

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211566

挡风玻璃花点缺陷智能检测技术研究*

陈伟^{1,2} 沈力^{1,2} 李建兴^{1,2} 马莹^{1,2} 俞斌³

(1. 福建理工大学电子电气与物理学院 福州 350118; 2. 福建省工业集成自动化行业技术开发基地 福州 350118;
3. 福耀玻璃工业集团股份有限公司 福清 350301)

摘要: 花点图案是由许多小黑点密集排列形成的点阵图案,它均匀分布在汽车挡风玻璃的四周。花点在丝网印刷和烧结过程中可能出现黏连、残缺与缺失等缺陷。采用人工进行花点缺陷的检测容易误检和漏检,且检测数据不易统计和分析。为了解决该问题,提出采用机器视觉技术来提取黑边花点轮廓作为相机移动轨迹;然后用PLC控制2台相机的移动来分段采集4条黑边的花点图案,以便获得微小花点的清晰图像;最后采用YOLOv5s算法来实现花点缺陷类型和位置的在线检测。文中通过对不同算法检测结果的比较,验证了YOLOv5s算法在花点缺陷检测方面的优越性和鲁棒性。

关键词: 花点;机器视觉;轮廓提取;YOLOv5s;缺陷检测

中图分类号: TP399;TP393 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8

Intelligent detection technology for windshield frit defects

Chen Wei^{1,2} Shen Li^{1,2} Li Jianxing^{1,2} Ma Ying^{1,2} Yu Bin³

(1. School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;
2. Research and Development Center for Industrial Automation Technology of Fujian, Fuzhou 350118, China;
3. Fuyao Glass Industry Group Co., Ltd., Fuqing 350301, China)

Abstract: Frit is a dot matrix pattern consisting of densely arranged small black dots, which can be found around the edges of the auto windshield. In the process of frit printing and sintering, there may be some defects such as adhesion and deformity, which tend to be false detection or missed detection in manual detection. And that manual data is difficult to be collected for deep analysis. To solve this problem, this paper tries to use machine vision technology to extract the outline of the frit as the camera moving track. Then the PLC is used to control the movement of the two cameras to take the frit pictures in sections from the four edges of the windshield to catch the clear images of the little black dots. Finally, the YOLOv5s algorithm is used online to identify and locate the frit defects. Compared with other different algorithms, the YOLOv5s algorithm is proven to be superior and robust in frit defect detection.

Keywords: frit; machine vision; contour extraction; YOLOv5s; defect detection

0 引言

汽车的挡风玻璃一般采用聚氨酯密封胶固定到车身上。为了延缓密封胶的老化,需要在玻璃的边缘刷上黑胶边^[1];同时为了让玻璃均匀受热防止爆裂,需要在黑边与透明区域之间印刷花点。黑边和花点是通过丝网印刷和烧结方法固化到玻璃上^[2-3]。但是印刷用网版的破损、网孔的增大、网孔的堵塞以及烧结不均匀等问题均会导致花点出现黏连、残缺与缺失等问题,因此需要在丝网印刷工序和烧结工序后对花点图案进行在线检测^[4]。

目前基于机器视觉技术的玻璃质量检测研究主要涉及防火玻璃质量检测、普通玻璃缺陷检测、手机3D玻璃盖板缺陷检测等。徐文飞等^[5]提出了一种单片防火玻璃快速检测技术,主要通过测量其透光率、折射率、玻璃表面应力来快速区分单片防火玻璃的种类及其质量。但透光率或折射率检测技术只能用于检测玻璃材质的种类与质量好坏,无法用于汽车玻璃花点图案的缺陷检测。覃椿婷^[6]和Yousefian-Jazi等^[7]提出一种基于渐变边缘模型Zernike矩的玻璃边缘亚像素检测方法,需要将待检测玻璃轮廓与模板玻璃轮廓进行配准和尺寸计算来实现两个轮廓的匹配。

收稿日期:2022-09-29

* 基金项目:福建省自然科学基金(2020J01878)项目资助

但汽车玻璃不仅花点图案类型多样而且玻璃轮廓形状也较多,若采用轮廓匹配算法就需要准备大量的检测模板或模型,也需要相对复杂的图像预处理工作。杨波等^[8]和Kisantal等^[9]提出了一种基于YOLOv4算法的流水线杂质玻璃检测方法,采用K-means++算法设定先验框(anchors),利用4倍下采样率的高分辨率特征图进行特征融合以提高对小目标的检测性能。但汽车玻璃花点缺陷的像素点面积相对更小,利用4倍下采样率的高分辨率特征图进行特征融合会大大增加图像采集设备的成本和缺陷检测时间,可能影响花点缺陷的实时检测。

