

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311479

基于正弦结构光激励的透明材质缺陷检测方法*

邱海超^{1,2}, 刘安^{1,2}, 唐朝清^{1,2}

(1. 华中科技大学人工智能与自动化学院 武汉 430074; 2. 中国-波兰测控技术“一带一路”联合实验室 武汉 430074)

摘要:透明材质广泛用于航空航天及光学设备等领域,但由于其镜面特性及透射、多重反射等光学性质,针对其微小缺陷的高效自动检测方法是领域难点,主要表现为缺陷成像对比度极低。为得到高缺陷对比度图像,现有方法需要采用复杂的系统结构或是反复的角度调试。本文基于缺陷形态对结构光的调制作用,提出结构简单的高缺陷对比度图像成像方法,且该方法对相机角度不敏感。在不同厚度缺陷试件中的实验结果表明,相较于当前的暗场照明方法,本文方法采集的图像对于冲击损伤、划痕、擦伤缺陷对比度有平均 27.58%,最高 37.41% 的提升。本文方法从成像角度提高缺陷对比度,包含了更丰富的缺陷特征信息。在使用多种深度学习检测算法进行对比实验时,当前最佳的暗场照明方法的平均精度均值(mAP)最大仅为 34%,而本文方法均接近 80%,有显著的提升。

关键词:缺陷检测;透明材质;正弦结构光;深度学习

中图分类号: TP391 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Automatic defects detection method for transparent materials based on sinusoidal structured light

Qiu Haichao^{1,2}, Liu An^{1,2}, Tang Chaoqing^{1,2}

(1. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. China-Poland Belt and Road Joint Laboratory on Measurement and Control Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Transparent materials are widely used in aerospace and optical equipment and other fields. But, due to their specular properties and optical properties, such as transmission and multiple reflections, efficient automatic detection methods for their tiny defects are difficult in the field. The main defect is the extremely low contrast of defect imaging. To obtain high-contrast images of defects, the existing methods need to adopt complex system structures or repeated angle adjustments. In this article, based on the modulation effect of defect morphology on structured light, a high-contrast defect imaging method with simple structure is proposed. The method is not sensitive to camera angle. Compared with the current dark field illumination method, the experimental results in different thickness defect specimens show that the contrast of the images collected by this method has an average of 27.58% and a maximum of 37.41% improvement in the impact damage, scratches, and abrasion defects. The proposed method improves the defect contrast from the perspective of imaging, and contains richer defect feature information. When using a variety of deep learning detection algorithms for comparative experiments, the current best dark-field lighting method has a maximum mAP of only 34%, while the method in this article is close to 80%, which is a significant improvement.

Keywords: defect detection; transparent material; sinusoidal structured light; deep learning

0 引言

透明材质因其独特的光学性质而具有广泛的应用场

景。从低端的玻璃瓶、眼镜镜片到高端的电子产品屏幕与光学镜片,在日常生活中的各个角落都能看到它的身影。在透明材质的生产加工以及使用过程中,人为操作因素或是外界环境因素导致缺陷产生的情况不可避免。

收稿日期:2023-05-24 Received Date: 2023-05-24

* 基金项目:CCF-百度松果基金(2021PP15002000)、国家自然科学基金青年基金(62103154)、中央高校自主创新基金(2021XXJS097)项目资助

针对透明材质微小缺陷的检测,人工目检仍是中小型企业的主流解决方案,但其存在检测效率低且成本高的问题。为了能够更好的获得缺陷信息,Subhankar 等^[1]提出了利用声波光谱来实现缺陷具体信息获取的方法,而基于机器视觉的检测方法因具有高效、低成本且无损的优点,是当今的主流研究方向。

基于机器视觉的透明材质缺陷检测方法受限于材质本身独特的光学特性,针对其微小缺陷的高效自动检测方法是领域难点,主要表现为缺陷成像对比度极低^[2-3]。为了提高采集图像的缺陷对比度,张璇等^[4]提出了光学表面微小缺陷高对比度暗场成像方法;苏程程等^[5]则是结合曲率成像与暗场散射两种方法,提出了一种综合型镜面表面缺陷检测方法。谭景升等^[6]利用偏振片实现了消除透明材质的任一面的反射光,从而实现单面选择成像。上述这些方法虽然能提高图像的缺陷对比度,但是均存在设备结构复杂或是需要获取较好的成像角度才能增强采集图像缺陷对比度的问题。Deng 等^[7]使用黑白二元结构光源在聚合物偏振片等材料上进行缺陷图像的采集。该方法相较于传统方法实现了缺陷对比度的提升,但仅在结构光带黑白边缘区域提高缺陷对比度,非边缘区域的缺陷对比度提升不显著。传统机器视觉方法检测透明材质缺陷主要依靠阈值分割^[8-10]与边缘检测^[11-13],但其需要人工提取特征,难度较大。透明材质的缺陷检测任务中,也出现了一些使用深度学习来检测缺陷的方法^[14-16],基于深度学习的检测方法展现出了更佳的性能与前景^[17-21],已经逐渐取代传统的检测方法。基于深度学习的目标检测方法主要可分为两类,即基于区域的神经网络(region-based convolutional neural network, RCNN)基础上的 Fast RCNN^[22]和 Faster RCNN^[23]为代表的两阶段目标检测与徐只需看一次(you only look once, YOLO)系列和单阶段色框检测器^[24](single shot multibox detector, SSD)为代表的单阶段目标检测^[25-26]。两阶段目标检测需要生成推荐框,再进行特定目标的检测,而单阶段目标检测使用先验框代替推荐框,直接对目标物体进行检测。相较于两阶段目标检测,单阶段目标检测的检测速度更快,代价是损失部分检测精度。两种不同的目标检测方法各有优劣,其中 YOLO 系列在检测精度与速度上达到较好的平衡,在拥有优良检测速度的同时,能够保证不错的检测精度,从而较好的满足准确与实时的要求。

