

基于 PLC 和机器视觉的铜绞拆捆系统

张梦奇¹, 张志勇^{1,2}

(1. 上海电力大学 电子与信息工程学院; 2. 上海乾庾智能科技有限公司, 上海 201306)

摘要:针对目前电缆生产行业人工拆捆铜绞存在安全隐患以及效率低的问题,设计一套基于 PLC 和机器视觉的铜绞拆捆系统。首先,系统采用 PLC 作为控制核心,并结合工业机器人、双目相机和 HMI 触摸屏等设备实现对生产线的自动控制。其次,提出一种三维拆捆坐标定位算法,在目标检测算法 YOLOv8n 基础上结合图像分割大模型 Segment Anything Model (SAM) 对捆带进行检测与分割;基于捆带的分割结果结合缝隙距离测量策略和双目相机采集的深度信息,得到捆带与铜绞之间的缝隙距离,从而实现三维拆捆坐标的定位。最后,实验结果表明,捆带目标检测平均精度 (Average precision, AP) 达到 93.7%,捆带图像分割平均交并比 (Mean Intersection over Union, MIoU) 达到 84.6%,三维拆捆坐标定位准确率 (Accuracy, AC) 达到 95%,铜绞拆捆效率达到 62 个/时。因此,该系统能完成铜绞拆捆任务,且工作效率高,可靠性强,达到设计要求。

关键词:PLC;工业机器人;机器视觉;YOLOv8n;SAM;HMI 触摸屏

中图分类号:TP278

文章编号:1000-0682(2025)01-0018-07

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2025.01.004

PLC and machine vision – based copper stack unbinding system

ZHANG Mengqi¹, ZHANG Zhiyong^{1,2}

(1. School of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China;

2. Shanghai Qianyu Intelligence Technology Co., Ltd., Shanghai 201306, China)

Abstract: Design a copper stripping system based on PLC and machine vision to address the safety hazards and low efficiency in the current cable production industry. Firstly, the system adopts PLC as the control core, combined with industrial robots, binocular cameras, and an HMI touchscreen to achieve automatic control of the production line. Secondly, propose a three – dimensional stripping coordinate positioning algorithm. Based on the target detection algorithm YOLOv8n, combined with the image segmentation model "Segment Anything Model" (SAM), it detects and segments the bundles. Based on the segmentation results of the bundles, combined with the gap distance measurement strategy and the depth information collected by the binocular camera, the gap distance between the bundle and the copper strand is obtained, thus achieving three – dimensional stripping coordinate positioning. Finally, experimental results show that the average precision (AP) of bundle target detection reaches 93.7%, the mean Intersection over Union (MIoU) of bundle image segmentation reaches 84.6%, the accuracy (AC) of three – dimensional stripping coordinate positioning reaches 95%, and the efficiency of copper stripping reaches 62 pieces per hour. Therefore, the system can complete the copper stripping task with high efficiency and strong reliability, meeting the design requirements.

Keywords: PLC; industrial robot; machine vision; YOLOv8n; SAM; HMI touchscreen

0 引言

电缆生产加工中,铜绞拆捆是必不可少的环节,目前大多数工厂主要对铜绞进行人工拆捆,但人工拆捆铜绞存在工作效率低和安全隐患等问题。由于

收稿日期:2024-05-20

第一作者:张梦奇(1999—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,研究方向为智能高端制造,自动化技术。

PLC 和工业机器人依靠着其灵活性、高效性和可靠性在自动化控制系统中发挥着重要作用^[1-5]。因此,部分工厂引入自动化设备对捆带进行拆捆以提高生产效率,保障工人安全^[6]。

