

基于嵌入式平台和轻量化模型的板材计数装置<sup>\*</sup>

刘忠英 翟鹏飞 侯维岩

(郑州大学电气与信息工程学院 郑州 450001)

**摘要:** 针对堆叠板材计数过程中人工计数法效率低、准确性不高的问题。本文提出了一套基于嵌入式平台和轻量化模型的板材计数装置,将改进的 Faster R-CNN 网络植入工控机中运行,可以在工业和物流现场实时识别板材的数量。内置网络使用轻量级网络 MobileNetv2 融合轻量通道注意力机制 ECA 作为骨干网络,使用空间注意力机制和倒置残差结构重构 FPN 架构,并提出了一种基于高度交并比的 HIOU\_Loc 预测框去冗余处理新算法,以缓解小目标检测困难的难题。在基于 N4100 平台的工控机中运行实验表明:本文所提出的算法对板材计数准确度达到了 98.51%,检测一张高分辨率板材图像仅需 0.31 s。本装置设计了一个校正模块,经过人工后处理后,对于堆叠板材的计数准确率可以达到 100%,满足了实际场景下对板材实时计量的需求。

**关键词:** 堆叠板材计数装置;Faster R-CNN;轻量化卷积神经网络;K-means++;小目标检测

**中图分类号:** TN249.2;TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Stacked plate counting instrument based on embedded platform  
with a lightweight model

Liu Zhongying Zhai Pengfei Hou Weiyan

(School of Electrical and Information Engineering,Zhengzhou University,Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Stacked plate are counted by hand, which takes long time and has poor accuracy. Hence, the paper proposes a plate counting instrument based on embedded platform with a lightweight model. The instrument can detect in real time the number of stacked plate at production and logistics site, which deploys the improved Faster R-CNN network to the Industrial Personal Computer. In order to alleviate the difficulty of small object detection, the network algorithm by using lightweight network MobileNetv2 to integrate the efficient channel attention as the backbone network, using spatial attention and inverted residual structure module to reconstruct the FPN structure, proposing an HIOU\_Loc algorithm based on on Height intersection over union to remove redundant prediction boxes. The plate counting experiment on a IPC equipped with N4100 CPU. The results show that the accuracy of the plate counting algorithm proposed in this paper reaches 98.51%, and it only takes 0.31 s to detect a high-resolution plate image. A quantitative calibration module is designed for the instrument. The instrument can reach 100% accuracy in counting stacked plate after the manual calibration module, which meets the requirements of stacked plate real-time counting in practical scenarios.

**Keywords:** stacked plate counting; Faster R-CNN; lightweight convolutional neural network; K-means++; small objects detection

## 0 引言

工业生产、仓储和物流领域,堆叠板材仍普遍依赖人工计数,效率低且易出错,急需高效自动化计数方式来提升计数效率。近年来,图像识别人工智能技术在工业领域得到广泛应用<sup>[1]</sup>。然而,因类似堆叠板材的小目

标特征较少,其高效检测仍是计算机视觉领域的研究难点<sup>[2]</sup>。

目前,人工智能领域解决目标识别计数问题的方法分为目标检测和语义分割法。其中,代表性的目标检测算法有 Faster R-CNN<sup>[3-4]</sup>、Mask R-CNN<sup>[5-6]</sup>等。Faster R-CNN 作为双阶段网络,其对小目标检测的效果优于其他类型的

目标检测网络<sup>[7]</sup>。但原始的 Faster R-CNN 网络参数规模较大,不宜直接部署<sup>[8]</sup>。

目前,人工智能领域已有针对板材计数问题的研究均选择采用语义分割法。祝天培<sup>[9]</sup>以板材中部特征为目标,制作图像获取装置,人为加强特征表达,使用 VGG16 分割板材中部,实现对 1 mm 板材的准确计数。Pham 等<sup>[10]</sup>制作可调光路的成像系统,使用 U-Net 分割中线获得板材数量。已有方法仅在实验室取得较好效果,若在现实场景实现板材计数尚存以下难点:1)环境光复杂且目标较小,难以提取目标特征;2)网络需输入高分辨率图像,模型有较多参数,需考虑运算效率;3)网络算法复杂度高,无法基于嵌入式系统在现场实现低价和快速计算。

