

基于机器视觉的工业零件智能分拣系统设计

陈宜涛,方成刚,张文东,程丽娟

(南京工业大学 机械与动力工程学院, 江苏 南京 211816)

摘要:针对工业生产中机器视觉与机器人结合广泛的应用需求,该文设计了一种智能分拣系统,该系统基于机器视觉技术,能够识别并定位传送带上运动的目标物体。该系统通过对相机和坐标系的标定来保证机器人识别抓取的定位精度,利用 YOLOv5 检测算法识别传送带上的目标物体,并采用形心坐标法来确定目标物体的中心像素坐标,然后运用仿射变换方法来实现对目标物体的精确定位。实验结果表明,本智能分拣系统在工业分拣零件的过程中特定目标工件识别的准确率可以达到 98% 以上,而机器人定位抓取目标工件的精度误差保持在 1 mm 以内。因此设计的智能分拣系统能够对工业生产中的零件进行高精度的识别定位及抓取,该系统能够有效地满足工业生产中对于零件自动分拣的精确要求,显示出其在工业自动化领域的广泛应用潜力。

关键词:机器视觉;工业机器人;物体分拣;标定;识别抓取

中图分类号:TP242

文章编号:1000-0682(2024)06-0024-06

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.06.005

Design of intelligent sorting system for industrial parts based on machine vision

CHEN Yitao, FANG Chenggang, ZHANG Wendong, CHENG Lijuan

(School of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Jiangsu Nanjing 211816, China)

Abstract: This article presents the design of an intelligent sorting system that integrates machine vision with robotics to meet the extensive application demands in industrial production. Specifically, this system is engineered to identify and locate moving target objects on a conveyor belt through machine vision. It ensures precision in the robot's identification and grasping positioning by calibrating the camera and coordinate systems. The system employs the YOLOv5 detection algorithm to recognize target objects on the conveyor belt and utilizes the centroid method to determine the central pixel coordinates of the objects. Subsequently, an affine transformation approach is applied for the precise localization of the target objects. Experimental outcomes indicate that during the industrial part - sorting process, this intelligent sorting system achieves an accuracy rate of over 98% in identifying specific target workpieces. Moreover, the positioning error remains within less than 1 mm when the robot performs the task of grasping these workpieces. Consequently, the designed intelligent sorting system can carry out high - precision identification, positioning, and grasping of parts in industrial production. The system is capable of effectively meeting the precise requirements for automatic part sorting in industrial production, demonstrating its broad potential applications in the field of industrial automation.

Keywords: machine vision; industrial robot; object sorting; calibration; recognition and grasping

0 引言

在传统的工业实际应用中,分拣传送带上散乱的工业零件是一个非常费时费力的事情。采用人工方式进行分拣会极大地增加工人的工作强度,而如果使用预先编写好的机器人程序进行离线分拣,机器人会由于无法感知到周围环境的变化而使其操作

收稿日期:2024-04-22

第一作者:陈宜涛(1997—),男,安徽临泉人,硕士,研究方向为机器视觉与工业机器人综合应用。

通信作者:方成刚(1974—),男,江苏大丰人,教授,硕士研究生导师,研究方向为智能制造。

范围受到限制。当工件在传送带上移动时,由于工件的位置具有随机性,机器人按照预设的固定动作无法准确地抓取工件,所以机器人需要具备更高水平的环境适应性和灵活性来准确识别和定位这些工件。这一挑战要求机器人系统必须集成更为先进的环境感知力。

而随着机器视觉技术和工业机器人技术在当代社会的快速发展此类传送带分拣问题有了新的解决方案,在工业生产领域将视觉与机器人进行深入结合应用极大地提升了工业生产速度,降低了工人的工作强度。目前智能生产领域视觉算法都得到了快速的发展。文献[1]将双目视觉应用到了引导机器人码垛抓取的任务中,此种应用达到了对目标物体识别定位的目的。张大为等人^[2]设计了一套以机器视觉为基础的机器人自动上料的智能系统,在该系统中机器人可以很好地实现在工件不同运行速度下对目标工件的抓取。张冬梅等人^[3]所设计的一套目标物体智能分拣系统在实现特定运动目标物体的识别分类方面性能表现良好,并且该分拣系统可以实时地获取目标物体的位姿信息,但该系统缺点为所用算法不易移植。王校峰等人^[4]利用所设计的视觉智能分拣系统克服了算法不易移植的缺点,所设计的视觉分拣系统在周围现场环境变化的情况下也具有很好的识别分拣效果,但该系统的设计成本较高,对于普通工业零件分拣任务经济性较低。

