

基于机器视觉的改进线束导线排序检测系统设计

张良安¹, 刘同鑫¹, 谢胜龙^{2,3}, 陈洋¹

(1.安徽工业大学 机械工程学院, 安徽 马鞍山 243000; 2.中国计量大学 机电工程学院, 杭州 310018;
3.安徽省工业互联网智能应用与安全工程实验室, 安徽 马鞍山 243023)

摘要: **目的** 解决现有工业线束导线排序检测方法中存在的效率低、混色导线检测效果差等问题。**方法** 基于机器视觉技术设计一种线束导线排序检测装置, 并结合图像处理技术和深度学习原理提出一种混色导线排序检测方法。首先根据线束图像中选择的感兴趣区域, 分割出线束连接器图像和导线图像, 并采用模板匹配和颜色定位方法完成连接器正反面的识别和单色导线的识别定位; 然后采集并制作 PE 混色导线数据集, 研究 Faster R-CNN、SSD、YOLOv3 和 YOLOv5m 等 4 种不同目标检测算法对 PE 混色导线的检测效果。**结果** 实验结果表明, YOLOv5m 检测模型的检测速度和准确率兼顾性最好; 改进系统后, 检测时间减少了 18.55%, 平均识别准确率为 98.83%。**结论** 改进后检测系统具有良好的检测效率和可靠性, 适用于种类丰富的工业线束导线排序检测。

关键词: 线束检测; 机器视觉; 图像处理; 深度学习; 目标检测

中图分类号: TP391.4; TS736 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)11-0268-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.11.031

Design of Improved Industrial Wire Sorting Detection System Based on Machine Vision

ZHANG Liang-an¹, LIU Tong-xin¹, XIE Sheng-long^{2,3}, CHEN Yang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Anhui Ma'anshan 243000, China;
2. School of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;
3. China Anhui Engineering Laboratory for Intelligent Applications and Security of Industrial Internet,
Anhui University of Technology, Anhui Ma'anshan 243023, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the problems of low efficiency and poor detection accuracy in the existing sorting and detection methods of mixed color in industrial wires. An wire sorting device based on machine vision technology and an sorting detection approach for mixed-color wires in combination with image processing techniques and deep learning principles are proposed. Firstly, the region of interest in the image was selected manually to segment images of wire connector and wires, and methods of template matching and color localization were applied to realize the identification of the connector's front and back sides and monochrome wires. Secondly, the PE mixed-color wire datasets were produced, and the detection effect of four object detection algorithms, i.e., Faster R-CNN, SSD, YOLOv3, and YOLOv5m was researched. The experimental results indicate that the YOLOv5m model possesses the best capacity between the detection speed and accuracy, which decreases the detection time by 18.55% with an average recognition accuracy of 98.83%,

收稿日期: 2022-08-09

基金项目: 湖州市科技计划 (2021GN03); 国家自然科学基金 (52205037); 浙江省基本科研业务费 (2022YW43); 安徽省工业互联网智能应用与安全工程实验室开放基金课题 (IASII21-04)

作者简介: 张良安 (1981—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为机械设计、控制系统、自动化生产线、工业机器人。

通信作者: 谢胜龙 (1988—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为机器人理论与应用、数字孪生技术。

which can be applied to the sorting detection of a variety of industrial wires.

KEY WORDS: wire detection; machine vision; image processing; deep learning; object detection

线束是电气设备中各种部件的连接元件,为电气设备的正常运转提供重要保障^[1]。由于导线具有材质柔软的特性,线束的装配主要采用人工方式,将不同颜色的导线按照规定的颜色排序,并插入连接器的孔位中。在生产过程中会出现一些排序错误的合格线束,如果未及时发现并剔除,将严重影响电路连接的可靠性和电信号传输的稳定性,导致线路出现故障^[2]。由此可见,展开线束导线排序的快速检测研究具有十分重要的意义。

目前,线束产品的排序检测方法主要分为人工检测和机器视觉检测 2 类。线束中的导线排列紧密,人工检测效率较低,且长时间专注检测极易引起视觉疲劳,导致漏检、错检。机器视觉检测通过对采集到的图像进行相应的图像处理,以提取所需的视觉特征,并输出检测结果^[3],在缺陷检测^[4]、尺寸测量^[5]和识别定位^[6]等领域中应用广泛。为了区分导线的特定功能,会在线束中使用混色导线,即绝缘表面为几种不同颜色占比的导线。这种导线颜色不固定的特征,为基于机器视觉的检测带来了极大的挑战。近年来,随着机器视觉技术和深度学习卷积神经网络 CNN (Convolutional Neural Networks) 的迅速发展,机器视觉检测方法的效率和精度得到大幅度提升^[7-8]。传统的机器学习采用手动提取的复杂操作。卷积神经网络具有强大的非线性映射和特征提取能力^[9-10],可主动学习图像中的特征,这为线束中的导线识别检测提供了新的解决路径,引起了许多学者的关注。文献[11]将电线图像中提取到的颜色直方图与颜色矩的特征数据结合,并用 BP (Back Propagation) 神经网络对电线颜色进行分类。文献[12]通过对 Yolov3 主干网络结构重新进行优化,使网络的性能更加均衡,满足了工业现场对圆形电连接器缺陷的检测需求。文献[13]提出了一种基于深度学习的绝缘子定向识别算法,通过加入旋转角度的定向检测框,有效解决了绝缘子目标检测中无法精确定位的问题。文献[14]基于卷积神经网络提出了一种 PCB (Printed Circuit Board) 板色环电阻自动检测定位方法,较好地解决了复杂情况下 PCB 板色环电阻的图像分割问题。总体而言,机器视觉检测相较于人工检测,具有检测速度快、识别精度高等优势。现有的线束导线排序视觉检测方法对相近颜色导线的区分,以及线束中黄绿混色的“地线”PE (Protecting Earthing) 导线识别检测的效果不太理想。