由于汽车挡风玻璃尺寸一般为 $1.5\text{ m}\times 0.8\text{ m}$ 左右,同时汽车玻璃花点的面积较小(最大直径为 $1.0\text{ mm}/\text{个}$,最小直径为 $0.3\text{ mm}/\text{个}$),如果采用一台工业相机拍摄整片挡风玻璃的花点图像,则要求相机的分辨率至少要达到3000万像素,而且传送玻璃的辊轮图像与花点图像会重叠在一起,导致无法进行重叠部分花点缺陷的检测。为了配合产线的生产速度,同时也为了保证花点图像的清晰,本文拟采用2台分辨率为 2592×2048 的工业相机进行花点图案的分段采集,然后利用YOLOv5算法实现花点图案的分段在线检测。为了保证玻璃在移动过程中,相机能够完整采集到4条边的花点图案,还需要对相机的拍摄位置进行调整。

1 花点图案采集系统的组成

如图1所示,花点图案仅分布在挡风玻璃的四周。在玻璃移动过程中,为了保证相机能够高效且完整地采集到4条黑边的花点图案,并尽量减少玻璃透明区域在图像中的面积,需要对相机的拍摄位置进行实时调整。因此,本文设计的花点图像采集系统主要由工业相机、上位机、可编程程序控制器(programmable logic controller, PLC)、步进驱动系统、单轴滑轨模组、辅助光源等部件构成,如图2所示。

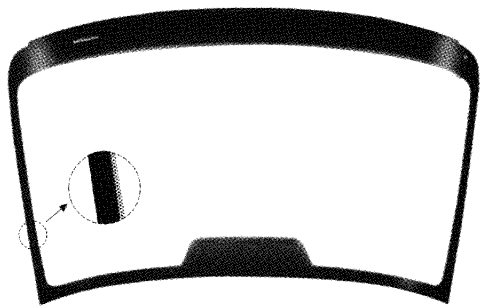


图1 汽车挡风玻璃黑边花点图

花点图案采集系统通过S7-1200PLC控制滑轨的移动并同时带动2台相机的移动;利用python图像处理算法提取图3挡风玻璃B边的花点轮廓曲线作为相机的移动轨迹;利用工业以太网实现轨迹提取与轨迹控制系统之间的数据交换,最终实现挡风玻璃黑边花点图案的自动采集和在线分析。

本文系统的2台相机均选用海康威视彩色CMOS面阵相机,分辨率为 2592×2048 ,像元尺寸为 $4.8\ \mu\text{m}\times 4.8\ \mu\text{m}$ 。

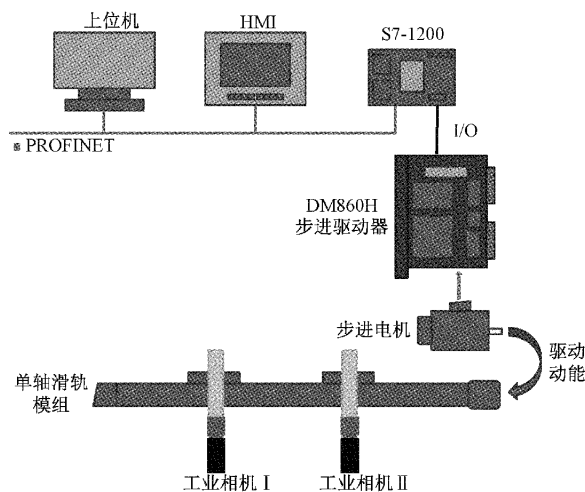


图2 花点图像采集系统构成图

由于挡风玻璃在丝网印刷和烧结阶段还未烘弯仍是平板玻璃,因此在检测阶段进行花点图像采集时相机无需上下移动;挡风玻璃在完成丝网印刷和烧结工序后将通过辊轮传送到检测工位,辊轮的运转通过变频器控制(原系统自带),运动非常平稳,故花点图像采集时相机也无需前后移动,仅需左右移动即可(如图3中双箭头所示)。由于挡风玻璃B、D两条黑边图案的曲率相近,故拍摄过程2台相机的移动方向始终一致,因此本文采用一个单轴滑轨同时带动2台相机移动,两台相机相距50cm以保证两者的视场足以覆盖玻璃的宽度(A和C边),并有2~3cm的重合区域。

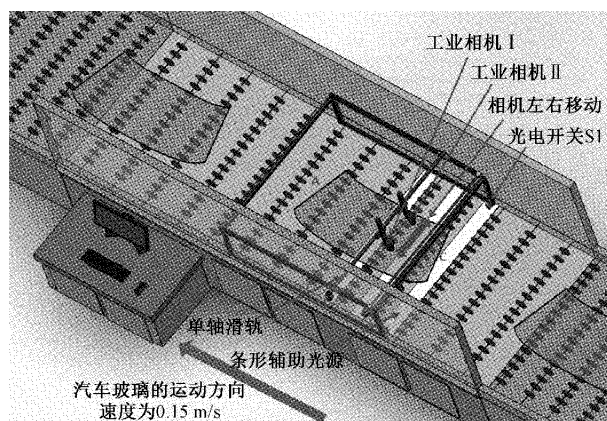


图3 工业相机的安装及分布图

PLC选用西门子S7-1212C-DC/DC/DC,其订货号为6ES7 212-1AE40-0XB0;步进电机选用通用86步进电机,型号为86BYG250A,额定电流为4.3A,额定电压为60V,步距角为 1.8° ,保持转矩 $2\text{ N}\cdot\text{m}$,转子惯量为 $1.95\text{ kg}\cdot\text{cm}^2$;步进驱动器选用DM860H,选用16细分控制方式。考虑到玻璃表面非常光滑,若采用前照明方式的辅助光源会存在反光和光斑等问题,因而本文采用条形光源、底部背光照明的方式;同时还在拍摄区域的上方设置了遮光罩,以防止外界光线影响花点图案的采集质量。