本文提出的缺陷检测方法充分结合透明材质的光学特性,提出使用正弦结构光作为光源,并搭建缺陷图像采集系统,从而解决采集得到的图像缺陷对比度低的问题。其中图像采集方法无需复杂的角度调试,具有结构简单、适配性高等优点。实验结果充分表明,相较于当前明暗场照明方法,基于正弦结构光激励的采集方法可以获得更高的缺陷对比度的图像。同时该方

法采集的缺陷图像能够获得更丰富的缺陷特征信息,实现在缺陷检测时,更易被神经网络提取缺陷特征,从而提高检测精度。

1 基于正弦结构光检测方法

基于机器视觉的透明材质缺陷检测一般分为两个部分,图像采集与缺陷检测。常规透明材质缺陷检测方法为采集得到高缺陷对比度图像,需要搭建复杂的采集系统或是反复调试以到较好的成像角度。本文充分利用黑白相间的结构光带边缘能增强缺陷对比度的特性,提出使用正弦结构光作为图像采集系统的光源,并以此搭建图像采集系统。该图像采集系统能够采集得到高缺陷对比度图像,同时系统结构简单,适配性高。在缺陷检测端,将采集的所有高对比度缺陷图像制作成数据集,完成后续神经网络的训练过程。为了实现检测精度与速度的平衡,选择单阶段目标检测中的 YOLOv3^[27]、YOLOv4^[28]以及 YOLOv5 来完成缺陷的检测过程。

1.1 基于结构光的系统整体架构

图 1 为本文检测方法整体框架示意图。缺陷的存在会引起透明材质的透光率改变,本文使用白色背景板反射光路,相较于无白色背景板时仅存在透射光路,引入了反射光路,在不影响透射光路的同时,使缺陷区域内的光强变化更加明显,从而实现获取更多缺陷信息的目的。而引入反射光路带来的强光斑易产生过曝的问题,可通过调整成像角度或添加偏振片避免。

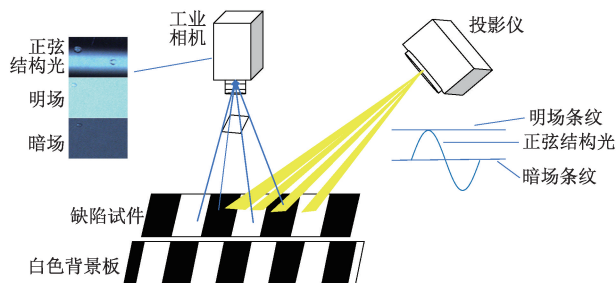


图 1 基于正弦结构光的高对比度缺陷检测方法

Fig. 1 High-contrast defect detection method based on sinusoidal structured light

采用 3D 结构光成像的方法进行二维图像采集,在缺陷部位能够实现缺陷三维形状的二维表征。相较于传统明、暗场照明结构,相机同时捕获缺陷三维形状对光强的调制信息,促使缺陷区域引起的光强变化被进一步增强,从而更好地获取高缺陷对比度图像。