该文针对现有工业零件的智能分拣需求提出了一种基于机器视觉的工业零件智能分拣系统,该系统实现了机器人对输送带上运动的目标工业零件的智能识别与精确分拣,并进行了多次重复实验验证,从而完成了该智能识别分拣系统的整体构建。

1 分拣系统设计

该文所用的分拣系统主要由视觉检测平台、工业机器人系统、传送带平台组成,其分拣系统的结构图如图 1 所示。

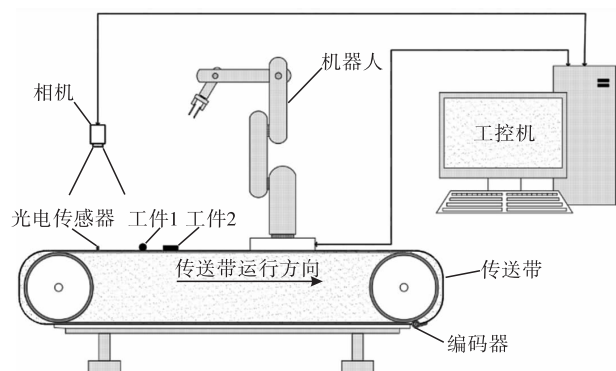


图 1 工业零件智能分拣系统结构图

视觉检测平台主要采集图片,它安装在传送带始端的上方,且与传送带是平行布置的,它由在相机下方的光电传感器进行 IO 触发拍照,当工业零件经过光电传感器的位置即触发相机拍照,通过 YOLOv5 目标检测算法识别传送带上运动的目标铝筒的型号,再通过形心坐标法定位铝筒的中心坐标。工业机器人系统包括勃朗特机械手,它负责执行物理动作,此外系统中还包括了一个机器人示教器用于指导和编程机器人的动作,为了控制这些硬件,系统还配备了机器人控制柜来负责解析示教器指令并驱动机械臂进行相应动作。工业机器人系统主要任务是接收视觉数据以此来进行动态跟随抓取物体,通过接收视觉数据的类型来判断并执行相应的动作,这是将不同类别目标铝筒放入不同位置的关键。在传送带的末端安装有增量式的编码器采集传送带的运动信息,此运动信息对于机器人获取和传送带同步运动的目标零件位置至关重要。智能分拣系统的流程如图 2 所示。

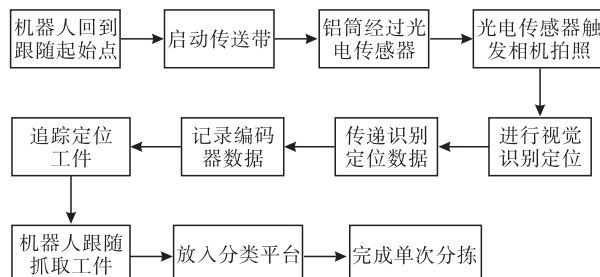


图 2 系统工作流程图

2 相机与坐标系的标定

2.1 相机标定

相机标定的主要目标是通过一系列精准的校准过程来准确确定相机的内外参数和畸变系数,这些参数的确定对于实现从三维空间的世界坐标到二维平面的图像坐标的准确转换至关重要。该文采用 OpenCV 算法库^[5]提供的相机标定工具来实现对相机参数的精确校准,具体的推导过程如下:

(1)对于世界坐标系这个概念而言,其表示的即为基准坐标系。在相机标定过程中我们需要知道一个在相机坐标系下的点在真实世界坐标系下对应的位置,其点可以通过齐次坐标变化矩阵得到。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

在此式中 \mathbf{R} 所表示的是相机的正交旋转矩阵, \mathbf{T} 则表示的为偏移向量。 $[X_w, Y_w, Z_w, 1]^T$ 表示的矩阵含义为在空间中的一个点其世界坐标系表示的坐标系中表示的向量, $[X_c, Y_c, Z_c, 1]^T$ 则表示在空间中的点在相机坐标系中表示的向量。