本研究为克服以上难点,设计了一款针对端点特征检测的板材计数装置,提出轻量化改进的 Faster R-CNN 目标检测模型(H-FCN)。其兼顾轻量化和板材检测准确性,显著提升特征提取效率,较大程度上减小运算代码量,成功在基于 N4100 的工控机平台实现一个嵌入式计数装置,在现场实现了低价、高效的板材计数。

H-FCN 算法的主要特点如下:1)使用轻量级网络 MobileNetv2<sup>[11]</sup>融合轻量通道注意力机制 ECA 作为骨干网络。2)为缓解小目标检测难度大的问题,使用 SA 空间注意力机制和倒置残差结构重构 FPN 架构。3)为了去除因成像质量产生的冗余边界框,提出了一种高度交并比(height intersection over union, HIOU)的概念和基于 HIOU 的 HIOU\_Loc 预测框去冗余处理新算法。4)使用 K-means++<sup>[12]</sup>聚类算法设计锚框尺度。

## 1 数据采集与预处理

目标检测模型的训练在数据集上进行<sup>[13]</sup>。本实验使用汇博士 X20 相机和移动设备混合进行数据收集,实地采集不同场景条件下 1 mm 厚的板材图像数据,共采集 748 张样本。采集装置与板材间距视堆叠板材高度调整。采集光照综合考虑不同时间的自然光和人工光源的影响,增加数据鲁棒性。采集到的数据在标注方式方面进行针对性改进:采取端面标注的方式。标注方式如图 1 所示。为增强泛化性,本研究进一步对原始数据集采取水平翻转、调节亮度和增加噪声声扩操作,最终得到 2 992 张图像,按照 4:1 的比例划分训练集和测试集。

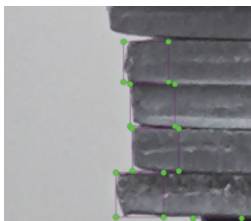


图1 标注板材头部(示例:标注4张板材)

## 2 一种轻量级板材计数模型设计

Faster R-CNN 整体可分为特征提取网络、RPN、分类和回归网络。本研究使用的 H-FCN 整体框架如图 2 所示。

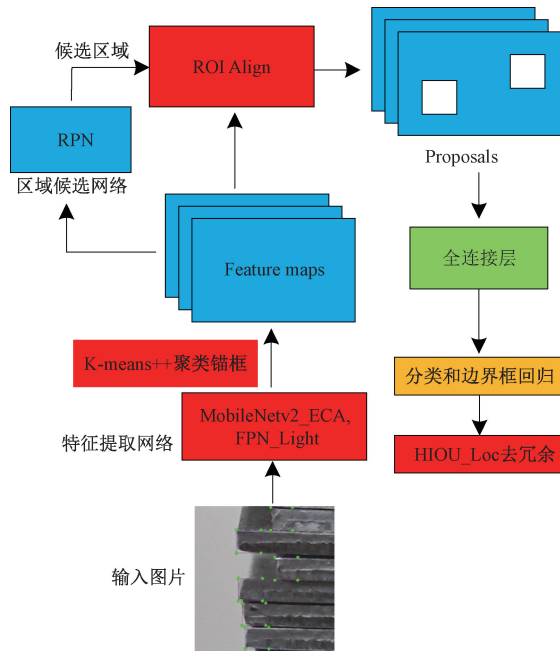


图2 H-FCN 模型

### 2.1 MobileNetv2\_ECA

基于深度可分离卷积的 MobileNetv1<sup>[14]</sup>轻量网络的提出,降低了部署的难度。MobileNetv2 进一步引入倒置残差结构。深度可分离卷积对输入特征图各通道分别卷积,再利用点卷积融合,大幅减少多通道特征卷积参数。原始骨干网络为 VGG16,可在深层特征图保留较多细节特征。然而这不利于小目标检测是,卷积堆叠成倍增加资源消耗。浅层、高效的特征提取网络更有利于小目标检测。真实场景中,板材分辨率低,易受环境光照影响。ECA 机制可根据训练结果中目标信息和不同通道的相关性,分配不同的权重,使模型更好提取板材的颜色特征。本文的 MobileNetv2\_ECA 结构如图 3 所示。