1.2 系统光路建模

光在穿过透明试件时,折射引起的不同相位光路偏移大小一致,求解相位差时不会产生影响,即不会改变缺

陷对比度。因此在构建光路模型时,忽略透明试件中折射引起的光路变化。图2为高对比度缺陷图像采集系统光路,通过光路图可以看出,低透光率的物体在C点处采集到的光强本应由 P_0 处发出的光反射提供。由于缺陷的存在,在P处发出的光会在C点处被采集,即两者之间存在相位差,计算可得P与 P_0 之间的相位差 $\Delta\theta_1$ 如式(1)所示。

$$\Delta\theta_1 = \frac{2\pi}{T} \times h \times \frac{d}{l} \quad (1)$$

其中, T 为正弦结构光周期, h 为缺陷的高度, d 为投影仪与相机之间的距离, l 为相机与缺陷试件之间的距离。由于透明材质的高透光率, P' 处的光经由白色背景板反射到C处,其与 P_0 存在另一个相位差,计算可得P'与 P_0 之间的相位差 $\Delta\theta_2$ 如式(2)所示。

$$\Delta\theta_2 = -\frac{2\pi}{T} \times h' \times \frac{d}{l} \quad (2)$$

其中, h' 为缺陷试件与白色背景板之间的距离。因此可以计算得到C点采集得到的光强大小 L_c 如式(3)所示。

$$L_c = k[128 \times \sin(\theta + \Delta\theta_1) + 128] + (1 - k)[128 \times \sin(\theta + \Delta\theta_2) + 128] \quad (3)$$

其中, k 为缺陷处的反射率, θ 为 P_0 处的相位。通过式(3)可以看出,相较于均匀照明方法时仅依靠缺陷部位的反射率以及折射率改变带来的光路变化,以及黑白二元条纹在边缘区域对于光路变化的增强,基于正弦结构光激励的方法能够增强在边缘区域与非边缘区域光路变化,从而获取高对比度缺陷图像。相较于低角度暗场照明等方法,该方法依靠缺陷对正弦结构光的调制作用提高缺陷对比度,对光源与相机之间的距离和角度不敏感。因此无需进行复杂的角度调试以获取合适的成像角度,仅需搭建简单系统即可实现高缺陷对比度图像的采集。

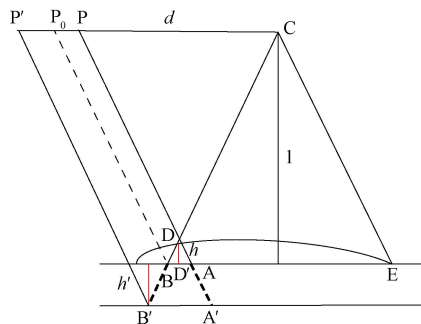


图2 系统光路模型

Fig. 2 System optical path model

1.3 缺陷对比度指标

在得到缺陷图像后,需要对不同光源下的缺陷图像对比度进行验证。本文采集系统获取的缺陷图像为彩色

图像。因此在进行图像缺陷对比度计算之前,需要先将采集的缺陷图像转换为灰度图,以便于后续的处理。为使灰度图更接近于人眼所观察到的缺陷图像,使用国际电信联盟推荐的加权系数^[29]获取灰度图。在采集缺陷图像后,需要完成缺陷对比度计算。使用最小外接矩形来获取缺陷区域,由于冲击损伤这一缺陷类型呈现接近圆形的形状,背景条纹灰度值变化对其无影响,因此直接使用其缺陷区域灰度值进行计算。Michelson对比度^[30]相较于Weber对比度等其它的对比度方法,对光源变化不敏感,不同光照条件带来的影响较小,同时其结果直观易比较。因此采用Michelson对比度作为衡量指标,即获取冲击损伤缺陷区域内的最大灰度值 M 以及最小灰度值 N ,则冲击损伤的缺陷对比度为最大最小灰度值之差与最大最小灰度值之和的比值,其缺陷对比度 Y 如式(4)所示。

$$Y = \frac{|M - N|}{|M + N|} \quad (4)$$

划痕以及磨砂擦痕的最小外接矩形所包含的缺陷区域较大,采用与冲击损伤相同的计算的方法易受背景灰度值影响。因此在计算这两种缺陷的灰度值前,需要先对其缺陷区域灰度值进行处理。采用缺陷区域内该点的灰度值与其周围八点的灰度平均值之差的绝对值来代替该点的灰度值。通过设置阈值来去除背景,当替换后的灰度值大于阈值时,将该点的灰度值保留,否则将其设置为0。从而实现降低背景灰度值对实验结果造成干扰的目的。本文在进行计算时,将该阈值设置为5,则缺陷区域灰度值的替代值 m 的计算公式如式(5)所示。

$$m = \begin{cases} \frac{9}{8}x_{i,j} - \frac{1}{8} \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} x_{k,l}, & m > 5 \\ 0, & m \leq 5 \end{cases} \quad (5)$$

1.4 系统关键参数对缺陷对比度影响分析

为使缺陷的边缘特征更为明显,通过仿真来探究缺陷边缘对比度与系统关键参数设置之间的关系。由图2可以看出,系统中一共有4个影响光强的参数,即缺陷高度 h 、试件与背景板间距 h' 、投影仪与相机间距 d ,相机与试件间距 l 。其中 h 受缺陷本身影响,其余3个参数可以使用 $\Delta\theta_2$ 来进行等效,因此使用 $\Delta\theta_2$ 作为系统的变量。在缺陷边缘区域,无缺陷侧的光经过D'点,即无缺陷侧光强与B'处存在 $\Delta\theta_1/2$ 的相位差,则无缺陷处的光强 L_n 如式(6)所示。

$$L_n = 128 \times \sin(\theta + \Delta\theta_2 + \Delta\theta_1/2) + 128 \quad (6)$$