鉴于此,文中基于机器视觉技术设计一种线束导线排序检测装置,并结合图像处理方法和深度学习理论提出一种线束导线排序检测算法。通过与数据库中的模板图像进行匹配搜索,完成对线束连接器正反面

的识别和单色导线的颜色定位,并采用 Faster R-CNN、SSD、YOLOv3 和 YOLOv5m 等 4 种目标检测算法在创建的 PE 混色导线数据集中进行检测精度和检测速度的对比,对线束中检测不佳的 PE 导线颜色特征识别展开研究。

1 检测系统方案设计

1.1 线束检测特征

线束主要由不同颜色的导线和形状各异的连接器组成,如图 1 所示。图 1a、b 分别为导线线束排序正确和错误情况下的实物示意图。相较于其他视觉特征,导线的颜色特征对检测对象的大小、摆放位置和视角的依赖性较小,能够较好地突出导线之间的表面差异,是线束导线排序检测中常用的识别特征。此外,由于连接器正面对应的导线颜色排序相反,如图 1c、d 所示,连接器正面对应的导线颜色排序为“蓝”“棕”,而连接器反面对应的则为“棕”“蓝”,因此在线束检测过程中,还需对连接器的正反面进行区分。

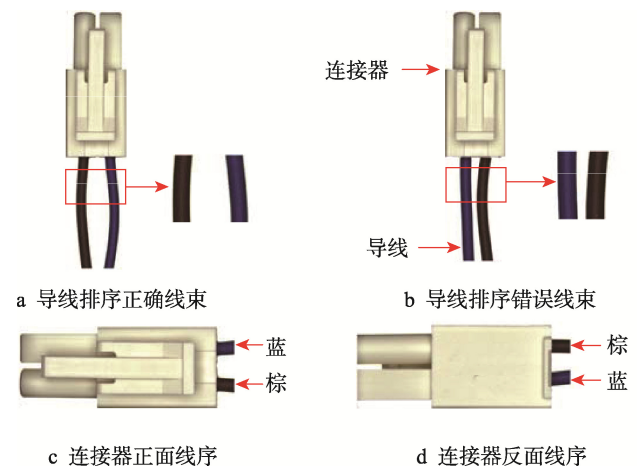


图 1 待检测线束实物
Fig.1 Wire to be detected

1.2 线束检测装置改进

由于线束导线排序检测的工作量较大,因此人眼长时间工作后极易引起视觉疲劳,容易发生漏检和误检。通常采用相机检测识别导线排序,如图 2 所示。检测装置主要由相机和图像检测系统组成,在检测前需要区分连接器的正反面,然后再逐一将线束摆放到相机拍照下方的检测区域进行检测,最后根据检测系统的提示结果,剔除不合格线束。该检测过程易受到放置位置的影响,且检测速度主要取决于人工操作速度。

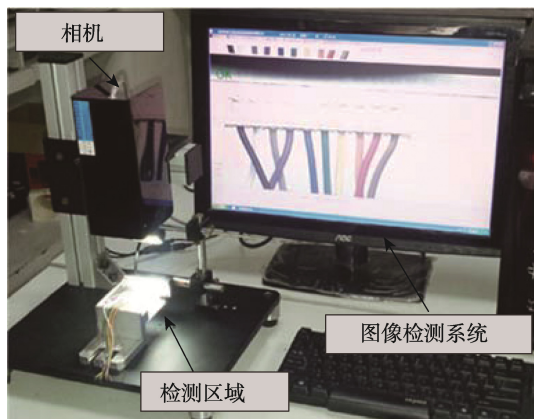


图 2 改进前检测装置
Fig.2 Detection device
before improvement

针对现有检测装置存在的自动化程度不足及检测结果易受人工干涉影响等问题,对现有的线束导线排序检测装置进行了改进,改进后的整体结构如图 3 所示。该装置由动作执行单元和检测识别单元组成。动作执行单元主要包含 SCARA 四轴机器人(简称机器人)、移动模组和线束放置平台等部分。机器人和

移动模组分别带动第 1 视觉模块和第 2 视觉模块进行线束正反面图像的采集,机器人根据上位机检测平台的反馈结果,使用夹取气缸将线束放置到不同分拣区域。移动模组通过与滑台气缸配合,带动第 2 视觉模块沿着 x 、 y 、 z 3 个方向移动。线束放置平台由无杆气缸和滑轨带动,可进行人工放置工位与视觉检测工位的切换,并且放置平台的线束固定槽间距可根据不同尺寸的连接器进行人工调整。