### 2.2 FPN\_Light 架构

板材端点较小,如何在较小尺度下最大化提取特征是本研究的重难点。FPN 可提升对小目标的检测能力<sup>[15]</sup>。其对不同尺度目标信息进行自上而下特征融合,增强小目标检测能力。但同时使网络更加臃肿,降低检测速度。本研究重构了 FPN。板材端点空间分布较为集中,SA 轻量空间注意力有效加强模型对板材分布特征的学习;根据板材位置,对输入特征矩阵空间赋予特定权重,增强对目标定位的准确性。倒置残差结构利用升降维操作提取板材特征,在升维模块和降维模块均包含优化参数,本研究使用深度可分离卷积降低参数规模,重构后的 FPN 架构可以更好的拓展和压缩特征信息,在部署时保持优异的数字解析率。

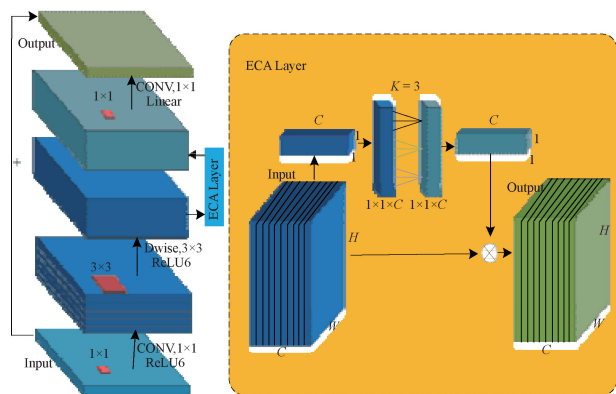


图 3 MobileNetV2\_ECA 结构

本研究使用 SA 注意力机制和倒残差结构重构了 FPN 架构,重构后的模型拥有更少的参数,并且对板材目标的空间位置更敏感。FPN\_Light 架构如图 4 所示。

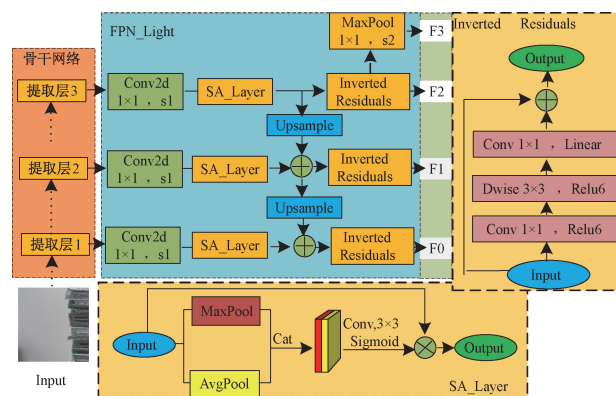


图 4 FPN\_Light 架构

### 2.3 K-means++ 聚类锚框尺度

Faster R-CNN 算法需要生成对应预设尺度的锚框,原始的尺度信息为经验所设,直接使用会影响网络的学习效果,因此需设置合适的锚框尺度。本文模型对输入图片的尺寸作如下处理:保证高宽比不变,输入图片的宽缩放为 1 600 像素。取聚类簇的个数为 8,最终板材数据集 K-means++ 聚类结果如图 5 所示,横纵坐标为预设锚框的宽高信息,单位为像素。根据聚类结果,兼顾运算效率和定位准确性,本研究取锚框尺度为 $(14^2, 18^2, 22^2, 26^2)$ ,宽高比设置为 $(1.0, 1.3)$ 。