(2) 将相机坐标系转化到图像坐标系的这一射影变换过程中可以简单的看作一个小孔成像模型, 在该模型中将相机作为小孔成像模型, 其中 f 为相机焦距。将相机坐标系 (X_c, Y_c, Z_c) 转换至理想投影平面坐标系 (X_u, Y_u) 可表示为:

$$\begin{bmatrix} X_u \\ Y_u \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{Z_c} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{Z_c} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{f}{Z_c} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

(3) 图像坐标系向像素坐标系的转换过程中可以得到一个从实际的二维平面坐标系 (标记为 x 和 y) 到相机成像平面坐标系 (标记为 u 和 v) 的直接线性映射关系:

$$\begin{cases} u = f_x x + u_0 \\ v = f_y y + v_0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} f_x = \frac{f}{\Delta x} \\ f_y = \frac{f}{\Delta y} \end{cases} \quad (4)$$

式中: f_x, f_y 为在水平和竖直方向上单个的像素的焦距。

在详细阐述的相机成像模型中, (u_0, v_0) 这一对数值具体代表了图像坐标系在像素坐标系中的起始基准点。此外参数 Δx 被定义为沿着水平轴向的像素间距离, Δy 描述了在垂直方向上一个像素与其正上方相邻像素之间的距离。而焦距的组成部分 f_x, f_y 则分别表征了在水平与竖直方向上单个像素对于场景深度的映射关系。从用户定义的坐标系 (标记为 x_u 和 y_u) 到实际投影平面所采用的坐标系 (标记为 x 和 y) 之间的转换过程可表示为:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 p_1 x_u y_u (r^2 + 2 x_u^2) \\ p_1 (r^2 + 2 y_u^2) + 2 p_2 x_u y_u \end{bmatrix} \\ r = x_u^2 + y_u^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中, k_1 和 k_2 表示径向畸变系数, 它们衡量了图

像中因镜头曲率引起的偏离理想成像点的程度。另一方面, 切向畸变系数 p_1 和 p_2 则用于量化由于镜头与成像平面不严格平行而产生的图像扭曲效应。变量 r 代表了图像上某点与镜头光轴的垂直距离, 即成像中心到该点的距离。结合式 (1)、式 (3) 和式 (4) 可得到具体的表达式为:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [\mathbf{R} \quad \mathbf{T}] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: s 表示的是比例因子, 通过上面的推导过程即可得出图像中的像素坐标系和世界坐标系相对应的逻辑关系。

2.2 坐标系的标定

在此智能分拣系统中, 需要对分拣系统中各个部分的相对位置进行标定来确保机器人的精准抓取。其中包括的坐标系有机器人坐标系 O_B 、工件坐标系 W_{obj} 和摄像机坐标系 O_C , 它们之间的坐标相对对应关系如 3 图所示。

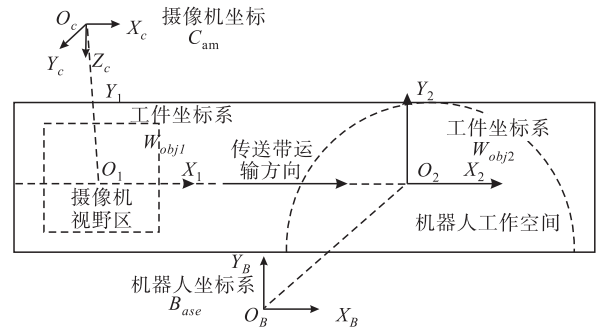


图3 各个坐标系相对位置关系

(1) 机器人与传送带跟随标定。机器人拥有一定的工作范围, 而由于此工作范围的限制, 所以光电传感器的位置可能不在机器人工作范围之内, 此时就需要设置传感器记录点到跟随起点的偏移量。起点偏移的设置方法为将标定杆放在光电传感器的信号通位置, 此时在机器人示教器端记录此时的编码器数值, 记为 A 点, 当标定杆运动到机器人工作范围内时停止传送带, 在示教器端点击记录此时机器人跟随起点的编码器数值, 记为 B 点。通过计算即可得到感应器到跟随起点的编码器差值。计算后将机器人移动到标记点, 在模号内设立记录组的记录目标点与 P_0 点, 跟随任务需要执行的动作是基于 P_0 进行教导的。