检测识别单元包括视觉模块和上位机检测平台等部分。视觉模块采用 2 000 万像素彩色工业相机搭配白色开孔背光源,通过 2 组光源上下对射,突出线束连接器的形状特征和导线颜色特征。上位机检测平台识别图像后,将结果通过 TCP/IP 通信发送给机器人。

在设备使用过程中,人工放置工位的料槽放满后,即可将线束放置平台送入视觉检测工位,随后机器人和移动模组带动视觉模块进行图像采集,上位机检测平台对采集的图像进行识别检测,并将检测结果反馈给机器人,最后机器人再根据视觉检测结果将线束分区放置,完成线束导线排序的识别检测,系统检

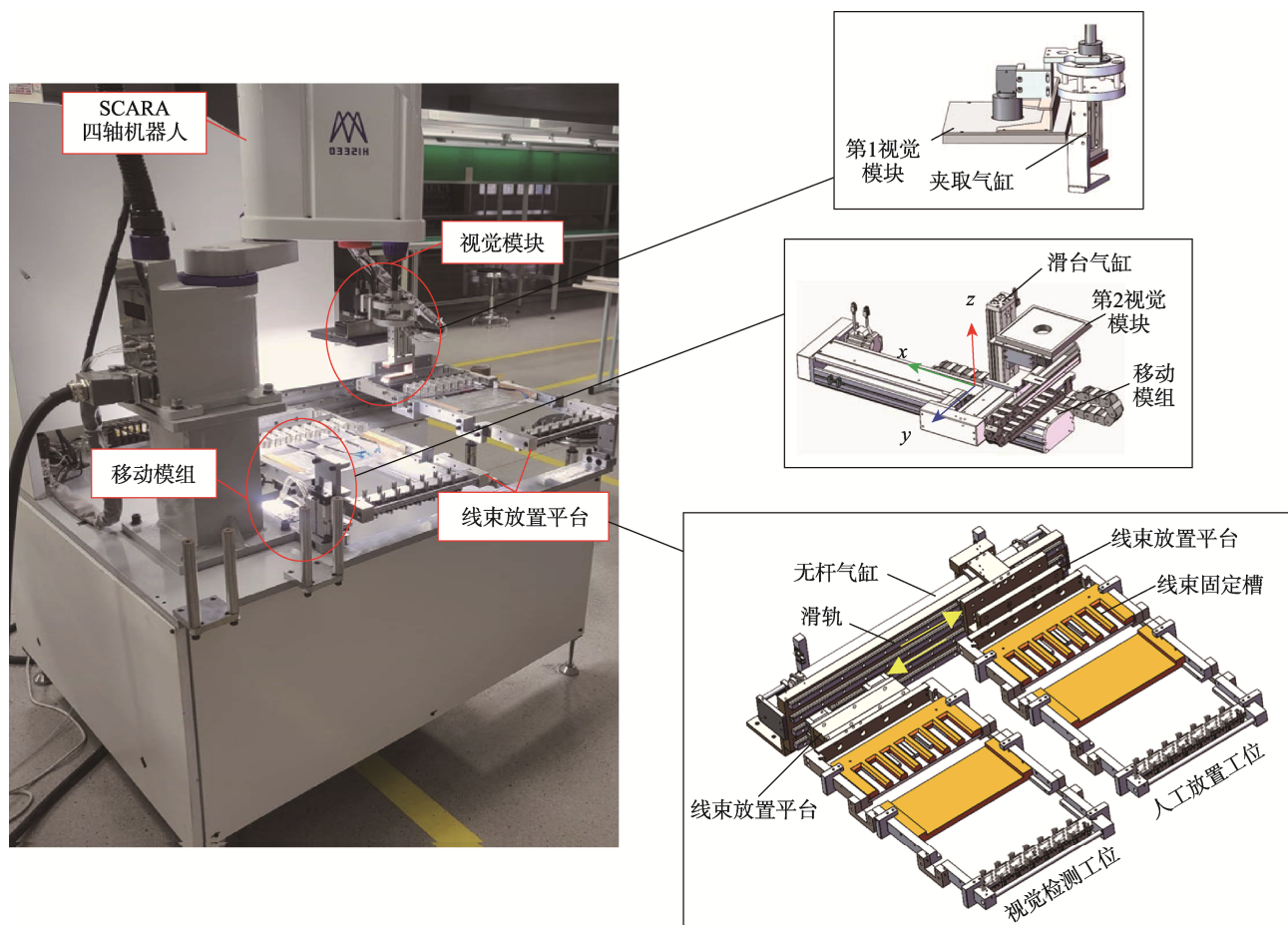


图 3 检测装置
Fig.3 Detection device

测流程如图 4 所示。相较于改进前的线束检测装置, 改进后检测系统无须配备专门的检测人员, 在线束装配人员完成线束插装后, 可直接放入检测平台, 系统自动进行线束正反两面的导线排序检测。在减少用工成本的同时, 进一步提升了检测效率。