结合式(4),仿真在不同的系统参数设置下,缺陷边缘处的Michelson对比度变化情况。为了使仿真结果更具有普适性,分别使用 h 与 l 之间的相对比例为0.01、0.015、0.05以及0.1进行仿真,得到的仿真结果如图3所示。通过仿真结果可以看出,在缺陷高度 h 与 l 之间的相对比例分别为0.01以及0.015时,两者仿真得到的对比

度变化曲线是几乎重叠的。即在缺陷高度变化不大时,其对边缘对比度的影响较小。同时缺陷高度的变化并不会影响边缘区域的对比度变化趋势。因此由图 3 可以看出,将相位差 $\Delta\theta_2$ 的大小设置为 $2k\pi + \pi$ 左右的时候,采集系统所采集到的缺陷图像边缘特征最为明显。

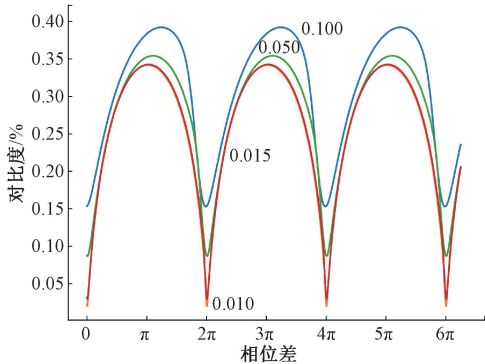


图 3 系统关键参数与缺陷对比度的关系
Fig. 3 Relationship between key system parameters and defect contrast

2 实验方案

2.1 缺陷试件

本文研究的缺陷类型为冲击损伤、划痕以及磨砂擦痕。为确保结果具有通用性,本文采用 8 种不同厚度透明亚克力板进行实验,包括:1、2、3、4、5、6、8 和 10 mm。使用的缺陷试件长宽均为 300、200 mm。图 4 为缺陷试件示意图,所有厚度的缺陷试件均包含 6 个图 4(b)所示的缺陷,为使图 4(b)的缺陷显示更明显,进行了对比度增强等操作。冲击损伤由尖锐的物体从随机高度掉落在试件的表面产生,划痕为不同速度划过试件表面产生,两个磨砂擦痕区域则是分别由 6 和 8 mm 的砂纸在试件上摩擦产生。

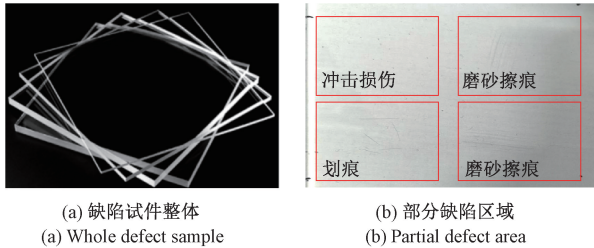


图 4 缺陷试件
Fig. 4 Defective samples

2.2 采集系统与装置

本文所搭建的图像采集系统如图 5 所示。其中工业相机系统是型号为 MV-SUA501GC 的工业相机与型号为 MV-LD-12-10M-J 的工业镜头相组合。

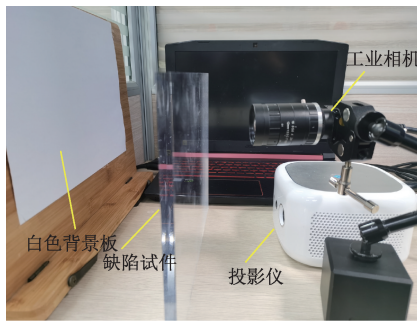


图 5 采集系统
Fig. 5 Acquisition system

为证明正弦结构光能有效提高缺陷对比度,本文分别使用正弦结构光图案、255 灰度图以及 128 灰度图投影至白色背景板以实现不同缺陷图像采集方法的对比。图 6 为使用的 3 种光源图案示意图。其中使用 255 灰度图以及使用 128 灰度图两种不同亮度的均匀照明方式来实现明暗场照明,并与本文正弦结构光方法进行对比实验。在使用工业相机采集缺陷图像时,工业相机的曝光时间设置为 18 ms,以避免出现过曝的情况。同时本文连续采集不同光源下的同一缺陷图像,以减小外界光源对实验结果的干扰。

