

文章编号: 2095-2163(2022)11-0247-06

中图分类号: TP751

文献标志码: A

# 基于 YOLOv5 的打磨表面质量快速评价方法

黄震<sup>1,2</sup>, 朱华波<sup>1,2</sup>, 陶友瑞<sup>1,2</sup>

(1 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室, 天津 300130;

2 河北工业大学 机械工程学院, 天津 300401)

**摘要:** 针对手机壳表面质量缺陷检测目前存在自动化程度低、检测精度低、评估效率低等问题, 本文提出了一种基于 YOLOv5 的打磨表面质量的快速评价方法。首先为提高特征的提取能力对 YOLOv5 模型进行了改进, 并引入注意力机制对特征图的不同通道进行权衡, 进一步提高了对较小特征的识别精度。利用改进后的 YOLOv5 模型对特征进行识别, 计算加工工件表面单位面积内的特征数量作为表面质量评价方式, 对不同打磨参数下加工工件表面质量进行评价。结果表明改进后的 YOLOv5 提高了对特征的识别精度, 振纹的精度提高了 19.2%、达 79.5%, 斑块的精度提高了 14.2%、达 85.4%, 并实验证明该评价方法仅需 700 ms 就可判定加工工件表面质量是否符合标准。

**关键词:** YOLOv5 模型; 注意力机制; 质量评价

## Rapid evaluation method of polished surface quality based on YOLOv5

HUANG Zhen<sup>1,2</sup>, ZHU Huabo<sup>1,2</sup>, TAO Yourui<sup>1,2</sup>

(1 State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2 School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**[Abstract]** Aiming at the problems of low automation, low detection accuracy, and low evaluation efficiency in the detection of surface quality defects of mobile phone cases, this paper proposes a rapid evaluation method for polished surface quality based on YOLOv5. First, the YOLOv5 model is improved to enhance the feature extraction ability, and an attention mechanism is introduced to weigh the different channels of the feature map, which further improves the recognition accuracy of smaller features. The improved YOLOv5 model is used to identify the features, and the number of features per unit area of the workpiece surface is calculated as the surface quality evaluation method, and the surface quality of the machined workpiece under different grinding parameters is evaluated. The results show that the improved YOLOv5 improves the recognition accuracy of features, the accuracy of vibration pattern is increased by 19.2%、to 79.5%, and the accuracy of the plaque is increased by 14.2%、to 85.4%. Experiments show that the evaluation method only needs 700 ms to determine whether the surface quality of the workpiece meets the standard.

**[Key words]** YOLOv5 model; attention mechanism; quality evaluation

## 0 引言

在手机壳喷漆前需要对手机壳表面进行打磨, 打磨质量直接影响手机壳喷漆的效果, 打磨面粗糙会造成手机壳表面漆层的不均匀, 严重时会导致漆面的剥落。因此在打磨加工后, 需对工件表面的质量进行检测, 并评价其是否符合喷漆标准。传统检测是采用针触法、对比法和模具法等进行抽样检查, 人工抽样检测的方法会受到来自多方面的制约限制, 可能会出现漏检的情况, 并且长时间的工作也会造成人的视觉疲劳, 导致误检率逐渐增加。为了避

免人工检测出现的问题, 王武等人<sup>[1]</sup>设计了基于机器人视觉的手机壳表面缺陷检测的方法, 实现了产品缺陷的自动化检测。为实现手机外壳表面缺陷的自动检测, 文生平等<sup>[2]</sup>成功搭建了手机壳表面缺陷视觉检测系统。针对手机壳面板表面的几种缺陷类型的检测, 张岩等人<sup>[3]</sup>设计了基于黑白面阵 CCD 在线检测系统, 并取得了良好的效果, 但却需要在特定的情况下使用。针对手机壳表面凹坑、斑点等缺陷特征难识别的问题, 刘源洞等人<sup>[4]</sup>提出将 3 种成像光路分别对应单台彩色相机三通道成像的方法, 为多材质和多颜色物体表面缺陷检测任务提供了一