随着深度学习的发展使得机器视觉取得了显著的突破^[7],如基于卷积神经网络的 YOLO 系列算法^[8],其能以较高的准确度和实时性进行目标检测,广泛应用于自动化和缺陷检测等领域。文献 9 提出一种钢卷自动拆捆机器人,使用 YOLOv3 对钢卷表面的钢带进行检测。文献 10 在样本较少的情况下提出一种 YOLOv3 与 Inceptionv3 结合的包装缺陷检测算法,实现对物品包装质量进行实时监测。文献 11 通过机器视觉技术完成自动铆接工艺,采用 YOLOv5s 算法对矿车桁架铆接孔进行准确定位。最近,图像分割大模型 SAM 无需额外的训练,仅通过给出提示点集或提示框便可引导分割任务^[12-13],已在众多领域中得到应用,如医学图像分析^[14]、自然场景图像分割以及人物姿态识别等,但在工业生产中方面尚偏少^[15]。

受到现有研究的启发,并结合铜捆拆捆系统的具体需求,该文设计了一种以西门子 PLC S7-1200 为控制系统核心,结合 KUKA 工业机器人和双目相机对铜捆进行拆捆的系统。其中,为了能准确定位工业机器人的拆捆坐标,提高系统拆捆效率,提出了一种三维拆捆坐标定位算法,首先采用深度学习目标检测算法 YOLOv8n 结合图像分割大模型 SAM 完成对捆带的检测和分割;然后设计一种缝隙距离测量策略,通过分割结果和双目相机提供的深度信息,测量捆带与铜捆之间的缝隙距离,完成对三维拆捆坐标的定位,工业机器人利用三维拆捆坐标完成对铜捆的拆捆。系统通过 PLC、工业机器人、双目相机、触摸屏等实现对生产线的自动控制。

1 系统简介

1.1 任务分析

铜捆拆捆系统的任务是对捆扎在铜捆四周的钢带进行剪切拆捆,工业机器人需要在钢带与铜捆间的缝隙大于 5 mm 处的位置剪切钢带。目标铜捆长度和宽度约为 90~120 cm,高约为 20~60 cm,重量约为 1.5~2.5 T。铜捆的捆绑形式如图 1 所示,其四个侧面均有两条钢带。

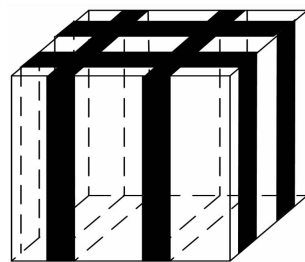


图 1 铜捆捆绑形式

1.2 设备组成

铜捆拆捆系统如图 2 所示,由上下料提升工位、对中工位、拆捆工位和称重工位组成。

系统的核心工位是拆捆工位,负责钢带检测,三维拆捆坐标定位和剪切钢带等工作。拆捆工位由工业机器人、双目相机、钢带剪、钢带分拣装置、气缸等部件构成。其中,拆捆工位有两台工业机器人,每台工业机器人手臂末端安装一台双目相机和钢带剪,用于对钢带进行检测和拆捆。拆捆工位的输送线底部配置了一台气缸,用于抬升铜捆。钢带分拣装置由龙门架、磁性机械手和伺服电机构成,系统通过伺服电机控制机械手进行水平和垂直运动,对剪切完毕的钢带进行分拣。

此外,上下料工位使用三相异步电机,实现铜捆进出产线的步骤。称重工位由气缸和称重设备构成,实现铜捆的重量测量。对中工位主要由位于输送线两侧和底部的气缸以及位于输送线上方的激光测距传感器构成,负责将铜捆置于输送线中心,防止铜捆运输过程中偏移而造成安全事故。激光传感器用于测量铜捆的高度信息,系统通过铜捆的高度信息来控制钢带分拣装置对拆捆后的钢带进行分拣。同时,为了在应急情况下,保证工人操作时的安全,在系统的上下料工位都配有安全门,光栅传感器等设备。

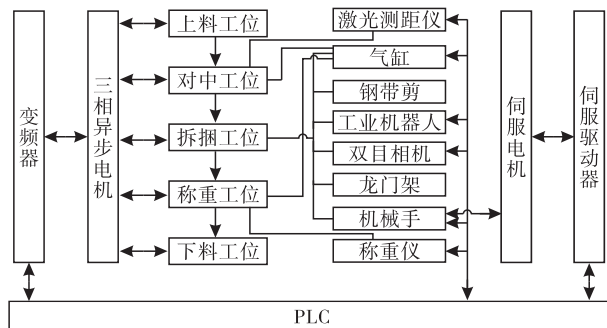


图 2 系统组成

1.3 工作流程

铜捆拆捆系统的工作流程主要分为四个步骤:

(1)首先由上料工位中的三相异步电机将铜捆抬升至与输送线同一水平高度,随后将铜捆输送至

对中工位。

(2) 铜踝运输至对中工位后,位于对中工位输送线底部的气缸将铜踝抬升至指定位置,随后位于输送线两侧的气缸将铜踝调整至输送线中心位置,同时位于输送线上方的激光传感器测量铜踝的高度信息并传送至 PLC,随后将铜踝输送至拆捆工位。

(3) 当铜踝输送至拆捆工位后,位于拆捆工位输送线底部的气缸抬升铜踝到视觉系统的工作高度,随后视觉系统对铜踝上的钢带进行检测,并定位三维拆捆坐标。工业机器人接收到三维拆捆坐标后,对铜踝拆捆。同时,PLC 通过伺服电机控制龙门架上的分拣装置平移至铜踝上方,再根据激光测距传感器测量的高度信息垂直向下移动至铜踝表面,对拆捆后的钢带进行分拣。

(4) 分拣完成后将铜踝输送至称重工位,位于称重工位输送线底部的气缸将称重装置抬升,对铜踝称重,随后将铜踝输送至下料工位完成下料。

1.4 通信协议

系统的网络结构拓扑图如图 3 所示,根据使用的控制设备可分为四类:

(1) PLC 通过 ProfiNet 协议与远程 IO 模块中主模块进行通信,并通过子模块接收上下料工位、对中工位、拆捆工位和称重工位等终端的传感器信号。远程 IO 模块使用 SCATECH 公司的 EX 系列的立式耦合型 IO 模块,主模块为 ProfiNet 总线型,子模块是 SX3200D 与 SX0032DP。

(2) PLC 通过交换机与双目相机、HMI 触摸屏、称重仪、工业机器人等设备进行 ProfiNet 通信并进行控制,其中工业机器人通过内置的倍福模块完成对钢带剪的控制。