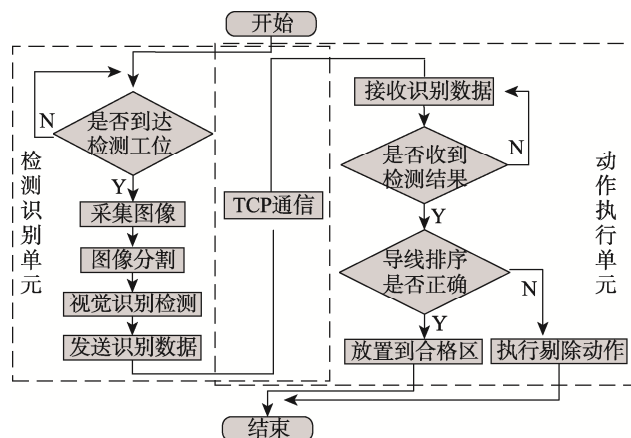


图 4 系统检测流程

Fig.4 System inspection process

2 线束导线排序检测算法原理

2.1 图像分割预处理及检测算法流程

视觉模块采集的线束正面图像如图 5 所示。为了分割出线束的连接器部分和导线部分, 应去除无效的背景信息。参照文献[15]介绍的基于感兴趣区域 (region of interest, ROI) 的图像检索方法, 通过对比大量导线图片发现, 越靠近连接器的尾部, 导线的位置排列越清晰, 导线相互遮挡的现象越少。人工选取距离线束连接器尾部 20~30 像素作为导线 ROI 区域, 该区域两对角点坐标分别为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 。连接器 ROI 区域的坐标可根据导线 ROI 坐标向图像坐标原点偏移, 自动生成连接器 ROI 区域 (x_3, y_3) 、 (x_4, y_4) 。后续的图像处理方法将先通过 ROI 区域分割出连接器图像和线束导线图像后, 再分别进行检测。

设计的基于机器视觉和深度学习的线束导线排序自动检测算法流程如图 6 所示。首先将分割的连接器的图像进行灰度化处理, 再通过模板匹配完成连接器正反面的识别。然后对导线图像进行单色导线的识别定位, 并使用自制的 PE 混色导线数据集训练生成检测模型, 完成 PE 混色导线的识别定位。最后, 将识别定位结果根据坐标信息进行排序组合, 与数据库中的标准线束排序信息进行对比, 从而完成检测。

2.2 连接器正反面匹配识别

由于连接器正反面对应的导线颜色排序相反, 因此在检测过程中, 线束连接器正反面的正确匹配是系统能够识别线束导线颜色排序的首要条件。这里采用

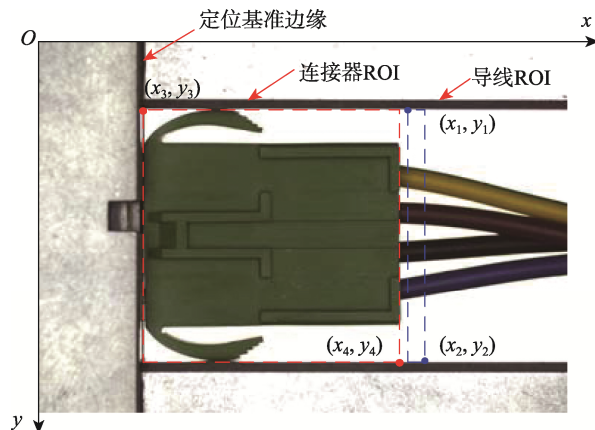
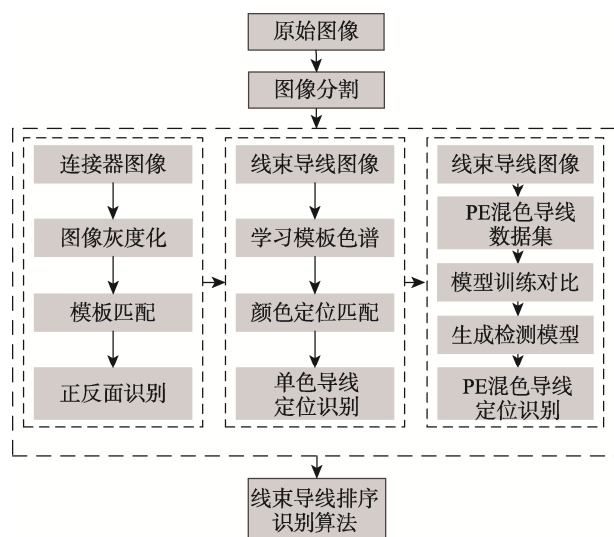
图 5 ROI 选取
Fig.5 ROI selection