2 花点图案拍摄轨迹的生成和控制

2.1 花点图案拍摄方案的规划

当图 3 中的光电检测开关 S1 收到信号说明玻璃已经完成丝网印刷工序即将进入检测工序。由于丝网印刷对玻璃的定位精度要求较高,且印刷工位和检测工位相隔不到 1 m,因此玻璃进入检测工位时不必考虑角度偏转问题。由于传送机构上两根辊轮的中心间距 500 mm,因此本系统规划在收到 S1 信号后过 2.5 s 开始采集花点图像,然后每隔 1.6 s 重新采集 1 张。在花点图案的采集过程中,汽车玻璃将沿着图 3 中单箭头所示方向不断前进,传送速度为 0.15 m/s。在拍摄过程中,系统将根据 I 号相机采集到的 B 边花点图像不断调整 I 号和 II 号相机的位置,以保证 2 台相机能够完整拍摄到 B 和 D 边的花点图案。若在采集到的图像中未检测到花点图案,说明 C 边也已采集完毕,则停止图像采集。

2.2 花点图案的预处理

利用上述系统获得的花点原图像如图 4 所示,图中不仅包含噪声等干扰信息,而且还包含较大面积的透明区域和辊轮等无用信息,这些信息不仅会影响后续轨迹提取和缺陷检测的准确性,还会影响缺陷检测的实时性,因此需要通过一定的预处理来增大花点图案有效信息比重,进一步突显图像特征以提高后续花点缺陷检测的效率。

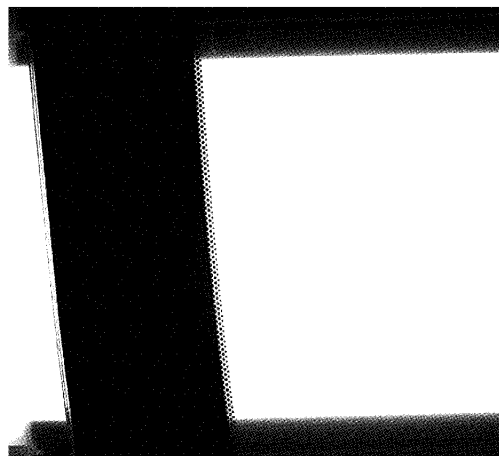


图 4 花点原图

首先利用高斯滤波算法滤除原图中一些无用的噪声和杂质信息;然后对图像进行二值化处理,分割阈值设置为 80。二值化后的图像中还存在大量无用区域(如大量的透明区域等),为减少后续的数据处理量,本系统通过剪裁方法提取感兴趣区域。

为方便后续的剪裁,先将二值化后图像左侧的白色区域用 0 值填充变成黑色区域;然后提取图像 Y 轴(垂直方向)中心点所在行的像素值,从左向右搜索该行像素值为 1 的第一个像素的坐标值,以此坐标作为裁剪区域的中心点,剪切出大小为 $1\ 200 \times 1\ 000$ 的感兴趣区域,如图 5 所示。

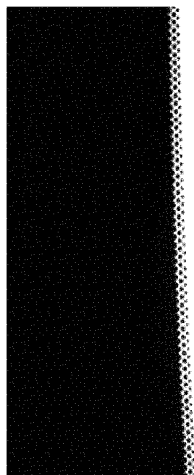


图 5 剪切处理后的花点图像

若直接利用图 5 的花点图像来生成拍摄轨迹,必然存在一个问题:有几层的花点就会出现几条的拟合曲线,这将导致无法确定相机的移动轨迹。

为了解决上述问题,本文采用图像掩码方式去除多余的花点轮廓,只保留黑白交界处的底纹作为相机的移动轨迹。首先采用 `cv.findContours` 函数中的 `cv.RETR_EXTERNAL`(检测最外层轮廓)和 `cv.CHAIN_APPROX_SIMPLE`(压缩多个方向的元素并保留其终点坐标)两个参数来设定图 5 中需被剔除的多余花点轮廓的范围,然后通过 `cv.drawContours` 函数来绘制最终保留下来的黑白交界处的底纹,结果如图 6 所示。