(3) PLC 通过 IO 连接对变频器、伺服驱动器进行通信控制。

(4) PLC 通过拓展通信模块 CM1241 模块的 RS485 网口与激光测距仪进行 Modbus RTU 通信。

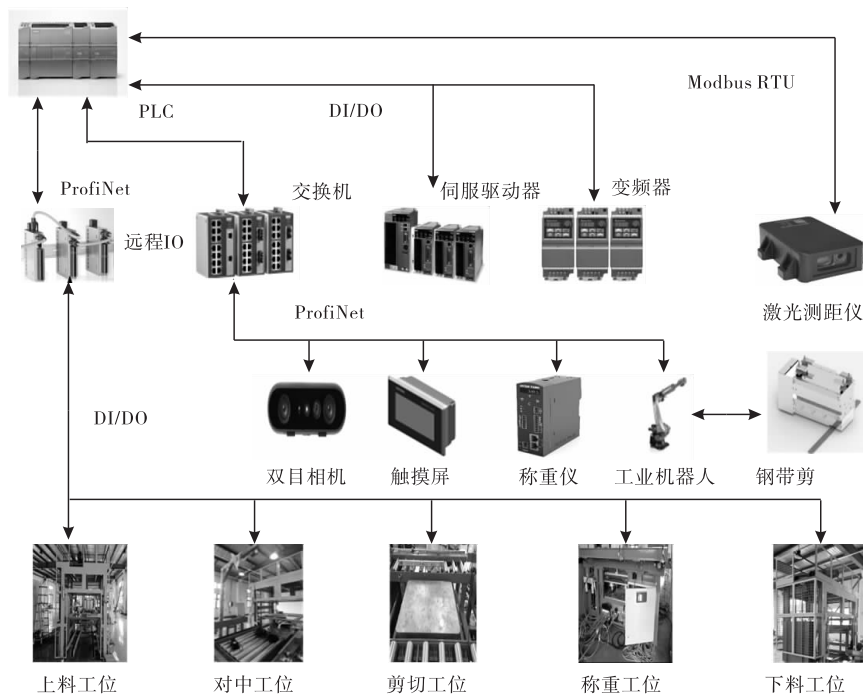


图 3 系统网络拓扑图

2 PLC 模块

2.1 PLC 硬件配置

根据其工作流程和系统任务需求,CPU 使用西门子 S7-1200 系列的 1214C/DC/DC/DC 来处理系统所需自动化任务。配备集成的 CPU 和通信接口,可以拓展 8 个数字输入/输出模块或 4 个模拟输入/输出模块。

PLC 系统设计遵循一个常见原则是预留 10% 至

15% 的 I/O 点数作为备用。该文铜踝拆捆系统所需的输入输出点数超过单个 CPU 模块的能力范围,因此扩展两个西门子 1200 系列的 SM1223 DC/DC 模块以及一个 SM1222 DC/SINK 模块,以便与伺服驱动器、变频器等设备进行通信。此外,为实现与对中工位上激光传感器的通信,还增加一个 CM1241 通信模块。

2.2 PLC 程序设计

PLC 作为整个控制系统中枢,接收来自各个工位输送线信号、机器人控制器信号、双目相机、变频

器和伺服驱动器等信号。同时给双目相机、机器人控制器、变频器和伺服驱动器等输出信号来控制各个工位。根据铜跺拆捆系统运行要求,PLC 控制系统要具备初始化、上料、称重、拆捆、下料等功能。为实现以上功能,系统程序设计流程如图 4 所示。

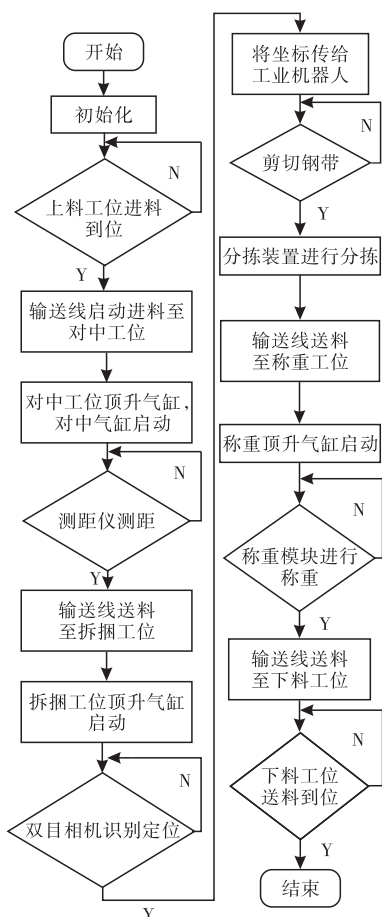


图 4 PLC 主要程序流程图

3 三维拆捆坐标定位算法设计

系统的拆捆效率主要取决于三维拆捆坐标定位

的准确率。拆捆坐标定位容易受环境光变化、钢带表面特征变化和钢带倾斜度等因素影响,进而影响铜跺拆捆系统的效率。为解决上述问题,该文提出了一种三维拆捆坐标定位算法,来提高系统拆捆效率。首先通过双目相机拍摄铜跺的拆捆面图片,随后采用目标检测算法 YOLOv8n 结合图像分割大模型 SAM 对钢带进行检测和分割。接着,设计一种缝隙距离测量策略,利用双目相机提供的深度信息,计算钢带与铜跺之间的缝隙距离,定位到适合工业机器人拆捆的三维拆捆坐标。将三维拆捆工作坐标传送给工业机器人。最后,工业机器人利用该坐标对钢带进行剪切。

3.1 检测与分割

为了后续准确快速的测量钢带和铜跺之间的缝隙距离,采用 YOLOv8n 结合 SAM 的方法对钢带进行检测与分割,检测和分割的示例过程如图 5 所示。首先采用 YOLOv8n 对拍摄的图片进行检测,得到目标钢带边界框的左上角和右下角坐标以及中心点坐标,该过程可表示为下式:

$$\begin{cases} F = \{ [(a_i, b_i), (c_i, d_i)] \mid 0 \leq i \leq N \} \\ P = \{ (x_i, y_i) \mid 0 \leq i \leq N \} \end{cases} \quad (1)$$