图 6 检测算法流程

Fig.6 Detection algorithm flow

灰度化处理后的连接器图像来构造相应的模板, 图像灰度化后可以去除连接器的颜色信息, 突出连接器的表面特征, 缩短图像匹配时间。匹配过程如图 7 所示, 将尺寸为 $K \times L$ 的模板图像 (图 7a) 放在 $M \times N$ 待检测图像 (图 7b) 上平移, 被模板覆盖的区域称为子图。计算模板图像与子图的相似度, 当相似度大于设定阈值时, 则认为在待检测图像的当前位置找到了匹配目标。考虑到开放式检测环境变化对检测效果的影响, 参照文献[16]中的归一化相关系数匹配算法 (Normalized Cross Correlation, NCC) 来计算模板图像和待检测图像中覆盖区域之间的相似度, 见式 (1)。

$$R(i, j) = \frac{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{K-1} [T(x, y) - \bar{T}] [f(x+i, y+j) - \bar{f}(i, j)]}{\sqrt{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{K-1} [T(x, y) - \bar{T}]^2 \sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{K-1} [f(x+i, y+j) - \bar{f}(i, j)]^2}} \quad (1)$$

式中: $T(x, y)$ 为模板图像中各像素点的灰度值;

$f(x+i, y+j)$ 为模板图像移动到待检测图像当前位置时的灰度值; $\bar{T}$ 和 $\bar{f}(i, j)$ 分别为模板图像和它在子图像中点 (i, j) 对应区域的像素平均值。

$R(i, j)=[-1, 1]$, 其值越靠近-1 或 1, 说明模板图像与其所覆盖的待检测图像区域越相似。

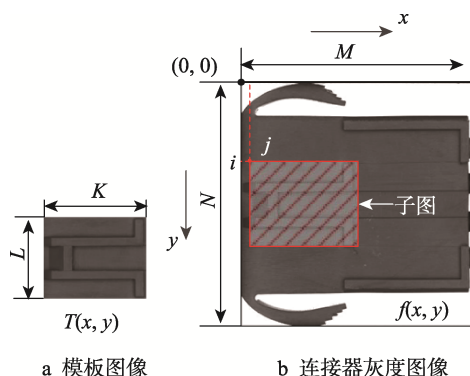


图7 正反面特征匹配

Fig.7 Front and back feature matching

2.3 单色导线识别定位

单色导线的识别定位过程如图8所示。为了从导线图像中获取单色导线在图像中的位置信息和对应的颜色类别, 首先需对创建的颜色模板中的色谱信息进行学习, 并记录到模板数据库中。在导线颜色定位匹配阶段, 通过在分割到的导线图像中搜索与模板颜色相匹配的区域, 返回相似度最高区域的位置信息, 完成单色导线的识别定位。

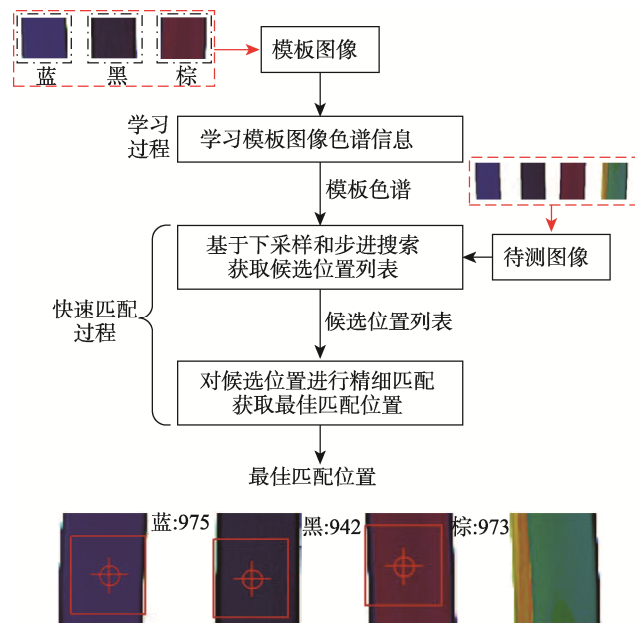


图8 单色导线定位过程

Fig.8 Monochromatic wire positioning process

从左到右、从上到下逐像素的图像搜索方式的计算量较大, 且非常耗时。为此, 这里采用从粗到细 (Coarse-to-Fine)^[17]的方法对搜索过程进行优化。通

过下采样方式, 仅用模板图像覆盖区域中的部分像素颜色信息与模板色谱信息进行比较, 根据设定的步长进行跳像素的步进搜索, 快速定位到可能的候选匹配位置, 然后再对各个候选区域进行精细匹配, 最终确定导线的最佳色彩匹配位置。

为了补偿彩色图像量化过程中产生的误差, 使用色谱间的曼哈顿距离^[18] (各元素间差异的绝对值求和) 计算色谱之间的差异, 最终生成一个 0~1 000 的表示差异度的值, 见式 (2)。其中, 0 表示色谱之间无相似性, 1 000 表示完美匹配。

$$D_{l2} = \sum_{i=1}^n |x_{li} - x_{2i}| \quad (2)$$

式中: $n=26$; x_{li} 、 x_{2i} 分别对应模板图像中色谱向量和待测图像色谱向量中包含的元素。

2.4 PE 混色导线识别定位

PE 混色导线在采集图像中的颜色特征不固定, 仅使用模板图像中固定的颜色特征信息进行对比匹配时, 误判率较高, 且输出的位置信息不准确。在现有的线束检测装置中, 仅有少量支持含有 PE 混色导线的线束导线排序检测仪器, 且在检测过程中需要人工干涉, 将 PE 导线从线束中分离, 才能完成检测, 该检测方法不够便捷。