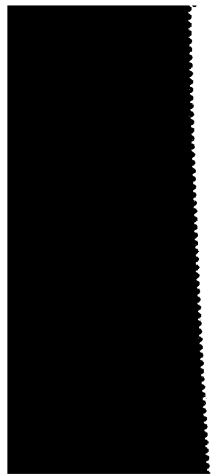


图 6 单层的花点图像

2.3 基于 Canny 的花点图案轮廓提取

目前轮廓提取的算法有很多种,主要可以分为 4 类:基于阈值的轮廓提取、基于边缘的轮廓提取、基于区域的目标轮廓提取和基于聚类的目标轮廓提取^[10-12]。其中,基于边缘的目标轮廓提取算法是利用方向和幅度两个边缘要素,通过对灰度值求导数来确定边缘。本文的黑边花点与透明区域间存在较为明显的灰度值差异,因此选用

基于 Canny 算子的边缘轮廓提取算法。

利用 Canny 算法提取图 6 中黑白交界处的花点轮廓,同时利用非极大值抑制算法对花点轮廓进行边缘细化^[13],以及利用双阈值算法实现轮廓的连接,结果如图 7 所示。

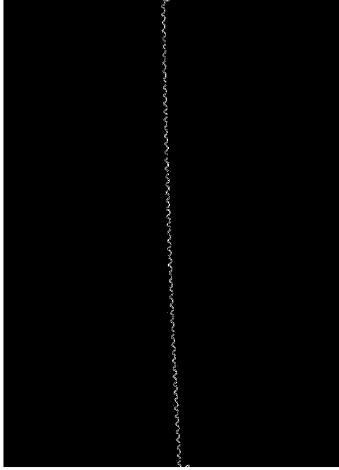


图 7 花点轮廓提取图

2.4 基于霍夫变换的花点图案拍摄轨迹提取

在获得单层花点轮廓后,利用 HoughLinesP 霍夫直线变换函数即可准确地获得相机移动轨迹曲线^[14],如图 8 所示。为了获得较为光滑且连续的拟合曲线, HoughLinesP 函数的相关参数设置如下:线段像素距离精度值 rho 为 1.0,线段弧度的角度精度 theta= numpy. pi/180,累加平面的阈值参数值 threshod 为 25,直线长度的阈值 minLineLength 为 20,最大线段允许间隔值 MaxLineGap 为 11。

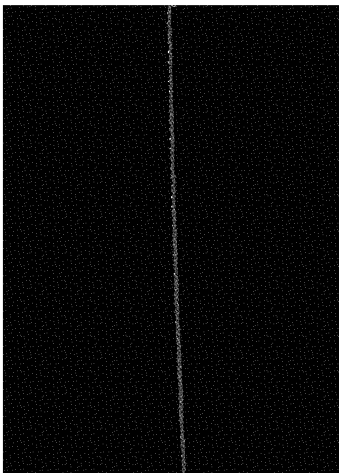


图 8 花点拍摄轨迹提取图

2.5 相机运动轨迹的控制

1) 相机运动控制参数的确定

为了保证 2 台相机能够拍摄到完整的花点图案,在图像采集过程中需要调整相机的移动速度、移动方向和移动距离。由于玻璃 B 边的曲率不大,因此每次相机移动量都

不大,为了减少相机的振动,本系统采用恒速移动相机,移动速度为 50 mm/s。相机移动方向和距离可通过计算图 9 轨迹起止点像素的 X 坐标偏差来确定,如式(1)所示。

$$\begin{cases} D_{ir} = 1, D_{is} = |X_s - X_e| / 2, B_{i0} = 2; X_s - X_e < -195 \\ D_{ir} = 1, D_{is} = |X_s - X_e|, B_{i0} = 1; -195 \leq X_s - X_e < -65 \\ D_{ir} = 0, D_{is} = 0, B_{i0} = 1; -65 \leq X_s - X_e \leq 65 \\ D_{ir} = -1, D_{is} = |X_s - X_e|, B_{i0} = 1; 65 < X_s - X_e \leq 195 \\ D_{ir} = -1, D_{is} = |X_s - X_e| / 2, B_{i0} = 2; X_s - X_e > 195 \end{cases} \quad (1)$$

式中: X_s 为轨迹起点 X 坐标值; X_e 为轨迹终点 X 坐标值; D_{ir} 为控制相机移动方向的变量,为 1 时控制电动机正转并带动相机向右移动,为 -1 时控制电动机反转并带动相机向左移动; D_{is} 为相机移动距离变量; B_{i0} 为相机移动分段变量。

本系统中,当轨迹起止点的 X 坐标偏差在 65 个像素(实际尺寸为 10 mm)以内时,无需调整相机的位置。当轨迹起止点的 X 坐标偏差大于 195 pixel 时,为防止相机位置一次性调整量过大,导致花点图案超出拍摄范围,将分 2 次控制相机的移动,每次移动量为偏差值的一半。系统 X、Y 坐标轴及轨迹起止点的规定如图 9 所示。