**基金项目:** 天津市科技计划项目(19ZXZNGX00100)。

**作者简介:** 黄震(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 打磨工业机器人; 朱华波(1994-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉、图像拼接; 陶友瑞(1973-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 工业机器人优化、复杂系统可靠性分析与设计理论、热弹流润滑可靠性分析理论、低塑性材料冲压成型技术、先进复合材料制备技术与工程应用。

**通讯作者:** 陶友瑞 Email: taoyourui@hebut.edu.cn

收稿日期: 2022-03-15

种基于颜色空间的解决思路。现阶段采用深度学习的算法针对视觉技术应用在特定目标的识别上做出了大量的相关研究,可广泛应用于识别检测、分类等<sup>[5-6]</sup>方面。深度学习算法主要包括 R-CNN<sup>[7]</sup>、Faster R-CNN<sup>[8]</sup>、Fast R-CNN<sup>[9]</sup>和 YOLO<sup>[10]</sup>等检测算法,YOLO 算法不需要区域建议寻求目标,具有检测速度快,背景误判率低等优点<sup>[11]</sup>。因此本文提出了一种基于 YOLOv5 模型的图像识别评价方法,实现了对加工件表面质量缺陷的检测识别,可对表面质量是否符合标准进行快速的评估。

## 1 打磨表面质量评价方法

### 1.1 加工件表面缺陷

机器人在加工过程中执行器与被加工工件表面接触,执行器受到压力和摩擦力,从而降低机器人的整体刚度,造成机器人执行器的振动,在磨削过程中的振动由于振幅过大就会产生振纹<sup>[12]</sup>。振纹的产生会严重影响工件表面的平滑程度,进而影响了后续的喷装效果。常见的 2 种影响加工件表面质量的缺陷如图 1 所示。



(a) 缺陷 a

(b) 缺陷 b

图 1 缺陷图

Fig. 1 Defects map

从图 1 中可以看出,图 1(a)中的条纹是加工件表面的振纹;图 1(b)的黑点是加工件表面斑块,会严重影响喷装效果,因此当出现图 1(b)中缺陷时工件无法进行喷漆工作。本文通过对这 2 种缺陷的定量分析,从而达到对加工件表面质量评价的目的。

### 1.2 表面质量评价方法设计

通过对打磨机器人产生的 2 种表面缺陷进行定量分析,提出了一种打磨面质量评价方法,具体流程如图 2 所示。

由图 2 可知,考虑到图 1(b)中缺陷的出现会严重影响加工件表面喷装,因此当加工件表面出现图 1(b)的缺陷时,工件会直接进行返工处理;没有检测出图 1(b)的缺陷时,需计算单位面积内的振纹数量,与预设的单位面积内的振纹数量  $m$  进行比较:大于  $m$  时,返厂加工;小于  $m$  时,工件完成打磨工序,进入下一步。

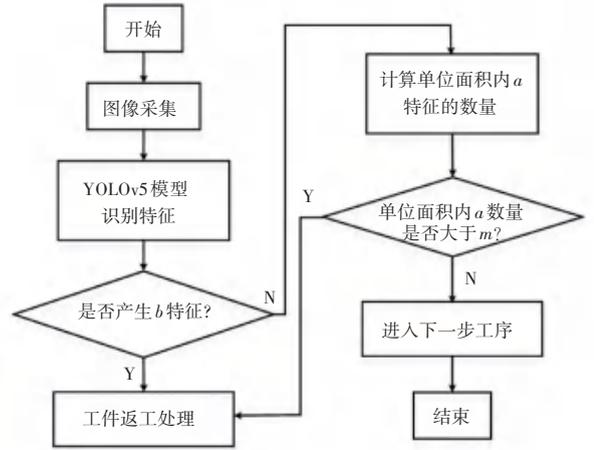


图 2 表面质量评价流程图

Fig. 2 Surface quality evaluation flowchart

振纹的产生会直接影响工件表面的平滑程度,所以选择单位面积内加工件表面振纹的数量决定打磨质量的高低。研究推得的数学公式如下:

