

基于机器视觉与 PLC 的工业零件自动检测及分拣系统

丁江涛^{1*}, 王 帅², 王 强²

(1. 池州学院 集成电路与嵌入式应用研究中心, 安徽 池州 247000;

2. 马鞍山学院 人工智能创新学院, 安徽 马鞍山 243000)

摘 要: 以西门子 S7-4200PLC 为控制核心, 结合深度学习目标检测算法, 构建了一套基于机器视觉的工业零件自动分拣系统。传统工业分拣系统在进行分类与位置信息确定时需要分步进行, 采用端到端目标检测算法在分类的同时获得物体的位置坐标。视觉模块将数据位置与类别信息输送至机器人控制系统中为后续机械臂抓取做准备, 同时视觉模块判断输送带是否存在零件, 将指令输入至 PLC 控制器中, 进而控制输送带以及非标设备的工作状态。实验结果表明, 利用目标检测算法最终的分拣准确率为 91.1%, 抓取速度可以达到 1.3 s/个。

关键词: 目标检测; PLC 控制器; 深度学习; 自动分拣

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: (2023) 05 - 0082 - 06

DOI:10.13900/j.cnki.jbc.2023.05.010

Automatic Detection and Sorting System of Industrial Parts Based on Machine Vision and PLC

DING Jiang-tao^{1*}, WANG Shuai², WANG Qiang²

(1. Research Center for Integrated Circuits and Embedded Applications, Chizhou College, Chizhou 247000, Anhui;

2. School of Artificial Intelligence Innovation, Ma' anshan College, Ma' anshan 243000, Anhui)

Abstract: This article combines the Siemens S7-4200PLC control core with deep learning object detection algorithm to construct a machine vision based automatic sorting system for industrial parts. Traditional industrial sorting systems require step-by-step classification and location information determination. In this paper, an end-to-end object detection algorithm is used to obtain the object's position coordinates while classifying. The visual module transmits data position and category information to the robot control system for preparation for subsequent robotic arm grasping. At the same time, the visual module determines whether there are parts on the conveyor belt, inputs instructions to the PLC controller, and controls the working status of the conveyor belt and non-standard equipment. The experimental results show that the final sorting accuracy using the object detection algorithm is 91.1%, and the grasping speed can reach 1.3 s/piece.

Key words: target detection; PLC Controller; deep learning; automatic sorting

随着现代化工业生产水平的提升和社会对产品质量的需求, 智能化和自动化生产将成为未来工业发展的必然趋势, 人工智能和机器人技术的应用为当今制造业发展提供了新思路。工业零件检测由于待检测零件种类繁多, 步骤重复性高, 采用机器人与

视觉算法相结合的方式在提升生产效率的同时, 实现产品检测与分拣的智能化, 减少劳动力。本文利用深度学习目标检测算法获取目标对象位置定位与类别信息^[1], 可以有效地解决传统图像分类与位置确定分步实现所带来的延迟问题, 进而提高系统的

收稿日期: 2023 - 06 - 10 * 通讯联系人

基金项目: 安徽省高校自然科学研究重点项目 (KJ2019ZD63)。

作者简介: 丁江涛 (1994 -), 男, 安徽亳州人, 助教, 硕士。E-mail: 1121781631@qq.com

分拣速度。同时视觉模块判断是否存在零件,以此为条件实现 PLC 控制器^[2]对设备的工作状态的控制,使得传送带等设备不用一直保持工作状态,减少系统工作负载。

1 系统构成及工作原理

系统由 PLC 控制模块、视觉检测模块、伺服驱动^[3]模块、机械臂以及传送带五个部分组成,系统总体设计框图如图 1 所示,系统的工作流程如下:

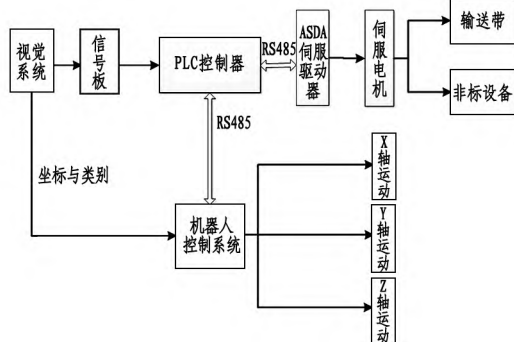


图1 系统总体设计框图

(1) 传送带自左向右运动,将待测工件传输至工业相机下方的拍照点。

(2) 相机进行数据信息采集,并输入至图像处理单元,通过目标检测算法获取目标对象的位置坐标及类别信息。

(3) 将是否存在零件的判断结果通过信号板直接输入至 PLC 控制器中, 给予伺服驱动器指令, 调用伺服电机运作。

(4) 同时视觉模块将零件类别与坐标信息,输入至机器人系统中,为后续的抓取做准备。

(5) PLC 控制获取输送带的速度等信息之后,通过 RS485 实现机器人系统之间的信息输送,此时机器人控制器对所有信息进行分析,从而调动机械臂运作实现分拣。

2 视觉分拣装置设计

2.1 视觉检测模块

如图 2 所示,机器视觉系统构成主要包括以下四个部分:摄像机、视频采集卡、图像处理运行环境、信号板。系统选用深圳市迈德威视科技有限公司生产的 MV-GE 系列万兆网彩色工业面阵相机,型号为 MV-GED200C-T,配套使用 IEEE1394 接口的视频采集卡。视频采集卡将接收到的模拟视频信号进行压缩,并编码成数字视频,实现相机输出视频数据的实时采集,同时提供与 PC 的高速接口。图像处理单元采用支持 AI 算法的英伟达 Jetson Nano^[4],其 SDK 提供完善的深度学习、图像、多媒体等方面加速库,易于开发者上手。同时根据相机、镜头和光源的参数配置,固定镜头距传送带距离为 40 cm,经实验证明此时摄像清晰度最佳。

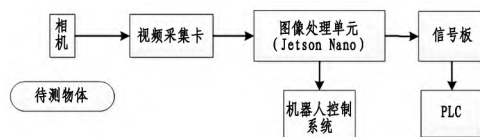


图2 机器视觉系统构成

2.2 目标检测算法

目标检测研究在于利用主干网络特征提取,通过对特征信息进行聚类分析,利用分类算法确定感兴趣区域目标的类别,确定目标对象的位置信息。当前基于深度学习目标检测可分类为:双阶段(Two-stages)检测和单阶段(One-stage)检测。Two-stages 目标检测^[5]采用分步式检测方法,在确定物体的位置之后进行预测,因此在检测精度上要更加精确,然而网络的训练时间则相应增加。单阶段(One-stage)目标检测^[6]采用端到端检测方法,没有进行区域的选择,因此在检测速度上更快。为了满足工业流水线的需求本系统采用 YOLO 单阶段(One-stage)目标检测算法。图 3 为 YOLOv5 网络框架。

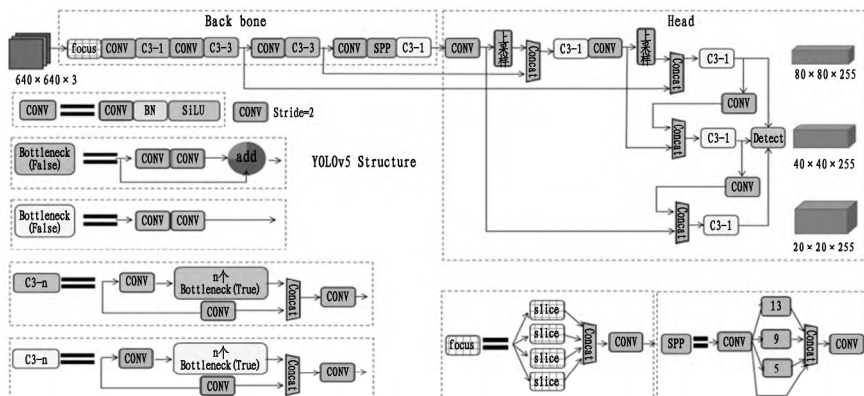


图3 YOLOv5 网络框架

由图 3 可知, YOLOv5 的网络结构^[7]主要包括: 主干特征提取网络 CSPnet, Neck 网络, 尺度变化网络 PANet 等部分。主干特征网络采用 C3Net 与 Focus 的方式, 由图 3 可以看出, 主干网络中 C3Net 存在 C3_1 和 C3_3 两种类型, 相比较 YOLOv4 所使用的 CSPdarknet 结构^[8], 其以 C3_3 特征提取网络作为 Backbone 主干网络, C3_1 结构则作用于 Neck 网络中, 有效实现加强网络特征融合的作用。