P_1 点为跟随开始点, 当物料到达该点附近时, 机器人开始执行跟随动作。机器人在跟随开始前的

实际位置可以和 P_1 不同,但偏离太大会影响到跟到目标的时间,所以应当尽量将偏离距离减小。 P_2 点为跟随的边界点, P_1 与 P_2 构成机器人跟随工作范围 $[P_1, P_2]$,机器人在 P_1 前不动作,跟随到 P_2 后可以选择报警或者结束跟随继续执行下一行程序,此时即完成了机器人与传送带的跟随标定,如图 4 所示。

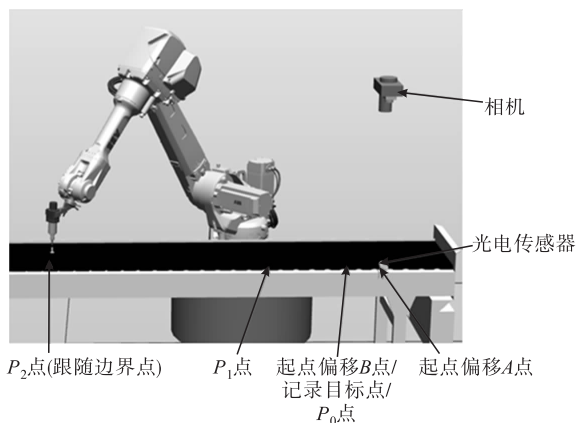


图 4 机器人与传送带跟随标定示意图

(2) 机器人坐标系和相机坐标系的标定。首先在机器人和传送带标定中的目标点 A 位置固定一个标定板,记录此时在相机坐标系下标定板上的 9 个点像素坐标。开启输送带将标定板运动到目标点 B 位置,此时将机器人分别移动到对应的 9 个点位,记录下这 9 个点位的物理坐标,此时将得到的九个点像素坐标和机器人得到的相应 9 个点物理坐标输入到标定程序中,以此来生成标定文件。若相机识别的角度与机器人的角度不一致,可以在相机处理角度时加上角度差值进行纠正,完成此上步骤即完成了机器人坐标系与相机坐标系的标定。

3 目标零件识别与定位算法的实现

3.1 YOLOv5 的工作原理

YOLOv5 通过将图像划分为网格并结合多尺度分析技术来有效地进行特定目标的检测。在目标检测领域 YOLOv5 展现了其显著的优势^[6],区别于传统的目标检测方法,YOLOv5 没有沿袭传统的分步处理方式,而是整合为单一的回归问题来进行处理。另外,对于 YOLOv5 检测算法而言,其完成的目标检测任务是通过一个一体化的网络结构而实现的,在输出图像中目标物体的类别信息和位置信息的过程中仅需进行一次前向传播。YOLOv5 的这种端到端的处理方法显著减少了计算资源的消耗和推理时间,具有很高的实用性,这种处理方法简化了训练与

优化的步骤,同时也非常显著地提升了检测的效率,这使得它在众多的目标检测任务中成为了强大且受欢迎的工具。

3.1.1 YOLOv5 的网络结构

YOLOv5 基于一系列复杂的卷积层构建了一个深层次的卷积神经网络结构,通过这种网络设计实现了对图像内容的深入分析。在这一系列卷积层之后,网络还包含了两个全连接层用以进行高阶推理,输出最终的目标边界框以及对各类别的概率预测。为了增强目标检测的准确性,YOLOv5 还包含了多个下采样层来扩展网络的感受野,虽然其网络设计受到了 GoogLeNet 这种分类网络的影响^[7],但与 GoogLeNet 的架构相比,YOLOv5 在其网络设计中并未融入 Inception 模块这一特定元素。而是采用了其他方式来实现特征提取和处理。

3.1.2 输出

在目标检测任务中 YOLOv5 采用了一种网格化的处理方式。在这个系统中,对于每一个预测的边界框 YOLOv5 都会生成五种关键的信息:中心点的坐标 (x, y) 、宽度、高度以及该边界框所含物体的类别相关的置信度^[8]。其中边界框的数量和类别是作为超参数提前设定的。

3.1.3 YOLOv5 的模型训练原理

在 YOLOv5 训练过程中,可以将其分为两个主要阶段。第一阶段是预训练阶段,在此步骤中构建了一个深度神经网络结构,其数据集是一个广泛使用的基准,其中包含了 1000 个类别的大量标注图像^[9],这为网络提供了丰富的特征学习资源。第二阶段是利用预训练阶段得到的网络参数来初始化 YOLOv5 模型的前 20 个卷积层。