$$p = N/s \quad (1)$$

其中,  $p$  为单位面积振纹数量;  $N$  为加工件表面振纹总数量;  $s$  为加工件表面面积。

## 2 基于 YOLOv5 的表面缺陷检测

### 2.1 YOLOv5 介绍

YOLO 是一种基于深度神经网络的对象识别和定位算法,具有结构简单、检测速度快和识别准确等特点。YOLOv5 是目前 YOLO 系列中最新的实时目标检测算法,在集成 YOLOv4 算法优势的同时,也对主干网络进行了优化,提高对小目标的准确度。在 YOLOv5 中,有 4 种控制网络结构的模型,分别是: YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x,网络的深度直接影响检测器的检测精度和速度。4 种模型的官方性能测试结果显示<sup>[13]</sup>,YOLOv5s 模型与其他 3 种模型相比,具有模型最小和速度最快的优点,因此本文选用 YOLOv5s 模型。

### 2.2 改进 YOLOv5 网络结构

为了对模型轻量化的同时提高检测的精度,采用 Ghost Bottleneck 模块来取代 YOLOv5 网络结构中的 Bottleneck<sup>[14]</sup>,详见图 3。该模块是一种即插即用的模块,由 2 个堆叠的 Ghost 模块组成,通过一组内在的缺陷映射,利用简单的线性变化生成更多的 Ghost 缺陷映射,这些映射可以充分提取内在的缺陷信息,进而提高了缺陷提取能力。

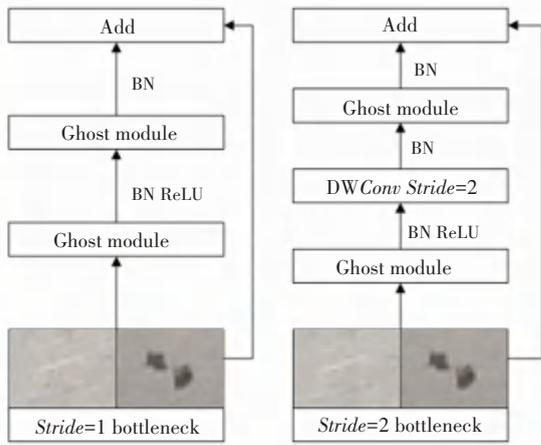


图 3 Ghost Bottleneck 模块

Fig. 3 Ghost Bottleneck module

本文研究的打磨表面缺陷具有不易识别、缺陷个体小的特点,为了让网络自适应地注意一个重要

缺陷,因此在模型结构中引入了 CBAM 模块。该模块会对输入的缺陷层,分别进行通道注意力机制和空间注意力机制的处理。其中,注意力机制的实现主要对单个缺陷层,依次进行全局平均池化和全局最大池化,再对 2 个结果利用共享的全连接层进行处理,将 2 个处理后的结果进行相加,而后通过 *sigmoid* 函数,获得输入缺陷层每一个通道的权值。将权值乘上原输入缺陷层,最终得到输出不同比重通道的缺陷图。空间注意力机制的实现是对单个缺陷层,在每一个缺陷点的通道上取最大值和平均值,并将 2 个结果进行堆叠,利用一次通道数为 1 的卷积调整通道数,接着又通过 *sigmoid* 函数,获得输入缺陷层每一个通道的权值。将权值乘上原输入缺陷层,最终得到输出不同比重通道的缺陷图。改进的 YOLOv5 模型结构如图 4 所示。