其中, F 表示钢带边界框的坐标点集; a_i 和 b_i 分别表示边界框的左上角点的横纵坐标; c_i 和 d_i 表示框的右下角点的横纵坐标; P 表示 YOLOv8n 边界框中心点的坐标集; x_i 和 y_i 表示中心点的横纵坐标; N 表示 YOLOv8n 检测到的钢带个数。

随后将 F 和 P 保存至一个坐标点集 (Input Prompt Set, IPS) 中,作为 SAM 的输入,如下式:

$$IPS = \{ F, P \} \quad (2)$$

最后, SAM 通过坐标点集中的 N 组提示点和提示框对图像进行分割,得到 N 个分割结果,合成得到最终 SAM 分割结果。

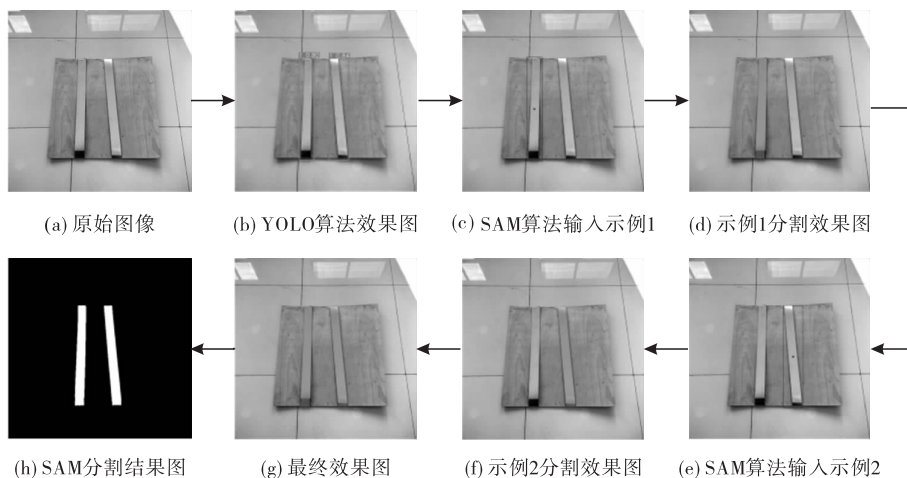
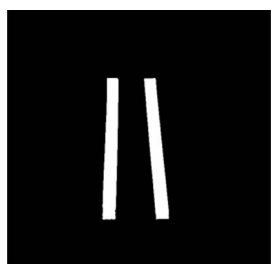


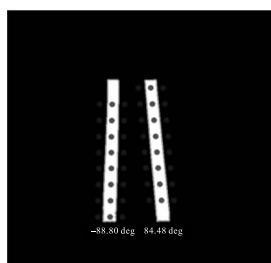
图 5 钢带检测分割的示例过程图

3.2 缝隙距离测量策略

分割完成后需要测量钢带与铜跺之间的缝隙距离,从而定位到适合工业机器人拆捆的三维坐标。然而在实际应用中,钢带通常存在倾斜情况,从而影响三维拆捆坐标的定位。因此,需要设计一种缝隙距离测量策略,根据钢带的倾斜情况并结合深度信息来计算钢带与相邻区域铜跺之间的缝隙距离,缝隙距离测量策略如图 6 所示。