3.2 基于 YOLOv5 的目标识别与定位

该文选择采用深度学习技术中的 YOLOv5 先进目标检测框架。YOLOv5 继承了 CSP 结构的优势^[10],并将此结构不仅应用于主干网络,也扩展到了 Neck 部分,从而增强了特征融合的能力。相比之下,YOLOv4^[11] 只在主干网络中使用了 CSP 结构。此外,YOLOv5 通过集成 Focus 结构来对特征图进行分割操作,此种方法有效降低了计算量并提升了处理速度。

YOLOv5 算法基于 Pytorch 的框架可以显著缩短训练和推理的时间。由于其较小的体积,所以它在节约资源和缩短部署时间方面表现的非常优异,与此同时还拥有高达 140 FPS 的物体识别速度,这是一个非常出色的性能指标^[12]。总结来说,

YOLOv5 以其较小的模型体积、快速的训练和推理速度以及易于部署的特点,相较于之前的 YOLOv4 等算法可以更好地应用到工业分拣应用场景中。

在进行工业零件分类的任务中,能准确识别特定的零件的类型和特定零件的位置信息是至关重要的,在这一过程中,训练用数据集的质量直接会影响到目标检测算法的精确度,因此,构建一个高质量的数据集对于培养有效的算法模型来说是必不可少的。该研究采集并标注了 5000 个工业铝筒零件,并在标注过程中详细记录了每一件铝筒的分类信息以及其在图像中的准确位置信息,这些信息的记录是为了确保数据集能够充分满足 YOLOv5 算法在后续训练阶段对输入数据格式的特定要求。部分零件的数据集图片如图 5 所示。



图 5 数据集部分图片

在定位目标物体位置的过程中,我们专注于图像处理中一个特定的任务:识别目标物体的形心坐标。鉴于实验中出现的目标物体与其对应的模板在角度上的不一致,所以我们采用仿射变换技术^[13]来调整和对齐图像。通过这种方法可以有效地矫正目标物体与模板的旋转差异。

在该文中,由于模板图像与待识别目标物体之间的旋转与平移的差异,所以可以通过构建两个坐标系统之间的变换矩阵来执行仿射变换^[14],变换矩阵如下:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & t_x \\ \sin\theta & \cos\theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: θ 为旋转角度; t_x, t_y 分别表示为 x, y 平移方向。仿射模型参数的获得推导结果如下:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ b_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ \dots \\ x'_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{21} \\ a_{22} \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y'_1 \\ y'_2 \\ \dots \\ y'_n \end{bmatrix}$$

通过计算 $a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}, b_1, b_2$ 的数值即可确定目标物体的形心坐标与其旋转角度。

4 系统实验过程及分析

对该分拣装置进行抓取实验进行验证,实验平台如图 6 所示。该系统关键的性能指标主要集中于两个核心功能:一是对不同类别的目标零件进行高效且精确的识别,确保系统能够区分并正确分类各种目标零件。二是要准确确定目标零件的准确位置信息^[15]。在实验过程中,如果智能分拣系统能够顺利对指定目标进行抓取,即表明系统可以成功定位目标物体。如果智能分拣系统可以准确将目标物体分拣到指定位置,即表明系统可以识别目标物体的类别信息。



图 6 实验平台

4.1 实验过程

该实验选择了两种不同类型的铝筒零件作为实验需要分拣的工业零件,实验中将不同类型的铝筒以连续且随机的方式摆放在连续运动的传送带上,当目标铝筒通过位于传送带上的光电传感器位置时触发相机拍照,同时这一信号也会触发机器人动态跟随目标零件机制。相机拍照的图片经过上位机处理后得到运动物体的类型和位置信息并发送给机器人,机器人通过接收到的物体位置信息和编码器的信息动态跟随抓取传送带上特定目标物体,检测结果如图 7 所示。



图 7 目标检测结果

然后统计目标零件的图像计算坐标与对应的实

际坐标来验证智能分拣系统对于目标铝筒零件的定位精度,统计测量结果如表1所示。

表1 目标零件定位测量结果

图像计算坐标/mm	实际坐标/mm
(91.23,51.64)	(92.21,52.56)
(61.48,61.74)	(62.27,62.52)
(106.24,136.77)	(107.18,137.78)
(107.88,111.75)	(108.04,112.58)
(297.14,51.72)	(298.94,52.68)
(318.24,84.86)	(317.72,85.65)

