

面向堆叠轻薄快递件的智能供件系统设计

吴蓬勃^{1,2}, 张金燕^{3*}, 刘斌¹, 王拓¹

(1. 石家庄邮电职业技术学院 智能工程学院, 石家庄 050021; 2. 河北省高校快递智能技术与装备应用技术研发中心, 石家庄 050021; 3. 河北工程技术学院 网络与通信学院, 石家庄 050091)

摘要: **目的** 为降低轻薄快递件(简称“轻薄件”)供件劳动强度、提高供件效率,设计了一款可代替人工的智能供件系统。**方法** 基于生产现场大数据集对 Mask R-CNN 实例分割模型进行训练,实现了轻薄件的准确识别;使用掩膜最大内切圆技术,获取堆叠轻薄件抓取区域,通过机械臂运动路径规划,实现了轻薄件的流畅抓取;基于读码器和镜面反射技术,实现了轻薄件的双面扫码。**结果** 实验证明,所设计的智能供件系统实现了堆叠轻薄件的精确识别和可靠抓取搬运,识别准确率达 90.02%,平均抓取成功率达 96.82%。**结论** 基于该方法构建的智能供件系统,可代替人工高效完成轻薄件供件作业。

关键词: 堆叠; 轻薄件; 供件; 机械臂

中图分类号: TP391.0 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3563(2025)03-0186-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2025.03.022

Design of Intelligent Feeding System for Stacked Thin and Light Express Packages

WU Pengbo^{1,2}, ZHANG Jinyan^{3*}, LIU Bin¹, WANG Tuo¹

(1. College of Intelligent Engineering, Shijiazhuang Posts and Telecommunications Technical College, Shijiazhuang 050021, China; 2. Hebei University Express Intelligent Technology and Equipment Application Technology Research and Development Center, Shijiazhuang 050021, China; 3. College of Network and Communication, Hebei University of Engineering Science, Shijiazhuang 050091, China)

ABSTRACT: In order to reduce the labor intensity and improve the feeding efficiency of thin and light packages, the work aims to design an intelligent feeding system that can replace manual labor. The Mask R-CNN instance segmentation model was trained based on a big dataset from production site, achieving accurate recognition of thin and light packages. The grabbing area of stacked thin and light packages was obtained by the technique of maximum inscribed circle in the package masks. Through the motion path planning of the robotic arm, smooth grabbing of thin and light packages was achieved. Double sided scanning of thin and light packages was achieved based on code readers and mirror reflection technology. The experimental results showed that the intelligent feeding system achieved accurate recognition and reliable grabbing and transporting of stacked thin and light packages, with a recognition accuracy of 90.02% and an average grabbing success rate of 96.82%. The intelligent feeding system constructed based on these methods can replace manual labor to efficiently complete the feeding of thin and light packages.

KEY WORDS: stacking; thin and light package; feeding package; robotic arm

近年来,随着国民经济的快速发展,网络购物逐渐成为人们生活和工作不可或缺的一部分^[1]。根据相关

统计,2023 年我国日均揽收、投递包裹数量超过 3 亿件,如此庞大数量的快递包裹高效流通,得益于邮政快

收稿日期: 2024-10-08

基金项目: 河北省教育厅科学研究项目(ZC2024133)

*通信作者

递物流枢纽的智能化和数字化升级^[2]。随着交叉带分拣机、摆轮分拣机、自动导引车 (Automated Guided Vehicle, AGV) 等智能分拣设备的广泛应用, 快递包裹的分拣效率得到逐步提高^[3]。然而, 占比达 10% 以上的轻薄快递件 (简称“轻薄件”) 仍主要依赖人工分拣^[3], 分拣效率一直无法得到提升。

轻薄件是指内含小商品、票据、宣传页等材料的超轻、超薄快递件。这种快递件在上机分拣时, 容易吸附在分拣机托盘上, 无法通过重力落格, 在环形高速分拣机上易飘飞。因此, 快递包裹在上机分拣前, 需人工将轻薄件分别到快递分拣弹簧车中, 再由人工进行分拣。目前, 国内已有多个企业研发了面向轻薄件的分拣设备, 如智能分拣搁架、直线分拣机、翻盘分拣机等, 基本代替了轻薄件的人工分拣作业, 但是轻薄件分拣机的供件仍需人工完成。由于轻薄件存在体积小、挤压变形、相互交叉堆叠等问题, 人工供件效率很低, 快递企业仍需投入大量的人力进行供件。