### 2.4 HIOU 和基于 HIOU 的去冗余算法

在板材图像获取过程中设备不稳定易造成目标模糊,获取板材数量时,网络易把模糊部分识别为板材目标,出现冗余边界框。针对该问题,本文提出 HIOU 和基于 HIOU 的 HIOU\_Loc 算法。该算法效果如图 6 所示。红色为准确预测框,黄色为冗余框。HIOU 计算规则如下:

$$HIOU = \frac{H1 \cap H2}{H1 \cup H2} \quad (1)$$

式中:  $H1$  和  $H2$  为不同预测框的高度,单位为 pixel。

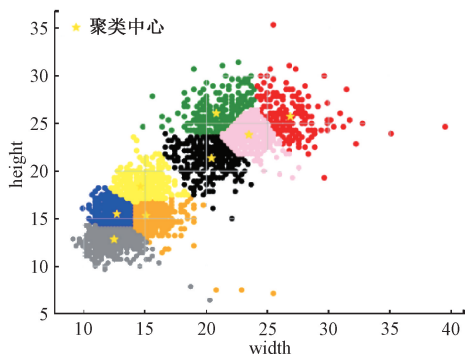


图 5 板材标注数据聚类分析

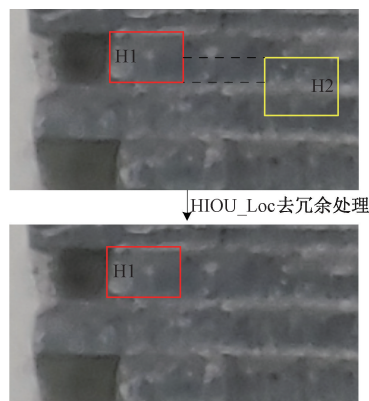


图 6 HIOU\_Loc 算法效果图

冗余边界框识别与消除规则:板材目标在同一水平线不会出现高度交叉的现象,设置 HIOU 的阈值判断在高度上相邻的预测框的 HIOU 值是否超过所设阈值,删去距离图片中心较远的预测框实现去冗余操作。该算法亦适用于类似密集堆叠场景下物体的目标去冗余处理。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 计算机平台实验设置

模型基于 PyTorch 框架,计算机配置为英特尔 i5 9400H 处理器、16GRAM、NVIDIA GeForce RTX3060 显卡、CUDA 版本为 12.0, cuDNN 版本为 8.6.0。对 5 种模型进行测试:本文所提出模型记作 H-FCN,使用 MobileNetV2\_ECA 改进的模型记作 FCN\_ME,使用 MobileNetV2\_ECA 和原始 FPN 架构改进的模型记作 FCN\_MF,未进行改进的模型记作 Faster R-CNN,并设计单阶段算法 YOLOv3 作为对比。将检测速度,计数准确度和 mAP 作为实验的评价指标。训练采用随机梯度下降法,初始学习率为 0.01,最大迭代次数为 1 000 epoch,每隔 50 个 epoch 学习率变为原来的 0.33 倍。

### 3.2 计算机工作站测试结果

把训练好的模型在板材数据集上进行板材计数实验。图 7 为 5 种模型在训练时的 mAP 变化情况。表 1 为 5 种模型在板材数据集上的测试结果。



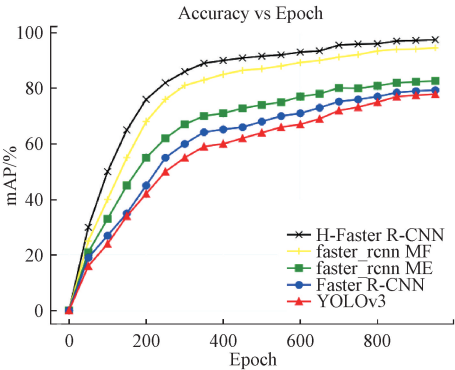


图 7 5 种网络的 mAP 变化曲线

表 1 网络性能对比

网络框架	FPN	mAP0.5/ %	检测 速度/s	计数 准确度/%
Faster R-CNN	None	79.33	0.15	80.33
FCN_ME	None	82.66	0.09	84.04
FCN_MF	FPN	94.52	0.29	95.38
H-FCN	FPN_Light	97.43	0.11	98.54
YOLOv3 <sup>[16]</sup>	FPN	77.89	0.04	78.51