CSPNet 网络: 在 YOLOv5 中采用两种不同的 CSP 结构, C3_1 采用具有残差网络的深度提取网络。残差网络利用层与层之间的反向传播, 可以有效地增强网络的梯度值, 得到颗粒度更细的特征信息。C3_3 网络将特征进行融合, 在增加保存图像信息丰富度的同时提高特征融合力。如图 4 所示, 残差网络结构包含主干网络和分支网络两个部分。在 YOLOv5 网络中, C3Net 网络结构与深度残差网络一样, 都是进行残差块的重叠, 区别在于引入分支结构, 其类似短路结构可将全局信息进行向下传输。两部分结构得到输出后, 将两个结构进行拼接, 处理输出得到的局部和全局信息特征矩阵。

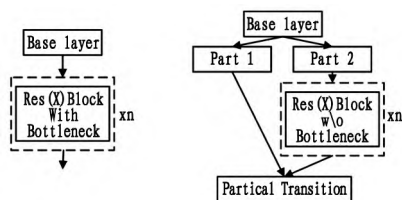


图 4 CSP 网络结构

Focus 网络: Focus 网络结构核心思想在于切片工作, 此方法也是首次被 YOLO 提出。假设输入原图像尺寸大小为 $640 \times 640 \times 3$ 的彩色图像, 经过 Focus 网络结构以后, 图像被切分为 $320 \times 320 \times 12$ 的尺寸大小, 此时设置卷积核的数量为 128, 则输出的特征图尺寸为 $320 \times 320 \times 128$ 。通过以上计算可以看出 Focus 网络将输入的数据进行切片, 将原图尺寸变小为原图的一半, 此时可以有效地减少图像计算量, 以提高图像卷积速度。

Neck 结构层: SSP 网络结构如图 5 所示, 网络共存在四个分支结构, 分支结构主要的区别在于池化核的大小的选取。第一个分支采用 1×1 的短路方式, 将上一层网络的输入直接进行输出, 保持全局信息。其他三个分支分别采用 5×5 , 9×9 , 13×13 大小的池化核。为了保证输出特征矩阵长度的一致性, 采用边缘填充(Padding) 的方法, 达到四个分支输出的高度、宽度和深度基本一致。最后网络将四个分支获得的特征矩阵进行融合输出, 有效地实现

不同特征尺度的特征融合, 提高模型的检测性能。

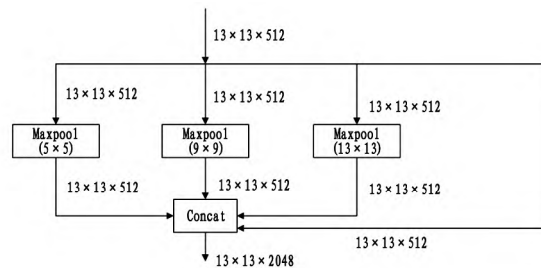


图 5 SPP 过程图

PANet 网络: PANet 是一种图形金字塔模式网络结构, 主要的作用是提高小目标对象的检测效果, 金字塔结构从下到上, 将语义信息、表征信息进行维度的获取, 实现高维表征与低维特征的融合工作。如图 6 所示, 网络主要由两个部分组成, 路径聚合结构和自适应特征结构。路径聚合结构采用自底向上特征输出方式, 将高维特征信息通过上采样的方式与低特征维度进行融合, 从而得到输出特征矩阵。自适应特征池化结构则采用自顶向下的传输方式, 将低维特征信息采用下采样的方式进行特征融合输出。PANet 通过将不同维度的特征信息进行上下反复融合, 实现特征的细节提取, 从而提高小目标对象检测精度。

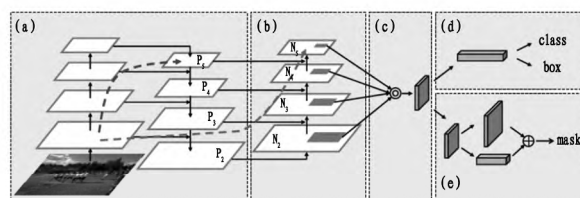


图 6 PANet 网络

损失函数: 在深度学习目标检测任务中, 候选框位置的准确性较真实框内目标的分类准确度更为重要。在 YOLOv5 网络结构中利用 BECLogits 损失函数用于置信度损失的计算, 采用交叉熵损失函数计算分类损失, 预测框通过 GIOU Loss 计算获得。GIOU_Loss 损失函数引入了候选框和真实框的最小外接矩形以及差值, 其计算公式如(1)所示:

$$\text{GIOU_Loss} = 1 - \text{GIOU} = 1 - \left(\text{IOU} - \frac{C \setminus (A \cup B)}{|C|} \right) \quad (1)$$