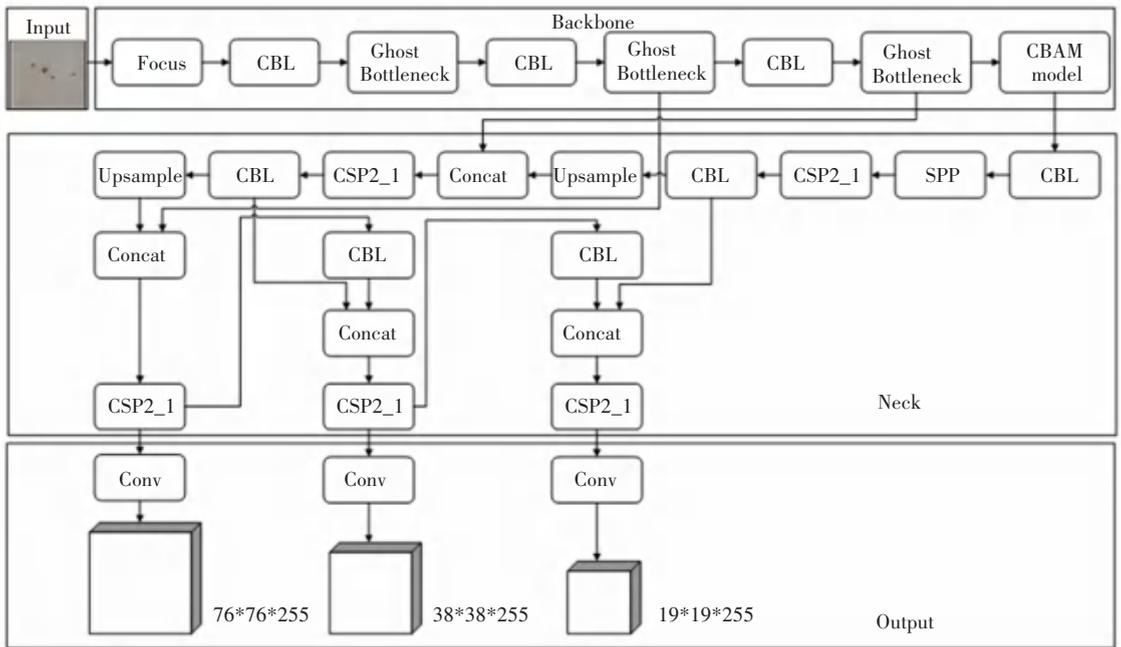


图 4 改进的 YOLOv5 模型结构

Fig. 4 Improved YOLOv5 model structure

为了让模型识别缺陷训练得更好,在损失函数模型中,利用 *IoU* 指标<sup>[15]</sup>构建了目标框与预测框位置损失函数 *CIoU\_Loss*,再利用 *FocalLoss* 评价指标构建目标框与预测框类别损失和置信度损失 *Focal\_Loss*, *CIoU\_Loss* 损失函数公式如下:

$$CIoU_{Loss} = 1 - CIoU = 1 - \frac{\alpha IoU - \frac{Dis_{2}^2}{Dis_C^2} - \frac{v^2}{(1 - IoU) + v^{\frac{2}{\phi}}}}{e} \quad (2)$$

其中, *IoU* 为预测框与真实框之间的交并

比; *Dis\_C* 为待检测目标最小外接矩形对角线距离; *Dis\_2* 为待检测目标真实框与预测框中心点的距离; *v* 为衡量长宽比一致性参数。

研究指出, *IoU* 是预测框与真实框之间的交并比, *IoU* 数学定义式见如下:

$$IoU = \frac{A \cap B}{A + B - (A \cap B)} \quad (3)$$

其中, *A* 为预测框, *B* 为真实框。

这里的 *v* 是衡量长宽比一致性参数,其计算公

式见如下:

$$v = \frac{4}{\pi^2} \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w^p}{h^p} \quad (4)$$

其中,  $w^{gt}$  为真实框宽度;  $h^{gt}$  真实框高度;  $w^p$  为预测框宽度;  $h^p$  为预测框高度。

与此同时, 研究推出的 *Focal\_Loss* 损失函数计算公式见如下:

$$Focal\_Loss = -(1 - p_i)^\gamma \log(p_i) \quad (5)$$

其中,  $p_i$  为预测样本概率,  $\gamma$  为常数参数。

### 2.3 实验设置

本次实验运行的环境: CPU 为 Intel (R) Core (TM) i7-8650U, GPU 为 Intel (R) UHD Graphics 620, 内存为 16 G, 操作系统为 Windows10, 开发语言为 Python, Pytorch 框架。