由图 8 和表 1 可知:随着 epoch 的提升,mAP 升高趋于稳定。其中,H-FCN 的检测效果最好,mAP 达到 97.43%,计数准确度为 98.54%,相比原始 Faster R-CNN 和 FCN\_ME,计数准确度比前者高 18.21%,比后者高 14.50%。带有 FPN 结构的 FCN\_MF 的 mAP 达到了 94.52%,然而带有 FPN 结构的 YOLOv3 的 mAP 仅有 77.89%。原因在于 YOLOv3 直接对整张图预测,双阶段算法依靠 RPN 对锚框的调整,同等条件下检测效果更加优异。深度可分离卷积有效提升检测速度。FPN 架构融合多尺度特征,提升对小目标的检测能力。相比 FCN\_MF,H-FCN 的 FPN\_Light 架构使用的参数量更少,检测速度显著领先。相比于双阶段算法,单阶段算法 YOLOv3 即便使用 FPN 架构,推理时间明显低于双阶段算法,其对小目标识别效果低于双阶段算法。关键原因在于小目标检测需要输入高分辨率图片,执行卷积等操作时处理更多数据,双阶段网络需对锚框进行两次调整,增加了需处理的参数规模,亦提升了检测准确性。5 种模型的检测结果如图 8 所示。由图 8 可知:FCN\_MF 和 H-FCN 对板材的检测效果明显优于原始的 Faster R-CNN 和 FCN\_ME 能表明 FPN 架构对与小目标识别的重要性。而 H-FCN 相比 FCN\_MF 和 YOLOv3,对板材的空间定位更加精确。表明空间注意力机制可以显著提升对板材的定位精度。

4 堆叠板材计数系统设计

4.1 堆叠板材计数系统总体设计

本研究使用 PySide2 开发了一种易于操作的系统,封

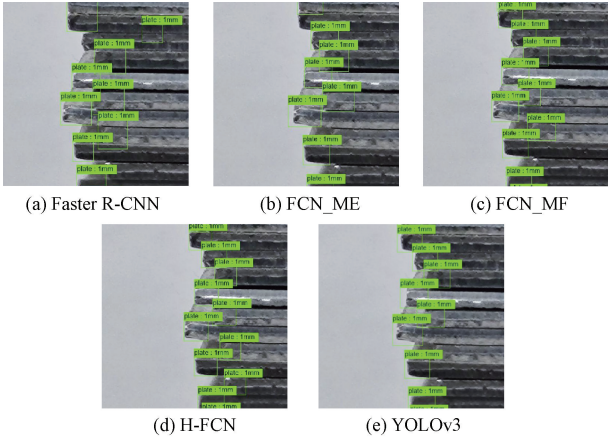


图 8 板材计数效果对比

装了模型的功能,用户可修改对应的参数,完成板材的识别和计数。堆叠板材计数系统的结构框架如图 9 所示。

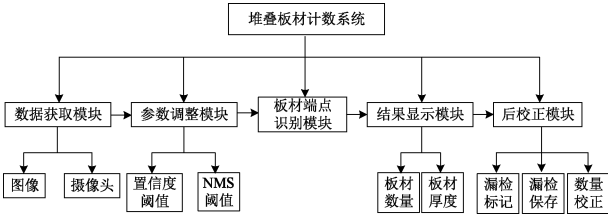


图 9 堆叠板材计数系统总体结构

本研究将系统移植在 N4100 开发平台部署。整套系统结构如图 10 所示,由新创云 N4100 平台、图像采集模块、显示模块组成。图像采集模块采用汇博士高清摄像头 X20(USB),显示器通过 VGA 接口接入嵌入式平台。图像数据经嵌入式平台解析预测,在显示器呈现出计数结果。整套硬件成本不足千元,效率可以保持在工作站的 90% 以上。

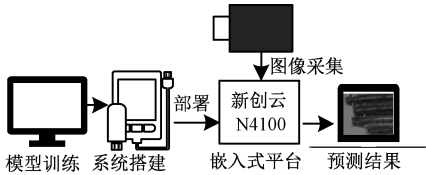


图 10 系统结构框图

4.2 堆叠板材计数系统软件界面

系统计数界面如图 11 所示。系统默认为“图片检测”界面也可进行摄像头拍照上传,设置阈值信息,点击“检测结果”,可以显示预测结果图,预测张数和板材厚度显示在页面最下方。在实际应用场景中,每摞板材的厚度相同。