2.3 实验方法及结果分析

为了检验算法的有效性, 数据集选取了 6 种不同类别的零件, 样本总数共计 5200 张, 每张图片中的目标数量最多为 11 个, 最少为 1 个。试验时随机选取数据集中 80% 图像作为训练集样本, 剩余 20% 图像作为测试集样本, 零件类别如图 7 所示。

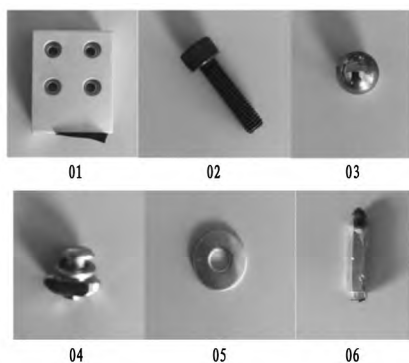


图7 数据样本与编号

算法的优劣往往需要一定的指标进行衡量,在目标检测算法中常用的性能指标包括: 准确度(Precision)、实时速度(FPS)、Loss 曲线等。

Precision: 预测结果中预测正确样本数占有所有样本的比例,计算公式如(2)所示。

$$\text{precision} = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

Recall: 表示样本中被预测正确样本数与正样本的比值,计算公式如(3)所示。

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

Accuracy(准确率): 预测正确样本数占测试样本总数的比值,计算公式如(4)所示。

$$\text{Accuracy} = TP + TN / (TP + TN + FP + FN) \quad (4)$$

AP(Average Precision): Precision 求均值,计算可以通过积分获得,计算公式如(5)所示。

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (5)$$

式中,TP(True Positives): 正样本被预测为正样本、TN(True Negatives): 正样本被预测为负样本、FP(False Positives): 负样本被预测为正样本、FN(False Negatives): 负样本被预测为负样本。

算法训练前往往需要设置一定的超参数, YOLOv5 网络训练模型的初始学习率为 0.001, 学习率调整策略选取余弦退火算法, 优化器选用 Adam 优化器, 图像输入大小为 16, 通过 Mosaic 数据增强技术对输入的每一批次数据进行数据增强处理, 以便生成更多的训练样本, 提升模型的鲁棒性和准确率。

Loss 曲线是反应训练过程中损失函数的下降情况, 网络训练的最终目的在于找到最小的 Loss 值。如图 8 所示, 本文设置最大迭代次数为 4500, 最终的损失值为 0.081。

为了验证收敛后模型的鲁棒性, 将模型在测试集上进行验证, 如图 9 Recall 变化曲线可以得到 mAP@0.5 达到了 91.11%。为了更加直观地观察检测效果, 可视化输出结果如图 10 所示。