卷积神经网络具有丰富的网络结构, 可自动提取目标中的颜色特征进行训练, 无须人工干涉颜色特征的学习。目前, 针对物体颜色识别的深度学习算法大多对颜色进行分类, 将其应用于线束中识别 PE 导线颜色的研究较少。这里选取 Faster R-CNN、SSD、YOLOv3 和 YOLOv5 等 4 种主流目标检测算法, 研究了不同目标检测算法在自制 PE 混色导线数据集的检测效果, 并从中选出兼顾检测速度和准确性的检测模型, 用于 PE 混色导线的识别定位。

4 种目标检测算法的参数如表 1 所示。其中, Faster R-CNN (Resnet-101) 的输入分辨率、参数量 (Params) 和计算量 (FLOPs) 最大, 在时间和空间上的复杂度最高; SSD (Mobilenet_v2) 是一种基于深度可分离卷积的轻量化神经网络结构, 模型的参数量最小, 在低硬件条件下仍可保持良好的性能; YOLOv3 (Darknet-53) 借鉴了 Resnet 网络中的跳跃连接思想, 只采用 3×3 和 1×1 的卷积层构建基准网络, 计算量相较于 Faster R-CNN (Resnet-101) 减少了 50%, 有较高的计算速度和检测实时性; YOLOv5 是在 YOLOv3 的基础上, 将 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算、Focus 结构、SSP 模块和 CSP 结构等优良方法结合在一起, 其性能更强大, 并且可通过在每个跨阶段局部网络 CSPN (Cross Stage Partial Networks) 中调节深度倍数 (depth multiple) 和宽度倍数 (width multiple), 实现了 4 种网络结构的灵活变换^[19]。

表 1 目标检测模型参数对比
Tab.1 Parameter comparison of object detection model

模型	主干网络	输入分辨率	参数量/MB	计算量 (GFLOPS)
Faster R-CNN	Resnet-101	600×1 024	44.549	100.0
SSD	Mobilenet_v2	300×300	3.505	1.149
YOLOv3	Darknet-53	416×416	40.6	49.03
YOLOv5m	CSPDarknet-53	640×640	21.4	51.3

注: 1 个 GFLOPS (giga FLOPS) 等于 10 亿次/s 的浮点运算。

3 实验与分析

3.1 PE 混色导线数据集制作

利用检测系统采集 2 680 幅图像, 并通过旋转、平移、镜像等方式将数据集扩充至 7 362 幅含有 PE 混色导线的图片, 选取各类样本数量的 20%作为测试样本, 进行目标检测模型的对比。在采集过程中, PE 混色导线在视野内会呈现黄、绿和黄绿 3 种状态, 如图 9 所示。在进行数据标注时, 将数据集划分为黄绿、黄、绿 3 种标签。数据集格式使用 PASCAL VOC 格式, 并用 labellmg 开源工具进行手工标注。数据标注情况见表 2。

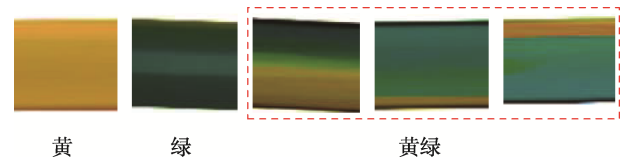


图 9 PE 导线颜色特征呈现情况
Fig.9 Presentation of PE wire color characteristics

表 2 数据集标注情况统计
Tab.2 Statistics of dataset labeling

标注类别	数量/幅	占比/%
黄	1 508	20.48
绿	1 508	20.48
黄绿	4 346	59.04

3.2 模型评价指标

为了全面评估模型的性能, 选取各种类别的平均准确率 (mean average precision, P_{MAP}) 和平均图像处理时间为模型评价指标。其中, P_{MAP} 是先计算各个标签类别的精度, 再计算所有类别精度的平均值, 见式 (3) — (4)。

$$P_{MAP} = \frac{1}{C} \sum_{i=0}^C A_{p_i}$$
 (3)

$$A_p = \frac{1}{N} \sum_{P \in \{P_1, P_2, \dots, P_N\}} P(r)$$
 (4)

式中: C 为样本的种类; A_p 为样本的平均精度; N 为召回率的数量; r 为召回率; $P(r)$ 为最大准确率; p 为准确率, $p = T_p / (T_p + F_p)$; r 为召回率, $r = T_p / (T_p + F_N)$; T_p 为样本分为正样本且分类正确的数量; F_p 、 F_N 分别为样本被分为正样本和负样本, 但分类错误的数量。

3.3 训练结果对比分析

将 4 种算法在相同的数据集中进行训练。在验证集中, 选取各自训练过程中模型收敛后损失值最小的检测模型进行对比。4 种算法对 PE 导线的检测速度/准确率的对比结果如图 10 所示。从图 10 可以看出, Faster R-CNN 目标检测模型的平均精度最高, 但其检测耗时相对较长; 排在第 2 位的 YOLOv5m 检测模型, 相较于前者在平均检测精度方面降低了 3.4%, 但检测速度是前者的 7.7 倍; YOLOv3 检测模型和 YOLOv5m 在检测耗时方面差异不明显, 但相较于 YOLOv5m, 其平均检测精度降低了 7.2%; SSD 检测模型在检测精度和速度等方面均比 YOLOv5m 模型差。