(a) SAM分割结果



(b) 取点示意图

图 6 缝隙距离测量策略示意图

首先,通过 Canny 边缘检测算法和轮廓检测算法对分割结果中每条钢带外接最小多边形,然后通过霍夫变换 (Hough Transform) 检测外接多边形的较长边并计算其倾斜度,再以 YOLOv8n 提供的边界框中心点为基点结合钢带倾斜度在钢带区域上等间隔取多个点。随后在钢带左右边界外的铜跺区域上取点,即在每个点的 x 轴方向,以霍夫变换检测的较长边为边界,在外接多边形左右边界外的铜跺区域上分别取点。最后结合相机提供的深度信息,计算钢带区域上的点与其 x 轴方向左右边界外铜跺区域上点到相机平面的垂直距离差,从而找出适合机器人工作的坐标。下面以一组点的计算方式举例,通过下式(3)计算出垂直距离差。

$$D_i = \frac{(D_{P_C} - D_{P_L}) + (D_{P_C} - D_{P_R})}{2} \quad (3)$$

其中, D_{P_C} 表示钢带区域上的点到相机平面的垂直距离; D_{P_L} 表示钢带区域左边界外铜跺区域上的点到相机平面的垂直距离; D_{P_R} 表示钢带区域右边界外铜跺区域上的点到相机平面的垂直距离; D_i 表示钢

带区域上的点与其 x 轴方向左右边界外铜跺区域上点到相机平面的平均垂直距离差。以上述方法计算出钢带区域上每个点与其左右边界外铜跺区域上点到相机平面的平均垂直距离差并保存至集合 D_o 中。其中,取最大平均垂直距离记为钢带与铜跺之间的最大缝隙距离记为 D_{\max} 。

$$D_{\max} = \max \{ D_o \} \quad (4)$$

由于工业机器人对铜跺拆捆时,需要在钢带与铜跺之间缝隙距离大于 5 mm 的位置实现。因此,当 D_{\max} 大于 5 mm 时,将对应钢带区域上点的二维坐标结合深度信息,得到三维坐标 (x_d, y_d, z_d) 传送给工业机器人,便于对铜跺拆捆。

4 工业机器人系统

4.1 工业机器人硬件配置

根据系统的运行要求,采用了 KUKA 公司的 KR210 R2700 工业机器人。该工业机器人为六轴机器人,由机器人本体、控制器、示教器等部件构成。其高灵活性和工作半径满足剪切钢带的运行要求,同时配备了各种安全功能,如紧急停止按钮、防碰撞传感器等设备以确保系统工作中的安全性。

4.2 工业机器人布局设计

为提高铜跺拆捆系统的工作效率,并保证工人在操作时的安全性,两台工业机器人分别安装在输送线体两侧,两台工业机器人底座连线与输送线约为 45 度,以便其工作范围能够完全覆盖铜跺,工作布局如图 7 所示,工业机器人 1 负责铜跺 A、B 两侧,工业机器人 2 负责铜跺 C、D 两侧。机器人执行器末端有双目相机和钢带剪装置。

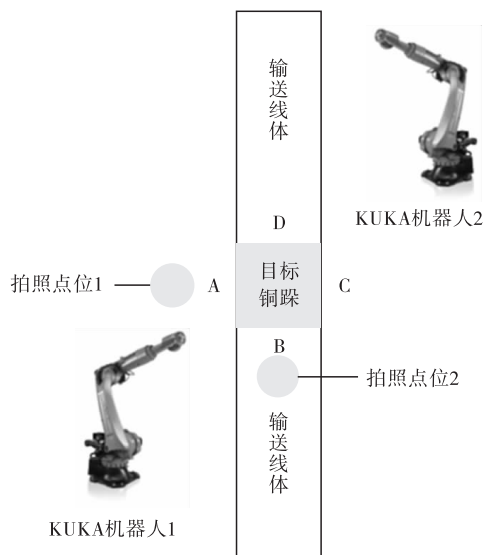


图 7 钢带拆捆工位布局

4.3 机器人控制流程

两台 KUKA 机器人按照上述图 7 的布局对铜趺进行拆捆,两台 KUKA 机器人控制流程相同,下面仅对 KUKA 机器人 1 的控制流程进行介绍,具体流程可分为以下步骤:

(1) KUKA 机器人 1 负责铜趺的 A、B 面上的钢带拆捆工作,在收到 PLC 的工作指令之前,默认位置为 HOME 点。铜趺输送至拆捆工位后,PLC 发送指令,KUKA 机器人移动至铜趺 A 面的拍照点位 1,同时双目相机开始工作,将图片及深度信息传送给视觉系统。