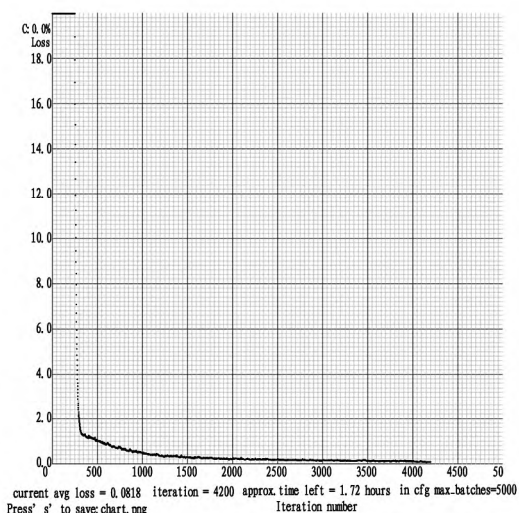


图8 Loss 曲线变化

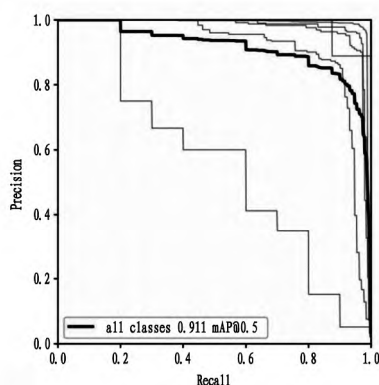


图9 Recall 变化曲线

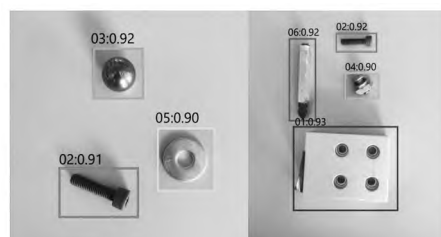


图10 可视化输出结果

2.4 模型部署

采用 Jetson Nano 进行模型迁移部署, Jetson Nano 测试如图 11 所示。在深度学习主机上将训练好的 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 模型传入 Jetson Nano 开发板, 在 Jetson Nano 开发板上优化并编译相应的 YOLOv5 模型文件, 完成后进行模型转换, 转换格式过程为 Pytorch 格式(Pt) — 开放神经网络交换格式(ONNX) — TensorRT 格式(TRT), 转换时模型计算精度为半精度计算, 采用 C++ 程序接口实现 API 调用。

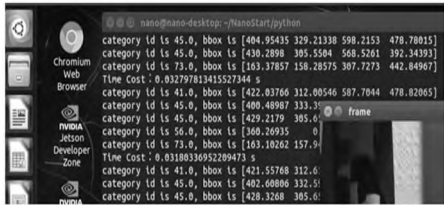


图 11 Jetson Nano 测试

3 控制系统的设计

3.1 PLC 选型及 I/O 端口分配

当前,主流的控制方式主要分为三类:单片机控制、继电器控制和 PLC 控制方式,生产线对系统的稳定性和可靠性要求极高。PLC 控制具有可靠性高、稳定性好、操作简单等优点,本系统选用 CPU 型号为 1214C DC/DC/DC 西门子 S7-1200PLC。其具有基本的微处理器、集成电源、输入输出电路以及高速运动控制 I/O,可以很好地完成各种简单的逻辑控制、网络通信等任务。该型号 PLC 有 14 个输入、10 个输出,共 24 个点,I/O 引脚充足。其中该

CPU 右侧可以扩展 8 个信号模块,左侧可以扩展 3 个通信模块。

生产线设计过程中,对设备需要的 I/O 端口数进行统计和 I/O 端口进行分配是重中之重,同时也需要对 PLC 和扩展模块进行组态设置并分配 I/O 端口,如图 12 所示。

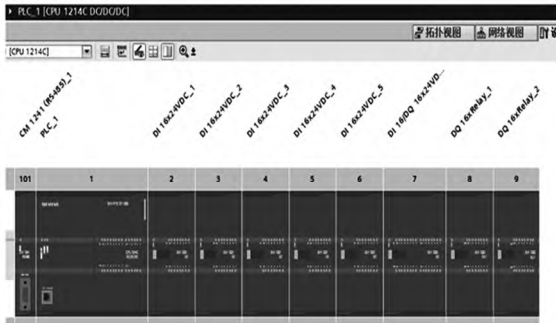


图 12 PLC 及扩展模块组态

根据生产线控制系统要求对 I/O 端口进行以下分配,如表 1 所示。

表 1 I/O 端口分配表

端口		端口分配内容			
输入端口 DI	设备急停按钮	I0.0	设备启动按钮	I1.0	
	设备停止按钮	I1.1	伺服驱动器断路器正常	I0.1	
	机械手左右移动限位	I0.2	机械手气缸上限位	I0.3	
	机械手小手松开	I0.4	机械手小手抓紧	I0.5	
	机械手气缸下限位	I0.6	分捡完成进信号	I1.2	
	机械手气缸下降	Q0.0	机械手气缸上升	Q0.1	
输出端口 DO	机械手小手抓	Q0.2	抓取完成信号	Q0.3	
	正常运行绿灯常亮信号	Q0.4	传动带电机运动	Q0.5	
	停止运行黄灯常亮信号	Q1.0	设备故障红灯常亮信号	Q1.1	

3.2 PLC 与伺服电机的控制方案

PLC 有多种控制伺服电机的方式,例如通过发送脉冲进行位置控制,通过模拟量进行转矩控制或者速度控制,通过 RS485 对伺服驱动器进行数据传输控制等方式。在生产线控制系统设计方案中,为了能够降低成本、提高控制系统稳定性以及实现数据的交互性,对比了能够使用的控制方案,发现 RS485 使用接线数量较少、数据传输的稳定性高、PLC 与伺服驱动器的数据可以双向传输,因此通过 RS485 使用 Modbus-RTU 通讯方式实现 PLC 控制伺服电机。