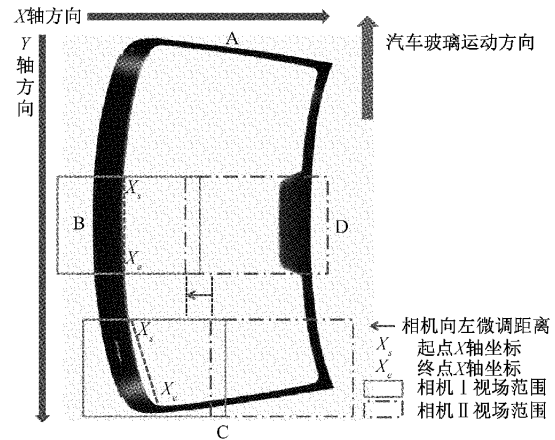


图 9 相机运动控制图

2) 运动控制的实现

本系统 DM860H 步进驱动器与 PLC 之间采用共阴极接法(高电平有效),由 PLC 的 Q0.0(高速脉冲输出)和 Q0.1(方向)实现步进电动机的旋转速度、旋转角度和旋转方向的控制。由于通用 86 步进电机的基本步距角为 1.8° ,在 16 细分控制模式下系统的步距角缩小为 $1.8^\circ/16 = 0.1125^\circ$,因此电机旋转一圈所需要的脉冲数为 $360/0.1125 = 3200$ 个。

系统中,步进电机旋转一圈带动同步带前进 80 mm,即一个脉冲前进的距离为 0.025 mm。由于相机移动速度设置为 50 mm/s,因此可以推算出步进电机脉冲频率为 2000 Hz。通过相机标定^[15-16],可知本系统每个像素对应的实际距离为 0.154 mm,则可通过式(2)计算出每次相机

移动需要发送给步进电机的脉冲数 m 。

$$m = \left[\frac{0.154D_{is}}{0.025} \right] = [6.16D_{is}] \quad (2)$$

式中： $[\]$ 代表取整运算。

3 花点图案的缺陷检测

前文提到由于印刷网版的破损等原因将会导致花点图案出现黏连、残缺与缺失等问题,因此需要在丝网印刷工序和烧结工序后对花点图案进行在线检测。本系统每隔 1.6 s 采集 1 帧花点图案进行缺陷检测。

3.1 花点图案的特点及定义

不同型号的挡风玻璃所印刷的花点图案不仅在花点排列的方式、层数、密集度等方面不同,而且在黑白背景交界处的底纹也会存在不同。为了实现花点样式的分组管理,本文主要根据 3 个特性对花点图案进行命名与分类:1)根据同一层相邻两黑点间距离是否大于 5 个像素点,将花点分成稀疏性和密集性两种;2)根据花点排列的层数将花点分为 2 层、3 层等;3)根据单个花点的形状将花点分为圆形或方形。依据上述的分类规则,可将图 10 所示的 3 组花点样式分别命名为:稀疏 3 层圆、密集 6 层圆、稀疏 4 层方。

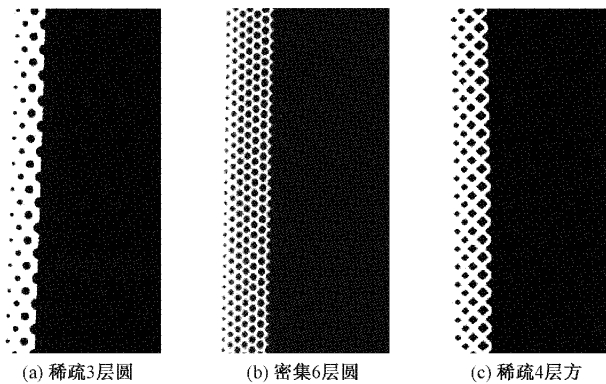


图 10 花点样式图

3.2 花点图案缺陷的样式

汽车挡风玻璃花点缺陷主要分为黏连、缺失和残缺三类,如图 11 所示。其中花点黏连主要是由于印刷网版长时间使用后会轻微变形,使得部分网孔间隙变小而导致油墨过多产生黏连;花点残缺与缺失主要是由于印刷网版的网孔堵塞或者长时间使用后刮刀与网版贴合不紧密造成的。

3.3 花点缺陷检测算法

1) 花点缺陷检测算法的选择

由于花点图案复杂多变,如果采用传统的机器视觉识别算法来实现花点缺陷检测,这不仅需要为每一种型号的汽车玻璃准备 1 套比对模板,而且还需要进行复杂的图像处理。此外,由于汽车玻璃花点面积较小,花点的各种缺陷面积也相对较小,更增加了花点缺陷检测的难度,导致传统的检测算法的准确性难以提高。