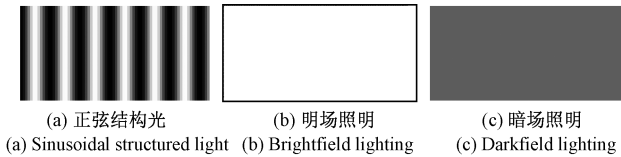


图 6 光源图案
Fig. 6 Light source patterns

3 实验结果与分析

3.1 高对比度成像实验结果与分析

图 7 为不同采集方法下不同缺陷图像的局部图。通过图 7 可以看出,当缺陷类型为冲击损伤时,明暗场照明方法可以采集到损伤较为严重的缺陷。但也仅能采集到缺陷中心区域的部分纹理信息,不能得到缺陷的整体包络,缺陷边缘区域的纹理信息易被忽略。当试件损伤程度比较低时,明暗场照明方法难以采集到有效的缺陷纹理信息,甚至采集到的图像肉眼难以观察到缺陷。当缺陷类型为划痕以及磨砂擦痕时,明暗场照明下采集的缺陷纹理信息依旧取决于缺陷的损伤程度。当缺陷损伤程度较严重时,可以获取到足够的缺陷纹理信息,而当缺陷损伤程度较低时,则难以采集到有效缺陷纹理信息。上述因素也导致了在后续进行检测时缺陷特征提取的难度增加。相较于明暗场照明方法,使用正弦结构光作为光

源来进行图像采集,能够充分获取缺陷的纹理信息,得到缺陷的整体包络。同时,在试件损伤程度较轻时,本文方法依旧能采集丰富的缺陷纹理信息,便于后续的特征提取。

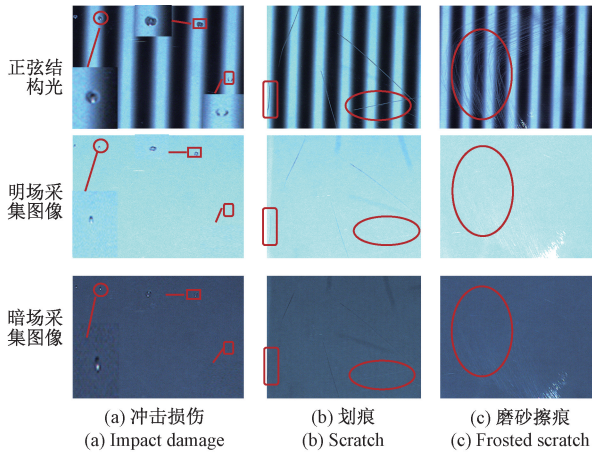


图 7 不同采集方法缺陷图

Fig. 7 Defect images of different acquisition methods

图 8~10 分别为不同缺陷试件厚度下,使用 3 种不同光源采集的冲击损伤、划痕以及磨砂擦痕缺陷图像对比度比较。由缺陷对比度比较图可以看出,在不同的厚度下,使用正弦结构光作为光源相较于明暗场照明方法均可以有效提高图像的缺陷对比度。图 11 为每个缺陷区域重复采集三次计算得到的缺陷对比度的标准差,其中三次采集时的外界环境光源会通过人为干扰使其发生改变。通过图 11 可以看出,使用正弦结构光作为光源相较于明暗场照明的方法,其得到的缺陷图像对比度变化更小,抗干扰能力更强。因此使用正弦结构光作为光源可以有效提高透明材质的缺陷对比度,同时使系统的抗干扰能力增强。

