
- [14] XIE Y, MING S. Bridge defect detection technology based on machine vision and embedded [J]. Journal of Physics Conference Series, 2021, 1859(1):1-8.
- [15] MAO Y, WANG S, YU D, et al. Automatic image detection of multi-type surface defects on wind turbine blades based on cascade deep learning network [J]. Intelligent Data Analysis, 2021, 25(2):463-482.
- [16] 石振华, 陈杰. 改进 YOLOv3 算法在工件缺陷检测中的应用[J]. 机械设计与制造, 2021(4):62-65, 69.
- SHI ZH H, CHEN J. Application of improved YOLOv3 algorithm in workpiece defect detection [J]. Machinery Design and Manufacture, 2021(4):62-65, 69.
- [17] 周友行, 孟高磊, 赵文杰, 等. 钢板表面缺陷深度主动学习高效分类方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2):23-31.
- ZHOU Y X, MENG G L, ZHAO W J, et al. Efficient deep active learning for steel plate surface defects classification [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2):23-31.
- [18] 张震宇, 刘阳, 刘福才. 基于 YOLOv3-spp 的汽车轮毂表面缺陷检测算法研究与分析[J]. 计量学报, 2023, 44(9):1375-1382.
- ZHANG ZH Y, LIU Y, LIU F C. Steel surface defect detection method based on double network [J]. Acta Metrologica Sinica, 2023, 44(9):1375-1382.
- [19] HE D, XU K, ZHOU P. Defect detection of hot rolled steels with a new object detection framework called classification priority network [J]. Computers and Industrial Engineering, 2019, 128:290-297.
- [20] YI L, LI G Y, JIANG M M. An end-to-end steel strip

surface defects recognition system based on convolutional neural networks[J]. Steel Research International, 2017, 88(2):1600068.

- [21] ZHOU S Y, CHEN Y P, ZHANG D L, et al. Classification of surface defects on steel sheet using convolutional neural networks[J]. Materials Technology, 2017, 51(1):123-131.

作者简介



郭江龙, 2020 年于中国计量大学获得学士学位, 现为中国计量大学硕士研究生, 主要研究方向为自动控制和机器视觉。

E-mail: 1033189780@qq.com

Guo Jianglong received his B. Sc. degree from China University of Metrology in

2020. He is currently a M. Sc. candidate at China University of Metrology. His main research interests include automatic control and machine vision.



蒋庆(通信作者), 1992 年于西安科技大学获得学士学位, 2000 年于浙江大学获得博士学位, 现为中国计量大学教授, 主要研究方向为工业自动化和自动控制。

E-mail: jiangq2004@163.com

Jiang Qing (Corresponding author) received a B. Sc. degree from Xi'an University of Science and Technology in 1992 and a Ph. D. degree from Zhejiang University in 2000. He is currently a professor at China University of Metrology. His main research interests include industrial automation and automatic control.