目前基于深度神经网络的目标缺陷检测算法已经广泛

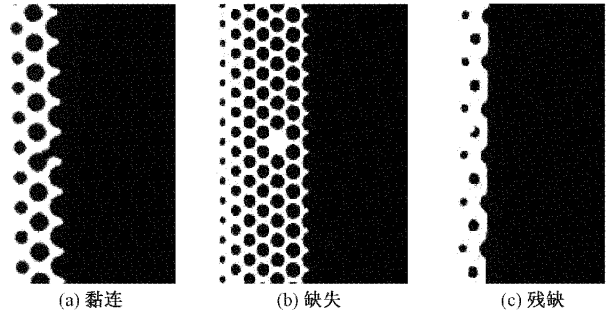


图 11 三类花点缺陷实物图

应用于各个生产领域,并取得了多方面优秀成果。它主要分为双阶段算法和单阶段算法两类。目前,双阶段目标检测算法主要有:Fast-RCNN、Faster-RCNN 和 Mask R-CNN 等;单阶段目标检测算法主要有:YOLOv4、SSD 和 YOLOv5 等。针对汽车玻璃花点缺陷在检测精度和检测速度两方面的要求,再通过对多种缺陷检测算法的比较,本文将采用 YOLOv5s 来实现花点缺陷的识别和分类。经过多次模型训练检测后,花点缺陷检测的 Eval mAP 值平均在 90% 以上,符合工业生产检测指标要求。

2) 花点缺陷数据集的生成

为了能够让训练好的算法模型具有良好的鲁棒性,因此组成数据集的花点样式必须具有代表性,以便能够适用于各种类型花点缺陷的检测。本文选用稀疏 2 层圆、密集 6 层圆、稀疏 2 层方这 3 种代表性的花点样式来制作数据集,并对数据集中的黏连、缺失和残缺这三类花点缺陷进行标签化分类,分别标记为:“adhesions”、“hiatus”和“incomplete”。

由于挡风玻璃的缺陷样本数量有限,本文采用数据增强技术来扩展样本数据集,以提高算法模型的泛化能力,防止在训练过程中检测算法出现过拟合问题。主要采用图像翻转、角度旋转、饱和度变化等手段对数据集进行扩增,最终共获得 1 933 张花点缺陷图像数据集,具体情况如表 1 所示。

表 1 花点缺陷模型数据集 张

缺陷样式	稀疏 2 层圆	密集 6 层圆	稀疏 2 层方	行合计
黏连	152	357	215	724
缺失	157	213	219	589
残缺	160	232	228	620
列合计	469	802	662	1 933

将上述花点数据集按照 8 : 2 的比例划分为训练集和验证集,即训练集 1 546 张图片,验证集 387 张图片。为了验证由上述数据集训练出来的算法模型也适用于其他类型的花点图案的缺陷检测,又用另外 5 种花点样式制作了 1 个测试集,共 508 张图片。根据数据集所需的分辨率和 YOLOv5s 算法的需求,数据集中的图像大小(img-size)均

设为 $1\ 024 \times 1\ 024$ 的统一尺寸,当输入的花点图像尺寸不等于 $1\ 024$ 时,算法模型会依照较长边进行比例缩放。

3) 花点缺陷检测算法的评价指标

评价神经网络检测模型性能好坏的指标主要有:准确率(Precision)、召回率(Recall)、平均检测精度 AP(average precision)、平均检测精度均值 mAP(mean average precision)、平均检测时间 t_{avr} 等。其中 AP 值在一定程度上可以反映 Precision 和 Recall 指标的好坏,因此后续只采用 AP、mAP 和 t_{avr} 三个指标来衡量缺陷检测算法的性能。其中, mAP 采用交并比 IoU 为 0.5 时 AP 的平均值,即 mAP@0.5。后续若未作特别说明,文中的 mAP 均为 mAP@0.5。

4) YOLOv5s 花点缺陷检测算法的训练

本文采用 Window10 专业版作为操作系统,CPU 型号为 Intel(R)Core(TM) i5-10400F CPU@2.90 GHz,GPU

型号为 NVIDIA GeForce RTX 3080TI,显存大小 12 GB,内存大小 16 GB。所有模型基于 Pytorch 1.10.0,并使用 cuda11.3 版本和 cudnn8.3.0 版本对 GPU 进行加速。所有实验采取训练 100 个 epoch 作为实验结果,batch-size 值设为 16,workers 值设为 8,初始学习率 lr0 设为 0.01,周期学习率 lrf 设为 0.2,动量 momentum 设为 0.937,权值衰减 weight_decay 设为 0.005。

训练过程中,YOLOv5s 花点缺陷检测算法的主要性能指标变化如图 12 所示。图中横坐标为 epoch 值,纵坐标为各指标值。由图 12 可以看出,大约经过 20 个 epoch 训练后,Precision、Recall 以及 mAP 指标不仅逐渐趋近于 1.0 而且保持稳定,这说明花点缺陷检测模型的训练基本完成。经过训练的 YOLOv5s 检测算法可以准确识别待测花点图像中缺陷的类型和位置,并标注出来,如图 13 所示。