手机壳表面质量检测模型训练采用的是打磨机器人加工出的工件表面数据集, 作为 YOLOv5 模型的训练输入和检测目标, 为训练集提供 300 张图片。该数据集包含 2 种常见的打磨加工工件表面缺陷, 分别为: 振纹和斑块。

为加强模型的泛化能力, 使模型采集到更多的特征缺陷信息, 在原始数据的基础上对数据进行扩充。通过对原始数据进行镜像、旋转、对比度变换的方法, 将 300 张已加工手机壳表面图片扩展到 1 500 张作为训练集。用 labellmg 软件标注图像缺陷, 将振纹缺陷设定成 *a*, 斑块缺陷设定成 *b*, 将标定完成的图像保存成 xml 格式的文件, 再将其输入到训练模型进行训练。

模型通过多次的 *Epoch* 训练进行逐步的学习, 在 150 个 *Epoch* 后逐渐平稳, 在训练过程中记录模型 *Precision* 曲线如图 5 所示。图 5 中, *Precision* 表示精度, 值越高、说明精度越高。模型改进前预测曲线参见图 5(a), 预测曲线在训练达到 25 个 *Epoch* 时曲线总体上升趋势逐渐减小, 在 150 个 *Epoch* 达到平稳, 稳定在 72%。模型改进后预测曲线参见图 5(b), 预测曲线明显比改进前的上升趋势大, 同时在 150 个 *Epoch* 达到平稳, 稳定在 79%。由此可知, 改进后的模型训练情况更好。

本文为提升 YOLOv5 模型的精度, 对模型进行了改进。改进后的 YOLOv5 在精度方面: 对图 1(a) 中缺陷的检测精度提高了 19.2%, 达 79.5%, 改进前召回率为 56.1%, 改进后提升了 7.1%; 图 1(b) 缺陷的检测精度提高了 14.2%, 达 85.4%, 改进前召回率为 70.8%, 改进后提升了 5.4%, 有效改善了模型漏检的问题。因此, 本文通过改进 YOLOv5 网络模型

可以提高检测的精度, 改进的 YOLOv5 算法前后性能对比, 见表 1。

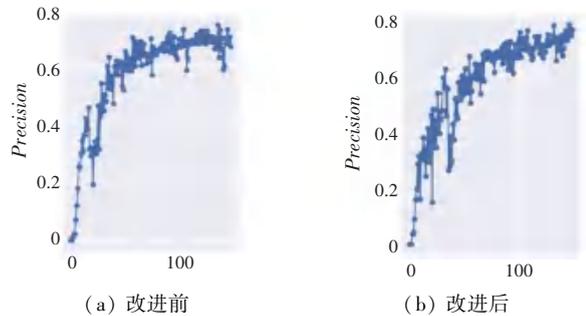


图 5 改进 YOLOv5 前后对比

Fig. 5 YOLOv5 model results comparison before and after the improvement

表 1 YOLOv5 算法改进前后性能对比

Tab. 1 Performance comparison before and after the improvement of the YOLOv5 algorithm

算法名称	缺陷名称	检测精度/%	召回率/%
YOLOv5	<i>a</i>	60.3	56.1
	<i>b</i>	71.2	65.4
改进后 YOLOv5	<i>a</i>	79.5	63.2
	<i>b</i>	85.4	70.8

## 3 手机壳表面打磨质量评价实验

### 3.1 打磨实验

机器人在不同的加工路径、加工位置会对机器人整体的加工刚度、及表面加工质量产生影响, 因此本文设计了机器人在不同切入点和加工路径的打磨对比实验。通过提出的表面评价方法来判定加工表面质量是否符合标准, 同时找出对比实验中的最佳打磨方式。实验选择加工的工件为手机壳, 材质为铝合金, 铝合金具有良好的塑性和易于加工的特点。选取的打磨头为方形打磨头, 打磨深度为 0.2 mm, 打磨抛光多功能砂纸为 240 目, 打磨头进给速度为 3.75 mm/s, 设定了 2 种加工路径, 其运动轨迹如图 6 所示。