(2) 随后视觉系统对钢带进行处理,将处理完成后的拆捆三维坐标 $1(x_1, x_2, x_3)$ 和三维坐标 2 (x_2, y_2, z_2) 传送给 KUKA 机器人 1, KUKA 机器人 1 分别移动至拆捆坐标 1 和坐标 2,对钢带进行剪切。当双目相机没有检测到钢带或者没有定位到坐标,系统会报警提示。

(3) A 面钢带剪切完成后, KUKA 机器人 1 移动至铜趺 B 面拍照点位 2,继续执行上述(2)的拆捆操作,对 B 面的钢带进行剪切。在所有剪切工作完成后, KUKA 机器人 1 回到 HOME 点等待下次工作指令。

5 HMI 人机交互界面设计

为减少传统控制按钮繁多的问题,使用 SIMATIC HMI KTP1200 触摸屏与 PLC 进行通信来完成产线的灵活控制,通过 TIA PORTAL V17 软件设计人机交互界面。

HMI 主界面如图 8 所示上层是铜趺拆捆系统的名称与工作时间,中间是铜趺拆捆系统实物图片,底部是主页面,自动提示、手动控制、报警信息、I/O 监控、系统诊断和用户管理的页面图标。操作人员通过上述图标进入相应的页面,结合开关等按钮对设备进行控制。



图 8 HMI 主页面设计

6 系统测试

6.1 拆捆坐标算法可行性分析

视觉系统设计完成后,制作数据集。拍摄 2000 张模型图片,为了视觉算法具有泛化性,模型为木板上覆盖不同数量和不同角度的钢带,用于视觉系统的模型训练、验证以及测试。训练集有 1600 张,验证集和测试集分别有 200 张。

为了验证视觉系统的可行性,在视觉系统设计完成后,通过实验检测钢带的识别、分割的效果和工业机器人拆捆坐标的定位准确率。该文采用平均精度 AP 、分割精度 $MIoU$ 和坐标准确率 AC 作为评价指标。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (7)$$

其中: TP 表示正确检测到样本数目; FP 表示错误检测到样本数目; FN 表示未检测出的样本数目; P 表示准确率; R 表示召回率。

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (8)$$

其中: $k+1$ 表示类别的数目, (k 取 1 时,类别数目为 2,即钢带和背景 2 类); p_{ii} 表示正确分类像素总数目; p_{ij} 表示 i 类别像素被预测为 j 类别像素数目; p_{ji} 表示 j 类别像素被预测为 i 类别像素数目。

为验证铜趺拆捆坐标定位精度,定义坐标定位准确率 AC 如下式:

$$AC = \frac{TN_p}{FN_p + TN_p} \quad (9)$$

其中: TN_p 表示当坐标缝隙距离大于 5 mm 的正确坐标数量; FN_p 表示当坐标缝隙距离小于 5 mm 的错误坐标数量。

测试数据如表 1 所示,视觉算法满足铜趺拆捆系统的需求。

表 1 视觉系统测试结果

指标	$AP/\%$	$MIoU/\%$	$AC/\%$
结果	93.7	84.6	95.0

6.2 系统整体测试

为了验证铜趺拆捆系统的可行性,经过调试对系统进行测试。实物图和拆捆场景图如图 9 所示。通过全线测试,铜趺拆捆系统满足对铜趺拆捆、称重

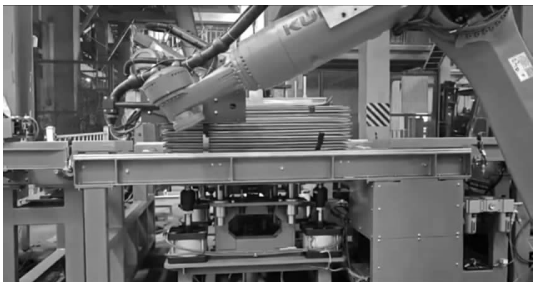
的设计要求,测试期间没有发生拆捆失败、铜踝滑落等情况。测试结果如表 2 所示,测试结果表明,铜踝拆捆效率达到 62 个/时的设计要求。