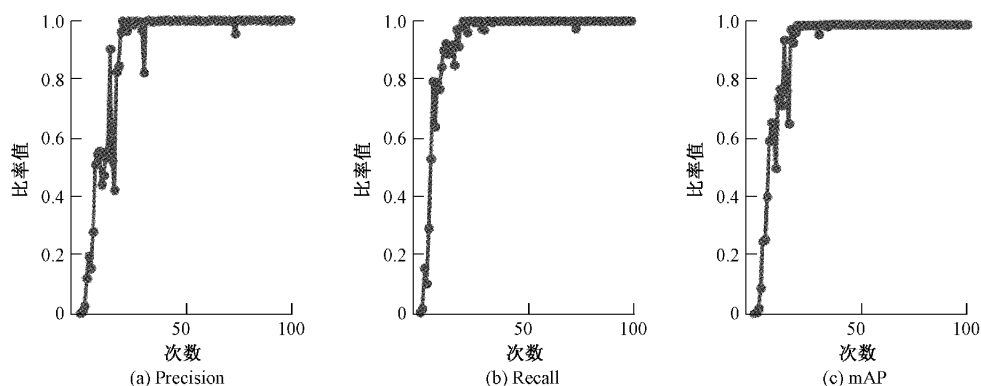


图 12 三类模型衡量指标的变化曲线图

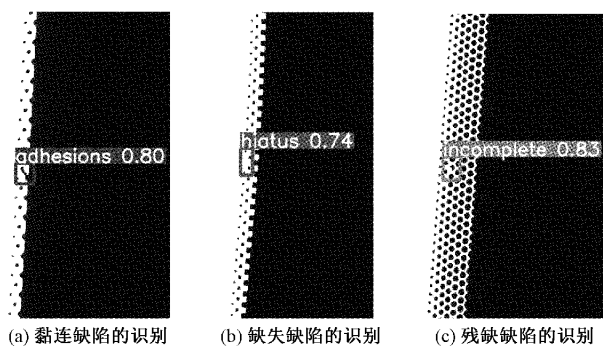


图 13 花点缺陷的检测结果

5) YOLOv5s 花点缺陷检测算法的性能

为了体现所选择的 YOLOv5s 花点缺陷检测算法的性能,本文还另外选取了 3 种较为常用的深度学习算法与其进行比较,检测数据如表 2 所示。从表中 AP 数据可以看出 YOLOv5s 能够较准确地检测出验证集中的花点缺陷,3 类缺陷的检测 AP 值均超过 0.91;而 Faster-RCNN 和 YOLOv4 对缺失缺陷的漏检和误检数量都较多,导致 AP 值仅为 0.623 和 0.245,未达到实际检测要求;SSD 对 3 类缺陷的检测 AP 值都不高,均低于 0.9。以 mAP 值为评价指标也可以看出 YOLOv5s 算法的缺陷检测精度远高于其他 3 种算法,达到 0.936。此外,YOLOv5s 算法的平均检

表 2 不同深度学习缺陷检测算法的性能对比

检测算法	AP			mAP	t_{avr}/s
	黏连缺陷	缺失缺陷	残缺缺陷		
YOLOv5s	0.945	0.947	0.915	0.936	0.151
SSD	0.899	0.861	0.846	0.869	0.217
F-RCNN	0.967	0.998	0.623	0.863	0.690
YOLOv4	0.906	0.966	0.245	0.706	0.161

测时间 t_{ave} 为 0.151 s, 仅为 Faster-RCNN 算法的 21.9%。在比较四类检测算法的综合性能后, 可知 YOLOv5s 算法在检测精度和检测速度等方面均优于其他 3 类算法。

在算法的鲁棒性测试方面, 采用上文提到的含有 508 张图片的测试集进行检验。该测试集选用的是另外 5 种花点样式: 分别为密集 2 层圆、密集 3 层圆、稀疏 3 层

圆、稀疏 4 层圆和稀疏 4 层方。考虑到篇幅问题, 文章中仅选取其中 3 种花点的缺陷检测结果进行比较, 如表 3~5 所示。综合对比 3 组的检测数据可知 YOLOv5s 算法对 3 种类型的花点样式的三类缺陷 AP 值均高于 0.83, mAP 值均高于 0.84, 其综合检测结果均优于其他 3 类检测算法, 但也存在个别组漏检现象明显需改善的情况。

表 3 密集 2 层圆-花点缺陷检测结果

检测算法	缺陷数量	正确检测	漏检	误检	AP			mAP
					黏连缺陷	缺失缺陷	残缺缺陷	
YOLOv5s	84	75	6	3	0.929	0.892	0.857	0.893
SSD	84	69	1	14	0.857	0.821	0.786	0.821
YOLOv4	84	55	21	8	0.893	0.929	0.143	0.655
F-RCNN	84	52	32	0	0.571	0.750	0.536	0.619

表 4 稀疏 4 层圆-花点缺陷检测结果

检测算法	缺陷数量	正确检测	漏检	误检	AP			mAP
					黏连缺陷	缺失缺陷	残缺缺陷	
YOLOv5s	108	99	8	1	0.944	0.916	0.889	0.917
SSD	108	89	19	0	0.861	0.833	0.778	0.824
YOLOv4	108	78	26	4	0.889	0.916	0.361	0.722
F-RCNN	108	77	29	2	0.778	0.722	0.639	0.713