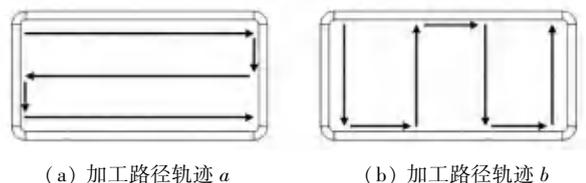


图 6 加工路径轨迹

Fig. 6 Machining path track

在磨削深度以及磨削参数不变的工况下, 选择 4 个不同的打磨进刀点, 进刀点与机器人的相对位置如图 7 所示。图 7 中, 1 和 4 距离机器人最近, 2 和 3 距离机器人最远。

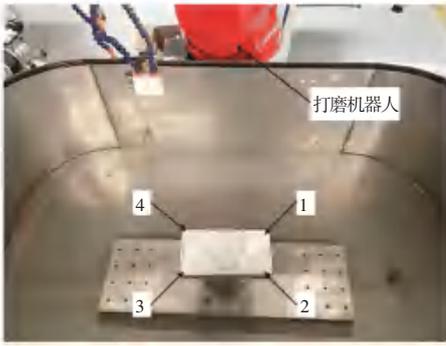


图 7 机器人与切入点相对位置

Fig. 7 The position of the robot relative to the entry point

实验中的 4 个打磨进刀点, 每个进刀点进行轨迹 *a*、*b* 两种路径的加工方式。编号 1~8 代表工件每个切入点的不同路径: 编号 3、4、7 和 8 属于轨迹 *a* 在不同切入点的打磨路径; 编号 1、2、5 和 6 属于轨迹 *b* 在不同切入点的打磨路径。

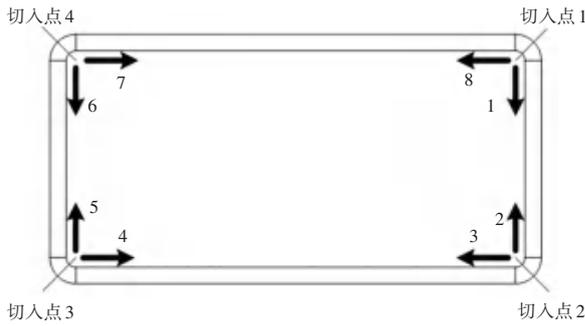


图 8 切入点与路径

Fig. 8 Pointcuts and paths

### 3.2 缺陷检测

手机壳是平放在加工台上, 通过打磨机器人对手机壳进行打磨, 要采集加工件表面的图像, 在加工台的正上方安装一个相机。为了让相机更好地采集图像需要在加工台的侧面进行光照, 将图像上传到训练模型中, 得出加工后工件表面的识别效果图, 如图 9 所示。图 9 中, 标号 *a* 为对加工件表面振纹的标定, 标号 *b* 为斑块的标定, 改进后的 YOLOv5 可以有效检测出 2 种缺陷, 满足实验需求。

### 3.3 实验结果与分析

采集 8 种路径下打磨加工实验的手机壳表面图像的缺陷, 根据单位面积内振纹数量判断打磨质量。实验中将 8 种打磨路径进行多组的打磨实验, 经过多次的实验得出: 对打磨件缺陷进行识别以及评价表面质量是否合格的总时长平均在 700 ms 左右, 远高于人工检测。通过 YOLOv5 模型检测出的打磨表面缺陷数量, 如图 10 所示, 各路径单位面积内振纹数量, 如图 11 所示。