轻薄件供件的主要步骤为单件分离、搬运和扫码上车。由于轻薄件多为片状且相互交叉堆叠, “视觉+传送带矩阵”、全向轮^[4]等方式无法进行有效的单件分离, 而“3D 视觉+机械臂”方案可模拟人工抓取、搬运和扫码, 成为一种可行的方案。

许多学者基于“视觉+机械臂”方案在堆叠物品抓取领域进行了深入研究, 主要聚焦于 2 个关键问题: 堆叠物体的抓取区域检测和抓取运动规划^[5-7]。Zhang 等^[8]提出了一种抓握注意力卷积神经网络预测现实世界抓握质量, 但该网络依赖专用真空吸盘硬件, 限制了可抓取物体的类别。Diaz-Cortes 等^[9]提出了一种基于模仿学习的机器人抓取控制方法, 无需精确估计目标姿态, 但需大量演示数据且泛化能力有限。Yang 等^[10]面向密集堆叠物体场景, 提出了一种具有抓取优

先级的新型轻量级生成卷积神经网络, 非常适合资源受限的场景。Zhou 等^[11]针对堆叠薄物体的抓取场景提出了一种新框架, 通过深度高分辨率卷积神经网络获取物体空间信息, 基于多视图感知的轨迹规划控制器平滑、精确地控制机械臂进行物体抓取, 具有一定的参考价值。Duan 等^[12]提出了一种端到端、多任务语义抓取卷积神经网络, 可同时输出抓取检测和语义分割结果, 并在简单刚性堆叠物体场景进行了实验验证。Shi 等^[13]提出了一种无标注的堆叠物体抓取检测网络, 节省了模型训练前的数据集标注时间, 并在单一刚性堆叠物体场景进行了实验验证。Li 等^[14]提出了基于 3D 视觉的多物体场景机器人抓取预测框架, 通过 U 视差图生成有效抓取区域, 基于改进的 PointNet++ 端到端方法获取最顶层的抓取目标, 并通过仿真环境中的堆叠物体进行了实验验证。

尽管以上文献在堆叠物体抓取方面做了很多有益的尝试, 但是仅在简单刚性物体堆叠场景或者仿真环境中进行了验证, 缺少在实际复杂环境中的测试, 尤其是易形变、交叉堆叠物体的场景。本研究面向实际生产中的堆叠轻薄件场景, 研发了一套智能供件系统, 成功解决了种类繁多、相互交叉堆叠轻薄件在图像识别与抓取过程中的关键问题, 实现了轻薄件的高效搬运。

1 系统设计

轻薄件人工供件作业流程如下: 从快递分拣弹簧车中逐个拾取轻薄件, 查找轻薄件条码面单, 将轻薄件面向上放置到供件台传送带上, 供件台顶部读码器读取条码信息, 传送带将轻薄件送入分拣机进行分拣。本智能供件系统参照人工供件作业流程进行设计, 同时又有所改进。

整个轻薄件分拣系统组成如图 1 所示, 主要包括:

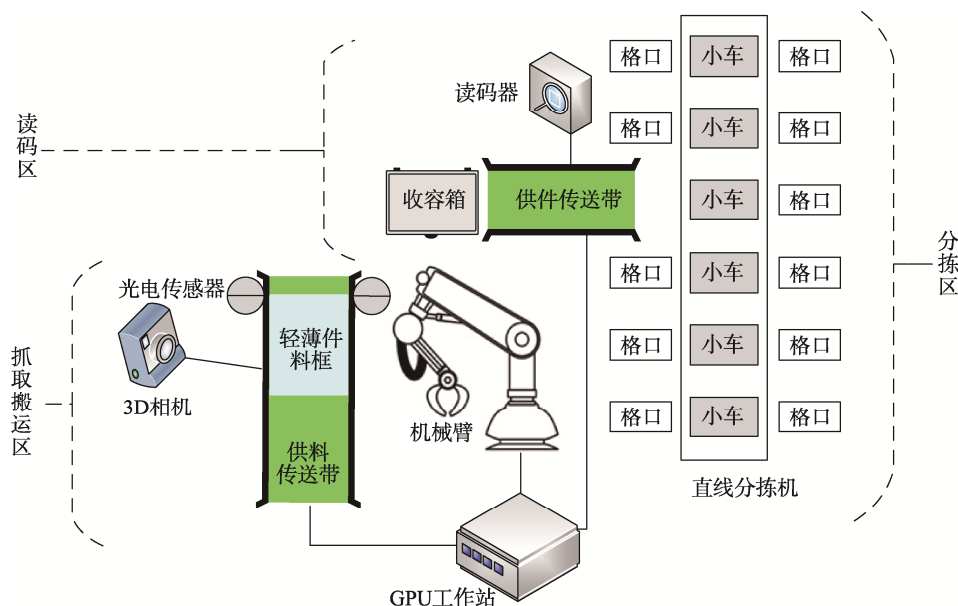


图 1 轻薄件分拣系统组成框图

Fig.1 Block diagram of thin and light packages sorting system

抓取搬运区、读码区和分拣区3个部分。其中：抓取搬运区主要包括图形处理器（Graphic Process Unit, GPU）工作站、机械臂、供料传送带、轻薄件料框、3D相机和光电传感器；读码区主要包括读码器、供件传送带和收容箱；分拣区为直线分拣机，分拣机中的每个小车为可向前、向左、向右旋转的传送带，可根据条码信息将轻薄件送入两侧的格口。本系统主要涉及抓取搬运区和读码区的设计，完成轻薄件供件任务。考虑到盛放轻薄件的快递分拣弹簧车尺寸太大，超出了机械臂作业范围，而采用大尺寸机械臂则增加系统成本，因此本系统选用尺寸较小的料框作为轻薄件的盛放容器。

系统工作流程如下：盛放轻薄件的料框经供料传送带运输至拣选位置，光电传感器检测到轻薄件料框就位后，GPU工作站通过3D相机进行轻薄件识别并将位置信息发送给机械臂，机械臂抓取轻薄件放置到读码区中的供件传送带上；传送带上方的读码器读取轻薄件的条码信息，如果读取成功，则传送带正转，将轻薄件送入直线分拣机进行分拣，否则传送带反转，将轻薄件送入收容箱，由人工完成条码扫描和供件。

2 轻薄件智能供件系统设计

轻薄件智能供件工作流程如图2所示，主要包括数据采集、坐标变换、轻薄件人工智能（Artificial Intelligence, AI）识别、机械臂抓取搬运与条码读取4个模块。

2.1 数据采集

系统通过3D相机采集轻薄件的RGB图像和点云图像。为采集到高质量图像数据，防止由于光线过强、过弱导致图像中轻薄件表面特征缺失，进而使轻薄件识别成功率下降，需对各光照相关参数进行设置，包括设置相机曝光参数、视觉光源亮度参数、光源照射角度等。

由于不同材质、不同姿态的轻薄件在不同光照强

度下图像成像质量各有不同，为加大轻薄件识别数量，系统对视觉光源亮度进行动态控制，即当系统无法识别轻薄件时，将通过数字光源控制器调整视觉光源亮度。

2.2 坐标变换

坐标变换部分主要完成从像素和点云坐标系到机械臂坐标系的转换，为后续机械臂抓取做准备。

1) 通过手眼标定结果和相机内参，可计算出RGB像素坐标到机械臂坐标的转换矩阵 $rgb2robot$ ，具体计算方法如下。

根据参考文献[15]，可知像素坐标 (u, v) 与相机坐标 (X_c, Y_c, Z_c) 的转换公式，见式(1)。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中： (f_x, f_y) 和 (u_0, v_0) 分别为相机内参的焦距和成像平面中心点像素坐标； Z_c 为相机的深度数据，对于平面像素坐标， $Z_c=1$ 。将式(1)简记为式(2)。