表 2 系统测试结果

铜踝编号	铜踝重量/T	拆捆时间/s
1	1.56	63
2	1.93	59
3	1.74	55
4	1.82	66



(a) 实物图



(b) 拆捆工作图

图 9 铜踝拆捆过程

7 结论

为解决传统人工拆捆铜踝效率低下并且存在安全隐患的问题,该文设计了一种基于 PLC 和机器视觉的铜踝拆捆系统。根据铜踝拆捆系统的要求,完成对控制中枢 PLC、三维拆捆坐标定位算法、工业机器人和 HMI 人机交互页面的设计。其中,为提高系统拆捆效率,设计了一种三维拆捆坐标定位算法;首先采用目标检测算法 YOLOv8n 结合图像分割大模型 SAM,完成对钢带的检测与分割;然后通过双目相机提供的深度信息和缝隙距离测量策略,完成钢带与铜踝之间的缝隙距离测量,最后,得到工业机器人三维拆捆坐标。通过视觉系统测试表明,AP 值为 93.7%,MIoU 值为 84.6%,AC 值为 95%,证明了铜踝拆捆系统采用该视觉算法的可行性。通过对铜踝拆捆系统调试和整体测试,拆捆效率达到 62 个/时,满足系统的设计要求。

参考文献:

- [1] 吴健辉,黄德启. 基于 PLC 和那智机器人的码垛输送线控制系统设计[J]. 现代电子技术,2023,46(06): 175-181.
- [2] 胡明伟,吕品,蔡金梅. 基于 PLC 的智能交通信号灯控制系统设计[J]. 现代电子技术,2022,45(18):26-30.
- [3] 贾华坤,陈浩涵,陈晨,等. 基于工业机器人的三维扫描测量实验平台设计[J]. 实验室研究与探索,2024,43(02):93-97.
- [4] 张朝,徐志鹏,曹松晓,等. 基于工业机器人与机器视觉的多路阀自动装配[J]. 现代制造工程,2022(06): 122-127+48.
- [5] 刘淑晶,卓岚,陈亚,等. 铁轨 S 型支脚焊接机器人工作站系统设计[J]. 机械设计与制造,2022(07):130-134+138.
- [6] 李康宇,李柳,赵东洋,等. 基于工业机器人的全自动钢卷拆捆系统研发与应用[J]. 制造业自动化,2020,42(08):43-46.
- [7] 杨锋,丁之桐,邢蒙蒙,等. 深度学习的目标检测算法改进综述[J]. 计算机工程与应用,2023,59(11):1-15.
- [8] 程焕新,乔庆元,骆晓玲,等. 基于改进 YOLOv8 的无人机航拍图像目标检测算法[J]. 无线电工程,2024,54(04):871-881.
- [9] 王荣浩,徐斌,张文博,等. 钢卷自动拆捆机器人捆带定位系统研发与应用[J]. 制造业自动化,2022,44(09):155-158+188.
- [10] 李建明,杨挺,王惠栋. 基于深度学习的工业自动化包装缺陷检测方法[J]. 包装工程,2020,41(07): 175-184.
- [11] 程亚彬,张宏伟,王新环,等. 基于 YOLO-V5 的矿车桁架铆接孔定位技术研究[J]. 现代制造工程,2022(05):115-121.
- [12] KIRILLOV A, MINTUN E, Ravi N, et al. Segment anything[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2023: 4015-4026.
- [13] 陈相羽,李豪,王炳炎,等. 基于 SAM 预训练大模型智能化组合策略的燃料组件水下快速精确定位优化研究[J]. 核动力工程,2023,44(S2):140-145.
- [14] HUANG Y, YANG X, LIU L, et al. Segment anything model for medical images[J]. Medical Image Analysis, 2024(92): 103061.
- [15] 安宇,徐小蓉,尹志刚,等. 基于 SAM ImageJ 图像处理的堆石混凝土坝层面露石率研究[J]. 水资源与水工程学报,2024,35(01):154-161.