图 9 工件表面检测效果

Fig. 9 Workpiece surface detection effect

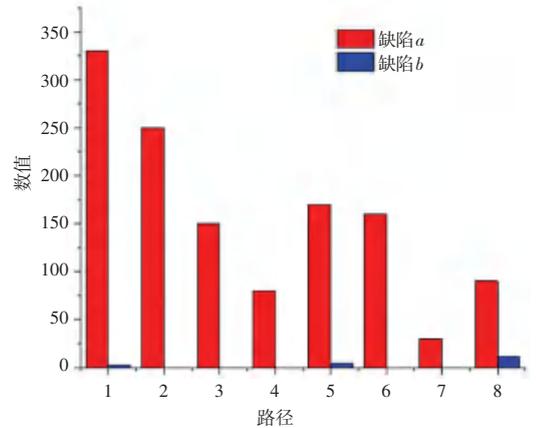


图 10 打磨表面缺陷数量

Fig. 10 Number of polished surface defects

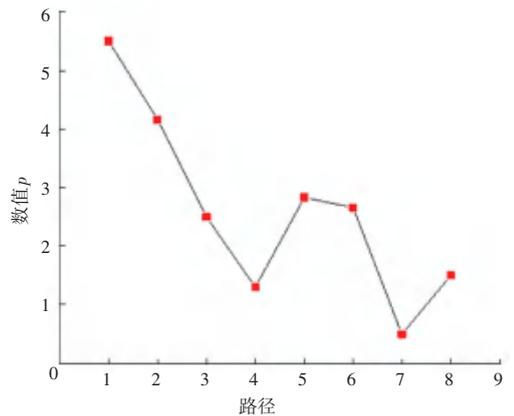


图 11 各路径单位面积内振纹数量

Fig. 11 The number of vibration lines per unit area of each path

由图 10 可得, 路径 7 打磨质量明显优于其他路径打磨, 单位面积内的振纹最少, 打磨质量更好。4 种轨迹 *a* 的打磨路径: 手机壳表面质量依次  $7 > 4 > 8 > 3$ ; 4 种轨迹 *b* 打磨路径: 手机壳表面质量依次为  $6 > 5 > 2 > 1$ ; 说明轨迹 *a* 打磨路径比轨迹 *b* 打磨的手机壳表面质量高, 且切入点 4 位置优于其他 3 点。但根据 1.2 节提出的表面质量流程评价方法, 对 8 种加工路径下的表面质量进行评价, 在路径 3、5 和 8 中出现了缺陷 *b*, 可知 2 种路径不符合加工, 因此在加工最优的切入点 4 时不能按照路径 8 进行打

磨。预设在本实验中单位面积内的振纹数量  $m$  设定为 2, 则仅有路径 4、7 符合加工条件。实验结果表明该方法可以有效地快速识别表面缺陷, 并对加工件表面质量是否符合要求进行评估。

## 4 结束语

为提高加工件表面特征的提取能力改进了 YOLOv5 模型, 引入注意力机制对特征图不同通道进行权衡的方法实现对加工件表面振纹和斑块两种缺陷的检测, 在检测精度方面获得了较大的提升。同时基于 YOLOv5 模型提出了一种对打磨加工件表面质量快速评价的方法, 实验结果表明该方法可对加工件表面缺陷进行定量有效分析, 从而判断加工件表面质量是否符合标准的快速评价, 减少了人工测量的主观干扰, 同时使整个加工流程更加自动化。

## 参考文献

- [1] 王武, 叶明, 陆永华. 基于机器视觉的手机壳表面划痕缺陷检测[J]. 机械制造与自动化, 2019, 48(01): 160-163, 189.
- [2] 文生平, 洪华锋, 舒凯翔. 精密注塑手机外壳表面缺陷视觉检测系统设计[J]. 塑料工业, 2017, 45(09): 53-56.
- [3] 张岩, 王宝光. 手机面板表面质量在线检测系统的研究[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(04): 52-54.
- [4] 刘源洞, 雷娇, 王兴东, 等. 多光路下基于 RGB 三通道的手机壳表面缺陷检测[J]. 机械设计与制造, 2020(10): 162-165, 170.
- [5] 张宏群, 班勇苗, 郭玲玲, 等. 基于 YOLOv5 的遥感图像舰船的