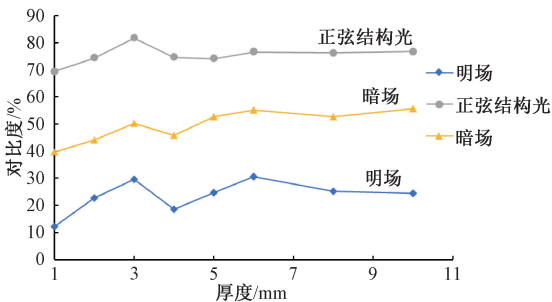


图 8 不同方法的冲击损伤缺陷对比度比较

Fig. 8 Comparison of impact damage defect contrast of different methods

3.2 缺陷检测实验结果与分析

为验证基于正弦结构光的采集方法能够提高缺陷图像对比度的同时,可以降低神经网络对缺陷特征的提取

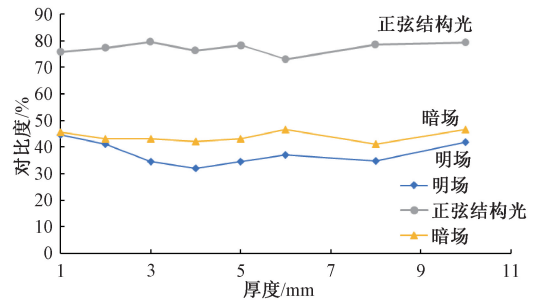


图 9 不同方法的划痕缺陷对比度比较

Fig. 9 Comparison of scratch defect contrast of different methods

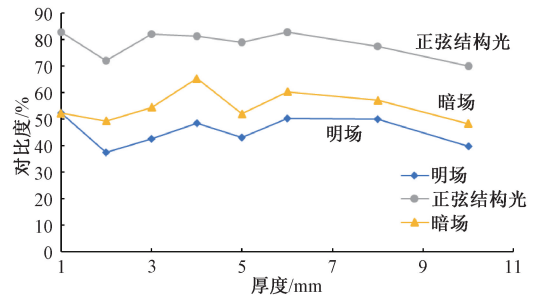


图 10 不同方法的磨砂擦痕缺陷对比度比较

Fig. 10 Comparison of frosted abrasion defect contrast of different methods

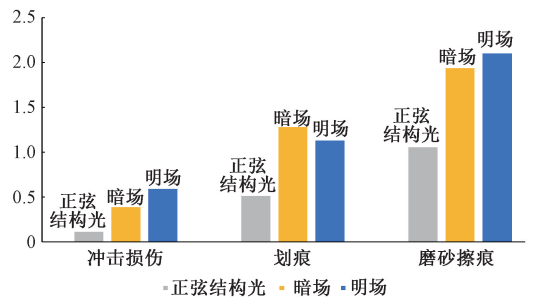


图 11 缺陷对比度标准差比较

Fig. 11 Standard deviation comparison of defect contrast

难度,本文在搭建图像采集系统后,借助该系统在不同厚度的透明亚克力板上分别完成各缺陷的图像采集。按照视觉目标类别 (visual object classes challenge, VOC) 数据集的格式,将进行人工标注后的缺陷图像制作成数据集。其中不同方法采集得到的缺陷图像使用相同的人工标注框,将其制作成 3 个不同的数据集。将缺陷图像划分为训练集、测试集以及验证集,划分比例为 2:1:1。在完成数据集划分后,由于样本数不多,在训练集上采用数据增强来扩充数据集以防止在训练过程中出现过拟合的情况。采用的数据增强手段为随机选择对图像进行旋转、裁剪、调整亮度以及加噪声操作中的一种或者是几种。同时,由于采集到的缺陷图像存在冲击损伤类别缺陷数

量更多,磨砂擦痕类别缺陷数量较少的问题,在进行数据增强时,对 3 种缺陷图像进行不同倍数的扩充,以达到缺陷类别的均衡。在使用的对比算法中,YOLOv4 和 YOLOv5 模型会对图像进行马赛克数据增强,从而进一步降低模型出现过拟合的可能。

本文是在 Windows10 系统中采用 TensorFlow 深度学习框架搭建神经网络模型。硬件环境为:CPU 为 Inter 酷睿 i9-10900K,GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090,开发环境:CUDA 版本为 11.4,TensorFlow 版本为 2.7.0,Python 版本为 3.8.2。使用 adam 作为优化器,以及自适应调整学习率,所有的网络模型均进行 500 个 epoch,其中前 150 个 epoch 均采用冻结训练,所有 epoch 的 batch_size 均为 16。

在进行训练前需要先修改先验框的大小,使用基于实际标注框与先验框之间的交并比(intersection over union, IoU)的 K 均值聚类算法(k-means clustering, K-means)来进行先验框提取。即用 IoU 代替 K-means 中的欧式距离,从而得到更好的聚类效果。使用平均精度(average precision, AP)以及平均精度均值(mean average precision, mAP)来评价神经网络对于缺陷特征的提取效果。在进行 AP 的计算时,设置得分阈值为 0.5 来判断检测结果是否正确。

表 1~3 分别为不同 YOLO 下的采集图像缺陷检测结果对比,其中使用 AP1、AP2、AP3 分别代表 3 种不同的缺陷,依次为冲击损伤、划痕以及磨砂擦痕的检测精度。根据检测结果可以看出,在不同的目标检测器上,基于正弦结构光的缺陷图像在各个缺陷类别上均能够获得更高的 AP。即本文方法采集的图像相较于传统明暗场方法能够使神经网络更好的提取缺陷特征信息。传统采集方法下的缺陷图像由于存在部分标定缺陷框中并未采集到有效缺陷特征信息的情况,以及在进行了数据增强后,尤其是加噪声的操作,使大量缺陷的特征信息变得更加难以被神经网络所提取,导致其在 YOLOv3 以及 YOLOv5 上表现较差。在特征提取网络更强的 YOLOv4 上,传统明暗场方法也与本文所提出的采集方法相差甚远。在 YOLOv4 中,本文基于正弦结构光激励的采集方法能够获得 81.61%的 mAP,远高于传统照明下的 34.06%。受限于本文数据集的大小,在使用数据增强后,会导致部分缺陷图像的特征变得更难检测。同时磨砂擦痕这一类别缺陷的特征相较于冲击损伤和划痕变化更大,同时数据增强前的磨砂擦痕样本数较少,导致该类别缺陷的 AP 仅为 65.97%。当提高数据集的大小,尤其是磨砂擦痕缺陷的样本数,可以使神经网络更好的提取缺陷特征信息,以获得更高的准确率。