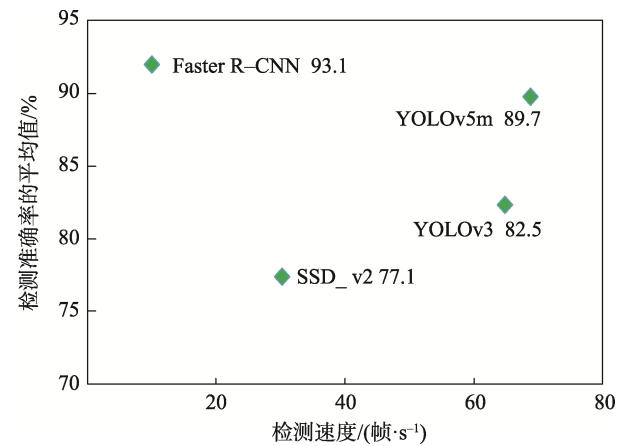


图 10 检测算法的速度/准确率对比
Fig.10 Comparison of detection algorithm speed/accuracy

综合考虑检测精度和检测速度的影响, 最终选择兼顾检测速度和精度的 YOLOv5m 目标检测模型

进行 PE 导线的识别。根据物体识别的边界框信息计算 PE 导线在图片中的坐标,与单色导线识别定位结果组合,完成线束导线颜色排序的检测。YOLOv5m 目标检测算法在复杂情况下的检测效果如图 11 所示。从图 11 可以看出,模型可准确检测到 PE 导线的位置,且在不同粗细导线场景下都具有良好的检测效果。

为了进一步验证文中提出的线束导线排序检测方法的有效性和可靠性,设计了不同检测方法的对比实验,选取 6 种不同种类的线束产品,每种线束各 100 个。对比人工检测方法、改进前机器视觉检测方法和文中检测方法,检测效果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出,在检测耗时方面人工检测的检测耗时远高于其他 2 种检测方法,并且在检测导线数量较多的线束产品时,人工检测的准确率明显较低。在含有 PE 导线的线束检测过程中,改进前的机器视觉检测方法需要规避 PE 混色导线不固定颜色特征造成的影响,对线束检测过程中的放置手法有一定要求,其检测效率和准确率不理想。文中提出的检测方法只需将待检测线束置于检测平台中,即可自动完成检测,相较于改进前的机器视觉检测方法,其检测

时间缩短了 18.55%,平均准确率达到 98.83%,具有更好的检测效率和检测精度。



图 11 YOLOv5m 检测效果
Fig.11 YOLO v5m detection effect

表 3 不同检测方法检测耗时/准确率
Tab.3 Speed/accuracy of different detection methods

线束种类 (包含导线数量)	准确率/%		
	人工目测方法	改进前检测方法	文中检测方法
c (4 根)	93	97	99
a (2 根)	96	100	100
b (3 根)	93	98	100
d (5 根)	92	95	99
f (8 根)	88	93	97
e (6 根)	90	95	98
平均准确率/%	92	96.33	98.83
检测耗时/s	1 536	927	755
PE 导线检测	支持	不支持	支持

4 结语

针对现有工业线束导线排序检测方法存在的检测效率低和 PE 混色导线检测效果差等问题,基于机器视觉技术设计了一种便捷高效的线束导线排序检测系统,可同时进行线束正反两面的检测。根据 ROI 信息,自动计算分割出线束的连接器图像和线束导线图像,通过图像灰度化处理提升了正反面特征匹配速度,并使用由粗到细的匹配方法对单色导线颜

色识别定位过程进行了优化。在制作的 PE 混色导线数据集中,使用 Faster R-CNN、SSD、YOLOv3 和 YOLOv5 等 4 种不同深度学习目标检测算法进行了检测速度/准确率对比分析。实验结果表明,4 种深度学习目标检测算法对 PE 导线的检测精度均达到 75%以上,其中 YOLOv5m 的检测精度和检测速度兼顾性最好,检测效果最佳。相较于改进前的机器视觉检测方法,文中提出的检测方法的检测时间缩短了 18.55%,平均识别准确率为 98.83%,在检测精度、速度、检测种类多样性方面满足线束生产检测需求。

参考文献:

- [1] 吴宗胜, 薛茹. 基于颜色聚合向量的线序检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(6): 182-185.
WU Zong-sheng, XUE Ru. A Line Order Detected Method Based on Color Coherence Vector[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(6): 182-185.
- [2] 刘新天, 张晴, 何耀, 等. 锂电池组电压采样线序检测模块的设计与应用[J]. 电源技术, 2018, 42(12): 1828-1831.
LIU Xin-tian, ZHANG Qing, HE Yao, et al. Design and Application of Detection Module for Voltage Monitoring Cable Sequence in Li-Ion Battery Pack[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2018, 42(12): 1828-1831.
- [3] 张慧敏, 薛琛, 郭兴召, 等. 基于机器视觉的线束末端包覆质量检测系统研究[J]. 包装工程, 2020, 41(13): 237-242.
ZHANG Hui-min, XUE Chen, GUO Xing-zhao, et al. Detection System for Harness End Coating Quality Based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(13): 237-242.
- [4] 唐启慧, 谷紫颖, 李振华. 基于机器视觉的注射液针头胶帽缺陷检测[J]. 包装工程, 2019, 40(13): 201-206.
TANG Qi-hui, GU Zi-ying, LI Zhen-hua. Defect Detection of Injection Needle Rubber Cap Based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(13): 201-206.
- [5] 尤波, 陈国杰, 梁强, 等. 基于色度向量聚类的保险片识别及插接方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 191-199.
YOU Bo, CHEN Guo-jie, LIANG Qiang, et al. Recognition and Insertion Method of Automobile Insurance Tablets Based on Color Vector Clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 191-199.
- [6] 李姿景. 基于机器视觉的药品包装生产线自动检测系统[J]. 包装工程, 2018, 39(17): 165-169.
LI Zi-jing. Automatic Detection System for Drug Packaging Line Based on Machine Vision[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(17): 165-169.
- [7] 罗会兰, 陈鸿坤. 基于深度学习的目标检测研究综述[J]. 电子学报, 2020, 48(6): 1230-1239.
LUO Hui-lan, CHEN Hong-kun. Survey of Object Detection Based on Deep Learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(6): 1230-1239.
- [8] ZHANG Jun, MENG Yi-zhen, CHEN Zhi-peng. A Small Target Detection Method Based on Deep Learning with Considerate Feature and Effectively Expanded Sample Size[J]. IEEE Access, 2021, 9: 96559-96572.
- [9] 李昊, 王杉, 耿玉杰, 等. 基于深度学习和图匹配的接线图检测与校核[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(3): 539-548.
LI Hao, WANG Shan, GENG Yu-jie, et al. Wiring Diagram Detection and Check Based on Deep Learning and Graph Matching[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(3): 539-548.
- [10] SEKINE T, ITAYA H, USUKI S, et al. Defective Judgment for Automotive Wire Harness Using Convolutional Neural Network[J]. IEICE Communications Express, 2021, 10(12): 924-929.
- [11] 汪成龙, 陈国壮, 马秋立, 等. 基于 OpenCV 的电线颜色识别系统软件[J]. 电子测量技术, 2018, 41(16): 91-97.
WANG Cheng-long, CHEN Guo-zhuang, MA Qiu-li, et al. Wire Color Recognition System Software Based on OpenCV[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(16): 91-97.
- [12] 吴伟浩, 李青. 基于改进 Yolo v3 的电连接器缺陷检测[J]. 传感技术学报, 2020, 33(2): 299-307.
WU Wei-hao, LI Qing. Defect Detection of Electrical Connector Based on Improved Yolo V3[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(2): 299-307.
- [13] 李彩林, 张青华, 陈文贺, 等. 基于深度学习的绝缘子定向识别算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(4): 1033-1040.
LI Cai-lin, ZHANG Qing-hua, CHEN Wen-he, et al. Insulator Orientation Detection Based on Deep Learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(4): 1033-1040.
- [14] 刘小燕, 李照明, 段嘉旭, 等. 基于卷积神经网络的印刷电路板色环电阻检测与定位方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(9): 2302-2311.
LIU Xiao-yan, LI Zhao-ming, DUAN Jia-xu, et al. Method for Color-Ring Resistor Detection and Localization in Printed Circuit Board Based on Convolutional Neural Network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(9): 2302-2311.
- [15] 薛峰, 顾靖, 崔国影, 等. 基于 SURF 特征贡献度矩阵的图像 ROI 选取与检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(7): 1271-1277.
XUE Feng, GU Jing, CUI Guo-ying, et al. ROI Selection and Image Retrieval Method Based on Contribution

- Matrix of SURF Features[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(7): 1271-1277.
- [16] CUI Zhong-jie, QI Wen-fa, LIU Yu-xin. A Fast Image Template Matching Algorithm Based on Normalized Cross Correlation[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1693(1): 012163.
- [17] LI Cui-xia, ZHOU Yuan-yuan, LI Ying-hao, et al. A Coarse-to-Fine Registration Method for Three-Dimensional MR Images[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2021, 59(2): 457-469.
- [18] 贾迪, 孟祥福, 孟禄, 等. RGB 空间下结合高斯曼哈顿距离图的彩色图像边缘检测[J]. 电子学报, 2014, 42(2): 257-263.
- JIA Di, MENG Xiang-fu, MENG Lu, et al. Color Image Edge Detection Combining with Gauss Manhattan Distance Map in RGB Space[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(2): 257-263.
- [19] SONG Qi-song, LI Shao-bo, BAI Qiang, et al. Object Detection Method for Grasping Robot Based on Improved YOLOv5[J]. Micromachines, 2021, 12(11): 1273.

责任编辑: 彭颀