为提高系统实用性,增加了一个人工校正功能,机器自动识别后,人工对不能准确识别的板材加以校正。校正功能如图 12 所示。图片处点击缺失板材的位置,右侧会显示缺失板材的相对坐标,点击确认校正,右侧显示校正后的板材数量,并自动保存相对坐标为 txt 文件,便于统计缺失板



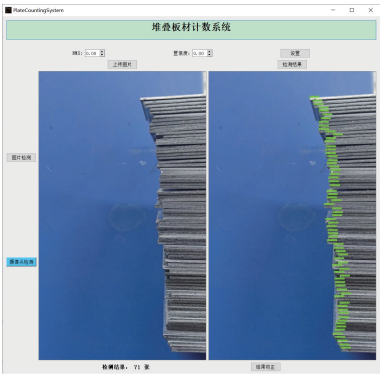


图 11 堆叠板材计数效果图

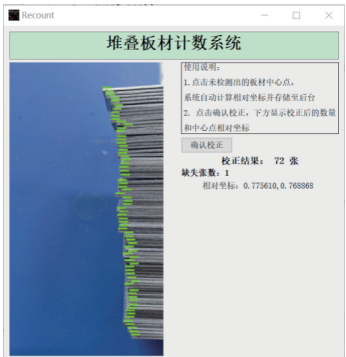


图 12 计数校正效果图

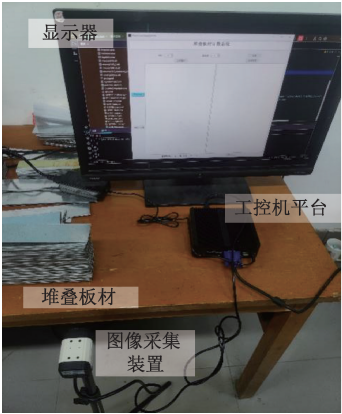


图 13 堆叠板材计数系统平台

在实际场景中,可使用更便携轻薄的显示装置。实验阶段,在板材存放仓库现场搭建硬件平台,在多场景下进行实验。对采集到的板材图像信息进行存储并使用嵌入式设备进行识别,记录并保存识别的板材数量、真实板材数量、识别速度,对于保存的结果统计计数准确度信息。实验结果如表 2 所示。