表 1 YOLOv3 检测结果对比					
Table 1	Comparison of YOLOv3 detection results				%
方法	AP1	AP2	AP3	mAP	
正弦结构光	87.17	62.61	71.43	73.74	
暗场	0	0.24	16.02	5.42	
明场	0	0.61	1.11	0.57	

表 2 YOLOv4 检测结果对比					
Table 2	Comparison of YOLOv4 detection results				%
方法	AP1	AP2	AP3	mAP	
正弦结构光	91.81	87.07	65.97	81.61	
暗场	57.50	28.83	15.84	34.06	
明场	32.36	35.36	2.46	23.39	

表 3 YOLOv5 检测结果对比					
Table 3	Comparison of YOLOv5 detection results				%
方法	AP1	AP2	AP3	mAP	
正弦结构光	88.03	76.46	71.43	78.64	
暗场	12.80	11.23	17.65	13.89	
明场	7.24	8.26	0	5.17	

4 结 论

本文提出一种新的透明材质缺陷检测方法。通过分析透明材质的光学性质并加以充分利用,提出基于正弦结构光激励的缺陷采集系统。该采集系统能够采集高对比度的缺陷图像,相较于当前明暗场照明方式在冲击损伤、划痕以及磨砂擦痕这 3 种缺陷上有较大的提升。同时该系统具有设备简单,适配性高等优点。在进行缺陷检测中,本文采用检测精度与检测速度相平衡的 YOLO 系列进行实验,能够取得不错的检测效果。但受限于数据集的大小导致部分缺陷类型的检测精度较低。当后续如果能采集更多的缺陷图像以扩充数据集,在使用 YOLOv4 进行检测时,将会取得更优的结果。

参考文献

[1] SUBHANKAR R, TANMOY B, KISHORE D. Detection of local defect resonance frequencies using bicoherence analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019(443): 703-716.

[2] CHANG M, CHEN B C, GABAYNO J L, et al. Develop-ment of an optical inspection platform for surface defect detection in touch panel glass [J]. International Journal of Optomechatronics, 2016, 10(2): 63-72.