系统采用台达伺服电机 ASDA-A2_220V 系列,

该伺服驱动器有 7 个连接口,CN1 可以与 PLC 或者控制 I/O 连接,CN2 与编码器连接,CN3 与 RS-485 或者 RS232 连接,CN4 与个人电脑连接,CN5 连接光学尺,CN6 是 CANopen 通讯控制口,CN7 可扩展外部 DI。

S7-1200PLC 与伺服驱动器通过 RS485 连接,连接线一端连接 PLC 的 9pin 接头,另一端连接台达伺服电机驱动器的 CN3 接口。在连接线的内部 9pin 针脚的 RS485 收发通讯针脚要同时与三台台达伺服电机驱动器 CN3 的 5、6 号针脚分别对应连接。

3.3 机器人运动控制系统

如图 13 所示,机器人运动控制系统分为两层,

控制层和执行层,控制层的作用是根据从视觉模块获得的目标对象信息,采用一定的算法获取机器人各个自由度上执行结构所提供的抓力,并将该抓力指令发送给执行层,从而完成上层系统所规划的各种目标路径。执行层的作用是将控制层的抓力分配到各个执行机构上,并驱动执行机构使其发出运动所需要的力。

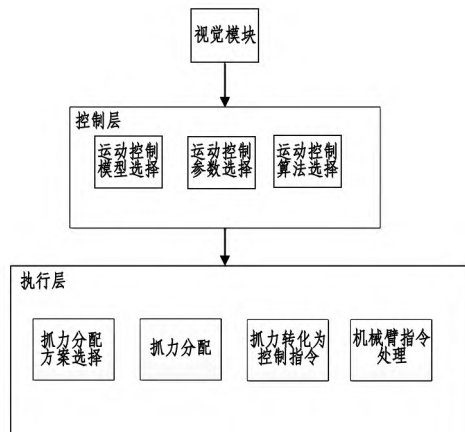


图 13 机器人运动控制系统

3.4 设备运行结果分析

在调试机器人的过程中,针对机器人的不同速度进行试验,表 2 是机器人速度数据表。

表 2 四轴机器人速度表

名称	方向	速度
最大合成速度(工具安装面中心)	臂前端	7100 mm/s
	Z	2000 mm/s
	T	2400°/s

试验过程中,如果速度过快,机器手会将零件甩出去;速度过慢,会因为时间过长而达不到设计要求。于是采用循序加速的方法,以最大速度的百分之六十开始试验,并配合调整系统负压值,表 3 为实验数据。

表 3 四轴机器人现场实验数据

最大速度百分比/%	85	70	65	60
时间/s	42	46	49	58
负压值/kPa	30	28	25	25

最终,当机器人速度为最大速度的 85%,负压值为 30 kPa 时可以达到设计要求。此时机器人抓取速度可以达到 1.3 s/个。

4 结论

本系统将深度学习算法与 PLC 控制器相结合,通过端到端目标检测算法得到工业零件的位置信息和类别信息,提升位置信息精度的同时减少系统的运算量,具有很高的可靠性,提高了生产效率。该系统能很好地运用在自动化工业零件分拣中,有较强的实用意义。

参考文献:

- [1] 马晨凯, 吴毅慧, 傅华奇, 等. 基于深度学习的先进陶瓷零件实时缺陷检测系统[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(5): 726-734.
- [2] 赵建华, 陈景浒. 基于 PLC 控制的零件高度自动分拣系统设计[J]. 工程技术研究, 2017(5): 228-229.
- [3] 程伟. 基于西门子 S7-1200 控制器和松下 A5 伺服驱动器的码垛机急停控制的研究[J]. 自动化应用, 2017(12): 176-177.
- [4] CASS S. NVIDIA makes it easy to embed AI: The Jetson Nano packs a lot of machine-learning power into DIY projects[J]. IEEE Spectrum, 2020, 57(7): 14-16.
- [5] ELASKILY M A, ELNEMR H A, DESSOUKY M M, et al. Two stages object recognition based copy-move forgery detection algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(11): 15353-15373.
- [6] LIN G T, SANTOSO P S, LIN C T, et al. One Stage Detection Network with an Auxiliary Classifier for Real-Time Road Marks Detection[C]//2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, 2018.
- [7] 邱天衡, 王玲, 王鹏, 等. 基于改进 YOLOv5 的目标检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(13): 63-73.
- [8] WU H, ZHOU R G, LI Y. A neural network model for text detection in Chinese drug package insert[J]. IEEE Access, 2021(9): 39781-39791.

责任编辑: 李壮