4.2 实验结果与分析

该实验通过随机的方式不断地将两种不同规格类型的铝筒放置在不断运行的传送带上,然后测试机器人对这两种类型的目标零件识别分拣的能力。从表2可以看出,该文设计的智能分拣系统对不同类别的目标铝筒识别的准确率达到98%以上,而定位精度误差通过表1统计计算可得 $\bar{X}=0.691\text{ mm}$, $\bar{Y}=0.882\text{ mm}$,整体误差小于1 mm,所以该文设计的工业零件智能分拣系统可以满足常规的工业零件分拣任务的需求。

表2 目标零件识别测量结果

类型	目标数量	识别成功数量	准确率/%
铝筒1	200	198	99.0%
铝筒2	200	197	98.5%

5 结论

该文所设计的智能分拣系统在硬件层面主要由勃朗特机器人和海康相机组成,在软件层面主要以YOLOv5目标检测技术为基础,该文通过实验验证了将视觉与工业机器人结合设计的分拣系统的可操作性。实验表明:机器人对目标铝筒的识别成功率达到98%以上,而将目标铝筒的定位精度误差控制在1 mm以内,所以该智能分拣系统能够高效地完成对各种常见类型铝筒的识别、定位以及分类。该系统的研究对于推动工业零部件自动分拣技术向全自动化和智能化发展方面提供了宝贵的经验和参考,在未来拟计划对系统中的目标检测算法进行更深层次的优化与改进,探索更加先进的深度学习模型和训练策略。此外,还将考虑提升系统的实时性能和长期运行稳定性,以确保在连续作业中维持高准确率和高可靠性。

参考文献:

[1] 高茂源,王好臣,赵锦泽,等. 双目视觉引导机器人码

垛定位技术的研究[J]. 计算机测量与控制,2020,28(1):219-222.

[2] 张大为,沈勇. 基于机器视觉的机器人自动上料系统设计[J]. 单片机与嵌入式系统应用,2021,21(03):55-58.

[3] 张冬梅,武杰,李丕丁. 基于机器视觉的运动目标检测算法综述[J]. 智能计算机与应用,2020,10(03):192-195.

[4] 王校峰,王建文,曹鹏勇,等. 机器视觉主导的机械臂动态抓取策略研究[J]. 机床与液压,2022,50(17):38-42.

[5] 景卓,陈超波,曹凯,等. 基于机器视觉的物体识别分拣装置研究[J]. 计算机与数字工程,2019,47(3):657-661.

[6] 王杰,马行,穆春阳. 基于深度可分离卷积的大型铸件焊缝检测方法[J]. 传感器与微系统,2023,42(5):161-164.

[7] 王彤,李琦. 基于残差网络与特征融合的改进YOLO目标检测算法研究[J]. 河北工业大学学报,2023,52(1):41-49.

[8] 孙麟尧,李秀茹,王松林. 基于改进YOLOv5的学生面部表情识别[J]. 齐鲁工业大学学报,2023,37(1):28-35.

[9] 刘磊,赵栓峰,郭位. 一种YOLO识别与Mean shift跟踪的车流量统计方法[J]. 制造业自动化,2020,42(2):16-20.

[10] CHEN K,LI H,LI C. An automatic defect detection system for petrochemical pipeline based on cycle-GAN and YOLOv5[J]. Sensors,2022,22(20):7907.

[11] ROY A M,BOSE R,BHADURI J. A fast accurate fine-grain object detection model based on YOLOv4 deep neural network[J]. Neural Computing and Applications,2022,34(5):3895-3921.

[12] GAO P,LEE K. Dynamic beehive detection and tracking system based on YOLOv5 and unmanned aerial vehicle[J]. Journal of Biosystems Engineering,2022,47(4):510-520.

[13] KROTSCH J,PIEPENBREIER B. Radial forces in external rotor permanent magnet synchronous motors with non-overlap-ping windings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2012,59(5):2267-2276.

[14] HSIEH Y H,LEE F C. Modeling resonant converters in a rotating coordinate[J]. 2017, IEEE Energy Conversion Congress and Exposition,2017:237-243.

[15] 高智伟,谭晓东,刘客. 基于双目视觉的物体识别定位与抓取[J]. 科学技术与工程,2020,20(20):8285-8291.