$$P_{rgb} = M_{rgb} \times P_C \quad (2)$$

通过手眼标定可得出相机坐标 P_C 到机械臂坐标 P_R 的转换矩阵 H_{CR} ，见式(3)。

$$P_R = H_{CR} \times P_C \quad (3)$$

结合式(2)~(3)可得式(4)。

$$P_R = H_{CR} \times M_{rgb}^{-1} P_{rgb} \quad (4)$$

像素坐标到机械臂坐标的转换矩阵见式(5)。

$$rgb2robot = H_{CR} \times M_{rgb}^{-1} \quad (Z_c=1) \quad (5)$$

2) 深度图像数据中的每个像素点到机械臂坐标的转换矩阵见式(6)。

$$depth2robot = H_{CR} \times M_{rgb}^{-1} \quad (Z_c \neq 1) \quad (6)$$

3) 相机视野下的点云数据 P_{cloud} 到机械臂坐标系的转换矩阵见式(7)。

$$cloud_in_robot = P_{cloud} \times depth2robot \quad (7)$$

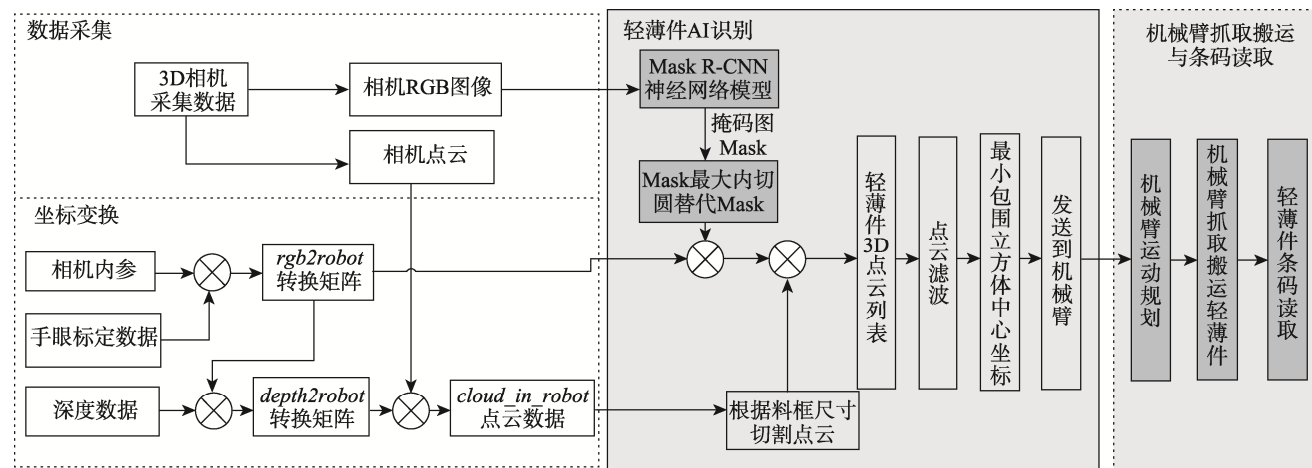


图2 轻薄件智能供件工作流程

Fig.2 Workflow of intelligent feeding system for thin and light packages

2.3 轻薄件 AI 识别

2.3.1 轻薄件识别模型训练

由于轻薄件相互交叉堆叠, 通过图像看到的并非每个轻薄件的完整图像, 如果用目标检测, 则会画出一个较大的矩形框轮廓, 其中心定位不准, 会造成误抓取。例如, 图 3 左侧黑色和白色轻薄件交叉堆叠, 白色轻薄件矩形框的中心位置其实是黑色的轻薄件。因此, 本系统选用 Mask R-CNN^[16]实例分割模型获取堆叠轻薄件像素级边界, 实现对轻薄件抓取位置的精确定位。

Mask R-CNN 是一种用于目标检测和语义分割的深度学习模型, 它在目标检测模型 Faster R-CNN

的基础上增加了一个分支用于语义分割, 即在目标检测的同时, 还可生成物体的精确掩膜。与 YOLACT、SOLO、PointRend 等实例分割模型相比, Mask R-CNN 在处理复杂重叠物体时具有更高的精度。