- 检测方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(08): 87-92.
- [6] 张路遥, 韩华. 基于 YOLOv5s 的人脸是否佩戴口罩检测[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(09): 196-199.
- [7] KRIZHEYSKY A, SUTSKEVE R I, HINTON G E. Image net classification with deep convolutional neural networks [C]// Proceedings of 2012 International Conference on Neural Information Systems. Lake Tahoe: ACM, 2012: 1097-1105.
- [8] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]// Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [9] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [10] JOSEPH R, SANTOSH D. You only look once: Unified, real-time object detection [C]// Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [11] 王兵水, 郑树彬, 柴晓冬, 等. 基于 YOLO 的轨道扣件状态检测[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(04): 135-138.
- [12] 倪鹤鹏. 机器人铣削加工轨迹规划与颤振稳定性研究[D]. 济南: 山东大学, 2019.
- [13] 喻柏炜. 基于卷积神经网络 YOLOv5 模型的图表识别方法[D]. 南昌: 南昌大学, 2021.
- [14] HAN Kai, WANG Yunhe, TIAN Qi, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 1577-1586.
- [15] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 6517-6525.

## (上接第 246 页)

- [6] 李鹏, 王荣欢, 黎志敏, 等. 基于熵权-灰色关联-TOPSIS 法的油田加热炉能效评价[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(01): 97-107.
- [7] 范德成, 杜明月. 基于 TOPSIS 灰色关联投影法的高技术产业技术创新能力动态综合评价-以京津冀一体化为视角[J]. 运筹与管理, 2017, 26(07): 154-163.
- [8] 吴闻莺, 李累. 谣言引发微博围观的影响因素-基于 3 个案例的比较研究[J]. 西南民族大学学报(人文社会科学版), 2013, 34(08): 157-161.
- [9] 何音, 夏志杰, 翟玥, 等. 突发事件情境下影响媒体官方微博传播的因素研究-基于多分 logistic 回归[J]. 情报科学, 2017, 35(04): 43-47.
- [10] 宋清华, 陈建宏. 考虑公众辟谣及反馈机制的谣言传播及干预研究[J]. 中国安全科学学报, 2017, 27(02): 13-17.
- [11] 刘径. 网络舆论生态视域中的谣言治理研究[J]. 情报科学, 2014, 32(05): 42-46.
- [12] 呼雨, 苏国强, 兰月新, 等. 网络谣言的认知与政府应对策略研究[J]. 现代情报, 2012, 32(11): 23-27+33.
- [13] 刘健, 毕强, 李瑞. 微博舆情信息传播效果评价指标体系构建研究-基于模糊数据包络分析法[J]. 情报理论与实践, 2016, 39(12): 31-38.
- [14] 张敏, 霍朝光, 霍帆帆. 突发公共安全事件社交舆情传播行为的影响因素分析-基于情感距离的调节作用[J]. 情报杂志, 2016, 35(05): 38-45.
- [15] MCMILLAN S J. Effects of structural and perceptual factor on attitude toward the website [J]. Journal of Advertising Research, 2004, 43(4): 400-421.
- [16] SUSSMAN S W, SIEGAL W S. Informational Influence in organizations: An integrated approach to knowledge adoption [J]. Information Systems Research, 2003, 14(1): 47-65.
- [17] 李华玉. 媒体官微强传播效果影响因素-以《人民日报》官方微博为例[J]. 西部广播电视, 2013(19): 30-33+36.
- [18] CHA M, HADDADI H, BENEVENUTO F, et al. Measuring user influence in Twitter: The million follower fallacy [C]// Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. Menlo Park, California: AAAI, 2010: 10-17.
- [19] 熊涛, 何跃. 微博转发网络中意见领袖的识别与分析[J]. 数据分析与知识发现, 2013(06): 55-62.
- [20] 吴巧惠, 余杨. 论新媒体环境下议程设置理论应用的新变化[J]. 传媒论坛, 2020, 3(04): 54.
- [21] 余雪冰, 尹娟. 网络谣言治理路径的多学科审视[J]. 湖南工业职业技术学院学报, 2017, 17(06): 135-140.
- [22] 张赛, 徐恪, 李海涛. 微博类社交网络中信息传播的测量与分析[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(02): 124-130.
- [23] PETTY R E, CACIOPPO J T, GOLDMAN R. Personal involvement as a determinant of argument-based persuasion [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1981, 41(5): 847-855.