表 2 测试系统性能对比

网络模型	识别速度/s	计数准确度/%
Faster R-CNN	0.36	82.59
H-FCN	0.31	98.51

材信息,进行模型的下一步训练和优化。

4.3 嵌入式平台测试

新创云的 N4100 平台有着丰富的接口,便于连接显示器、镜头等设备。板材计数平台搭建如图 13 所示。

将本文所使用模型部署到嵌入式平台测试结果如图 14 所示。图中为本文模型在不同条件下的直接检测结果。可以看出,在嵌入式端该模型能够克服不同光照条件

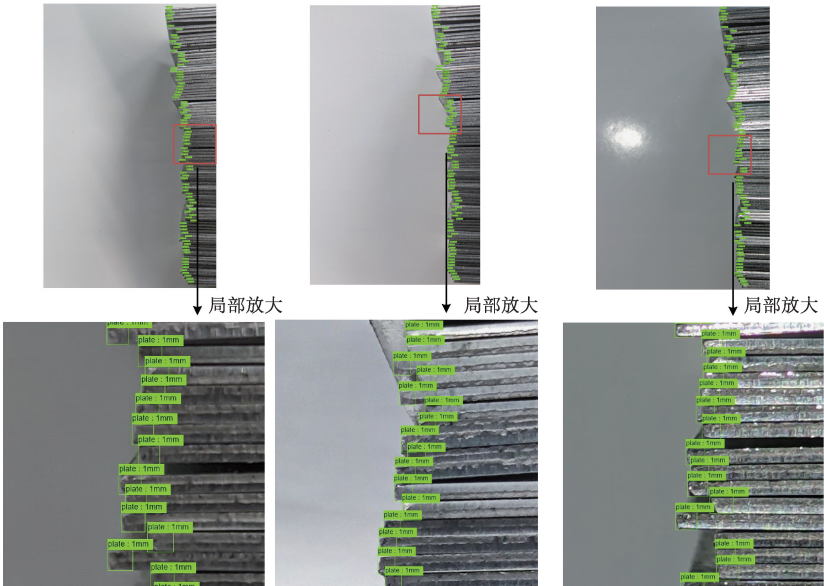


图 14 嵌入式平台测试结果

的影响,保证对板材的计数效率,满足复杂的生产环境中对于板材计数的需求。极少数未检测出的板材,使用系统的后校正单元进行人工校正操作,经过人工校正后,对堆叠板材的计数准确度达到了100%。

## 5 结 论

针对工业和物流领域对堆叠板材计数的需求,提出了一套基于H-FCN的图像视觉检测装置。装置所使轻量化神经网络基于PyTorch构建,由PySide2实现人机交互,调试后部署到N4100平台的工控机,同时提供了人工后校正的功能。该嵌入式平台的板材计数系统对于堆叠板材的计数准确度达到98.51%,可以在采集图片分辨率达到 $1\,944 \times 2\,592$ 的条件下,实现约0.31 s自动检测。在人工后校正后,可以实现在现场对堆叠板材100%的识别率。下一步的改进方向:扩大数据集,包含更多的板材种类。同时,进一步集成外部设备,实现整体装置的轻量化。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] CHENG G, YUAN X, YAO X, et al. Towards large-scale small object detection: Survey and benchmarks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023,45(11):13467-13488.
- [3] REN S, HE K, GIRSHICK B R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.
- [4] 叶飞,骆星智,宋永春,等.基于双特征融合的改进R-CNN电力小金具缺陷检测方法研究[J].电子测量与仪器学报,2023,37(7):213-220.
- [5] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN: Proceedings of the IEEE international conference on computer vision[P]. 2017.
- [6] 张龙,赖惠鸽,杨玉坤,等.面向喷涂件下挂的机器人3D视觉引导策略研究[J].仪器仪表学报,2023,44(6):35-42.
- [7] LIU Y, SUN P, WERGELES N, et al. A survey and

performance evaluation of deep learning methods for small object detection [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 172: 114602.

- [8] 侯维岩,靳东安,王高杰,等.基于嵌入式系统的智能售货柜目标检测算法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(10):217-224.
- [9] 祝天培.基于机器视觉的板材计数技术研究[D].南京:南京信息工程大学,2021.
- [10] PHAM D, HA M, SAN C, et al. Accurate stacked-sheet counting method based on deep learning [J]. JOSA A, 2020, 37(7): 1206-1218.
- [11] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Inverted residuals and linear bottlenecks: Mobile networks for classification, detection and Segmentation [J]. ArXiv preprint arXiv: 2211.15444, 2022.
- [12] AHMED M, SERAJ R, ISLAM S M S. The K-means algorithm: A comprehensive survey and performance evaluation[J]. Electronics, 2020, 9(8): 1295.
- [13] 侯学良,单腾飞,薛靖国.深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析[J].国外电子测量技术,2022,41(6):165-174.
- [14] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. ArXiv preprint arXiv:1704.04861,2017.
- [15] REKAVANDI A M, XU L, BOUSSAID F, et al. A guide to image and video based small object detection using deep learning: Case study of maritime surveillance[J]. ArXiv preprint arXiv:2207.12926, 2022.
- [16] SINGH S, AHUJA U, KUMAR M, et al. Face mask detection using YOLOv3 and faster R-CNN models: COVID-19 environment [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(13), DOI: 10.1007/s11042-021-10711-8.

## 作者简介

刘忠英,硕士研究生,主要研究方向为机器学习,目标检测。

E-mail:zzu\_ivo2021@163.com

侯维岩(通信作者),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为分布式智能控制,现场总线通信系统。

E-mail:iewyhou@zzu.edu.cn