表 5 稀疏 4 层方-花点缺陷检测结果

检测算法	缺陷数量	正确检测	漏检	误检	AP			mAP
					黏连缺陷	缺失缺陷	残缺缺陷	
YOLOv5s	109	92	6	8	0.833	0.857	0.842	0.844
SSD	109	86	7	16	0.861	0.800	0.763	0.808
YOLOv4	109	71	28	10	0.806	0.829	0.263	0.633
F-RCNN	109	61	41	7	0.583	0.657	0.447	0.562

4 结 论

本文利用 python 图像处理算法提取汽车挡风玻璃黑边花点的轮廓曲线, 并利用 PLC 控制 2 台工业相机沿着花点轮廓移动, 实现挡风玻璃黑边花点图案的分段采集, 解决了因挡风玻璃面积较大而花点又比较微小而无法采集到清晰的花点缺陷图像的问题。同时, 利用 YOLOv5s 算法实现了花点 3 类缺陷的在线检测。对 3 种经过训练的花点样式的缺陷检测精度 mAP 值达到了 93.6%, 检测时间 t_{ave} 为 0.151 s; 对未经训练的几种常见的花点样式的缺陷检测精度 mAP 值达到 84.4% 以上。从检测数据可知大部分花点样式的缺陷检测精度和速度均达到实际生产要求。该花点缺陷检测系统不仅解决了大面积挡风玻璃花点图案缺陷的自动检测问题, 而且利用 2 台相机的分段拍摄大大降低了图像采集系统的硬件成本。后续将进一步优化相机的运动控制方法, 减少因相机的快速移动导致部分区

域图像采集不够清晰影响后续的缺陷检测精度; 进一步优化缺陷检测算法, 考虑在算法模型中加入注意力模块 CBAM, 强化特征提取网络对多种花点缺陷特征的学习能力; 以及采用 SiLU 来优化深度网络的训练效果, 来减少部分花点样式的误检现象, 进一步提升缺陷检测的准确性。

参 考 文 献

- [1] 刘壮壮. 汽车密封胶用聚氨酯型底涂剂的合成与性能研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2018.
- [2] 唐小喆. 微晶化汽车玻璃油墨的制备及其多层印刷和烧制工艺研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2017.
- [3] WANG F J. Preparation method of composite material with high strength by sintering waste foundry sand at low temperature. CN, 106278181[P]. 2017-06-09.
- [4] 任伟. 论玻璃丝网印刷常见故障及对策[J]. 轻工科技, 2017, 33(11): 115-116.
- [5] 徐文飞, 王轶杰, 梁润杰. 单片防火玻璃快速检测技术

- 研究[J]. 消防科学与技术, 2022, 41(5): 627-629, 670.
- [6] 覃椿婷. 基于机器视觉的汽车玻璃尺寸检测[D]. 长沙: 湖南大学, 2020.
- [7] YOUSEFIAN-JAZI A, RYU J H, YOON S, et al. Decision support in machine vision system for monitoring of TFT-LCD glass substrates manufacturing[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(6): 1015-1023.
- [8] 杨波, 许振明, 刘建鑫. 基于 YOLOv4 的杂质玻璃分拣检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 322-328.
- [9] KISANTAL M, WOJNA Z, MURAWSKI J, et al. Augmentation for small object detection [EB/OL]. (2019-02-19) [2021-06-05]. <https://arxiv.org/abs/1902.07296>.
- [10] 胡涵. 多频段无源成像目标轮廓提取算法与显控软件设计实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [11] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 38(1): 142-158.
- [12] 王涛, 潘国富, 张济博. 基于 K-means 聚类与数学形态学的侧扫声呐图像目标轮廓自动提取方法[J]. 海洋科学, 2019, 43(8): 80-85.
- [13] 隆盼. 基于光谱共焦传感器的汽车挡风玻璃形面质量检测[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
- [14] 毛建旭, 李明, 周博文, 等. 汽车挡风玻璃定位与支架粘合视觉检测系统的设计与实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(3): 343-352.
- [15] 于振. 基于机器视觉的汽车挡风玻璃测量系统的研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- [16] 陈锋, 魏信, 周自强, 等. 基于计算机视觉的报废汽车挡风玻璃切割找正方法研究[J]. 现代制造工程, 2018(1): 87-91, 97.

作者简介

陈炜, 副教授, 主要研究方向为智能控制与自动化系统集成等。

沈力, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制与机器视觉。

李建兴, 教授, 主要研究方向为分布式控制、集成自动化、智能控制、机器视觉等。

马莹(通信作者), 副教授, 主要研究方向为智能控制与通信网等。

E-mail: may@fjut.edu.cn

俞斌, 工程师, 主要研究方向为汽车玻璃自动化制造方法和设备开发。