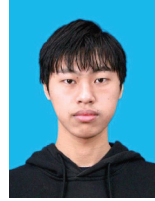
[3] 明五一,贾豪杰,何文斌,等. 透明件表面缺陷的机

- 器视觉检测综述[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(1): 116-124.
- MING W Y, JIA H J, HE W B, et al. A review of machine vision detection for surface defects of transparent parts[J]. Mechanical Science and Technology, 2021, 40(1): 116-124.
- [4] 张璇, 宋德林, 张涛, 等. 光学表面微缺陷的高对比度暗场成像检测方法[J]. 机电技术, 2019(1): 86-87, 108.
- ZHANG X, SONG D L, ZHANG T, et al. High-contrast dark-field imaging detection method for optical surface micro-defects [J]. Mechanical and Electrical Technology, 2019(1): 86-87, 108.
- [5] 苏程程, 万新军, 陈红豆, 等. 结合暗场散射与曲率成像的镜面缺陷检测方法[J]. 光学仪器, 2021, 43(3): 1-8.
- SU CH CH, WAN X J, CHEN H D, et al. Mirror surface defect detection method based on dark-field scattering and curvature imaging [J]. Optical Instruments, 2021, 43(3): 1-8.
- [6] 谭景升, 王亚婷, 庞静茹, 等. 玻璃表面缺陷单面成像[J]. 光学技术, 2022, 48(3): 328-333.
- TAN J SH, WANG Y T, PANG J R, et al. Single-sided imaging of glass surface defects[J]. Optical Technique, 2022, 48(3): 328-333.
- [7] DENG Y L, XU S P, CHEN H Q, et al. Inspection of extremely slight aesthetic defects in a polymeric polarizer using the edge of light between black and white stripes[J]. Polymer Testing, 2018(65): 169-175.
- [8] 亓宁宁, 常敏, 刘雨翰. 基于机器视觉的玻璃缺陷检测[J]. 光学仪器, 2020, 42(1): 25-31.
- QI N N, CHANG M, LIU Y H. Glass defect detection based on machine vision[J]. Optical Instruments, 2020, 42(1): 25-31.
- [9] ZHANG H, GUO Z, QI Z, et al. Research of glass defects detection based on DFT and optimal threshold method [C]. International Conference on Computer Science and Information Processing (CSIP), 2012: 1044-1047.
- [10] HE Z, SUN L. Surface defect detection method for glass substrate using improved Otsu segmentation[J]. Applied Optics, 2015, 54(33): 9823-9830.
- [11] 张彩霞, 陈晓荣, 徐云洁, 等. 玻璃表面缺陷检测系统研究[J]. 包装工程, 2020, 41(13): 216-222.
- ZHANG C X, CHEN X R, XU Y J, et al. Research on glass surface defect detection system [J]. Packaging Engineering, 2020, 41(13): 216-222.
- [12] ÖZTÜRK S, AKDEMİR B. Comparison of edge detection algorithms for texture analysis on glass production [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2015, 195: 2675-2682.
- [13] JIAN C, GAO J, AO Y. Automatic surface defect detection for mobile phone screen glass based on machine vision [J]. Applied Soft Computing, 2017, 52: 348-358.
- [14] YUAN Z C, ZHANG Z T, SU H, et al. Vision-based defect detection for mobile phone cover glass using deep neural networks [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2018, 19: 801-810.
- [15] PARK J, RIAZ H, KIM H, et al. Advanced cover glass defect detection and classification based on multi-DNN model[J]. Manufacturing Letters, 2020, 23: 53-61.
- [16] JIANG J, CAO P, LU Z, et al. Surface defect detection for mobile phone back glass based on symmetric convolutional neural network deep learning [J]. Applied Sciences, 2020, 10(10): 3621.
- [17] 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 method based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 198-219.
- [18] 张辉, 宋雅男, 王耀南, 等. 钢轨缺陷无损检测与评估技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 11-25.
- ZHANG H, SONG Y N, WANG Y N, et al. Overview of non-destructive testing and evaluation techniques for rail defects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 11-25.
- [19] 吴一全, 赵朗月, 苑玉彬, 等. 基于机器视觉的PCB缺陷检测算法研究现状及展望[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8): 1-17.
- WU Y Q, ZHAO L Y, YUAN Y B, et al. Research status and prospect of PCB defect detection algorithm based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 1-17.
- [20] 马燕婷, 赵红东, 闫超, 等. 改进YOLOv5网络的带钢表面缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 150-157.
- MA Y T, ZHAO H D, YAN CH, et al. Improved defect detection method for steel strip surface based on YOLOv5 network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 150-157.
- [21] 马志程, 李丹, 张宝龙. 基于改进Mask R-CNN的光学元件划痕缺陷检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 231-239.

MA ZH CH, LI D, ZHANG B L. Research on scratch defect detection of optical components based on improved Mask R-CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 231-239.

- [22] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1440-1448.
- [23] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [24] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016: 21-37.
- [25] ZOU Z, CHEN K, SHI Z, et al. Object detection in 20 years: A survey [J]. Proceedings of the IEEE, 2023, 111(3): 257-276.
- [26] 郎松, 曹选, 张艳微, 等. 融合改进 YOLOv5 算法的图像全站仪全自动测量方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 120-127.
- LANG S, CAO X, ZHANG Y W, et al. Fully automatic measurement method of image total station integrated with improved YOLOv5 algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 120-127.
- [27] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv: 1804.02767.
- [28] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2004.10934.
- [29] SERIES B T. Studio encoding parameters of digital television for standard 4:3 and wide screen 16:9 aspect ratios[S]. International Telecommunication Union(ITU), 2011.
- [30] MICHELSON A. On the application of interference methods to astronomical measurements[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1920, 6(8): 474-475.

作者简介



邱海超, 2022 年于华中科技大学获得学士学位, 现为华中科技大学人工智能与自动化学院研究生, 主要研究方向为机器视觉, 缺陷检测。

E-mail: M202273042@hust.edu.cn

Qiu Haichao received his B.Sc. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2022. He is currently a graduate student in the School of Artificial Intelligence and Automation at Huazhong University of Science and Technology. His main research interests include machine vision and defect detection.



刘安, 2020 年于南开大学获得学士学位, 现为华中科技大学人工智能与自动化学院研究生, 主要研究方向为机器视觉, 深度学习。

E-mail: M202173317@hust.edu.cn

Liu An received his B.Sc. degree from Nankai University in 2020. He is currently a graduate student in the School of Artificial Intelligence and Automation at Huazhong University of Science and Technology. His main research interests include machine vision and deep learning.



唐朝清(通信作者), 2015 年于西南大学获得学士学位, 2018 年于纽卡斯尔大学获得博士学位, 现为华中科技大学人工智能与自动化学院讲师, 主要研究方向为深度学习, 机器视觉和计算成像等。

E-mail: billtang@hust.edu.cn

Tang Chaoping (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Southwest University in 2015 and received his Ph.D. degree from Newcastle University in 2018. He is currently an assistant professor in the School of Artificial Intelligence and Automation at Huazhong University of Science and Technology. His main research interests include deep learning, machine vision and computational imaging.