为提高系统在实际场景中的识别率, 在生产环境中通过定时拍照相机采集了 55 198 张图片, 通过数据清洗 (剔除无效和冗余图片) 后共得到 12 144 张有效图片, 见图 4。由于轻薄件种类较多、姿态各异, 为方便识别, 系统将识别物体分为 2 个类别: 带有面单的轻薄件正面 PL (Package of thin and Light, PL)、不带面单的轻薄件反面 PLN (Package of thin and Light Negative, PLN), 图 5 为通过 Labelme 进行数据标注的示例。其中, PL 标注数量 55 248 个, PLN 标注数量 33 423 个, 共计标注 88 671 个。需说明, 虽然在一张图片中有很多姿态各异的轻薄件, 但是为提高机械臂抓取成功率, 系统仅选择裸露面积较大、适合抓取的轻薄件进行了数据标注。

在模型训练时, 通过图像随机翻转、随机裁剪等方式对数据集进行 10 倍扩容, 设置每批图片 batch_size 为 8 张, 共计进行 10 个循环的训练 ($epoch=10$), 在 GPU 服务器 (NVIDIA TITAN RTX 24G) 上连续训练 792 h。模型训练的损失率降到 20.23% (图 6), 模型目标检测平均准确率 (Average Precision, AP) 达到 90.02% (图 7 中 bbox 曲线), 实例分割 AP 达到 79.29% (图 7 中 segm 曲线)。模型识别效果如图 8 所示, 该图标注了轻薄件的位置、类别和置信度。



图 3 轻薄件目标检测

Fig.3 Object detection of thin and light packages

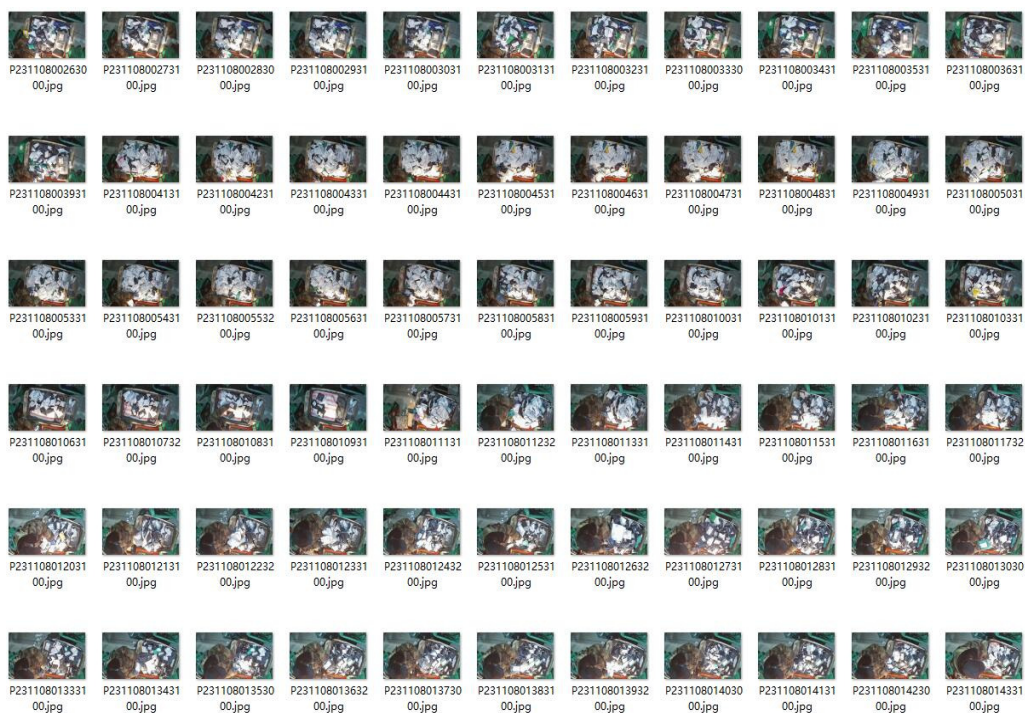


图 4 堆叠轻薄件图片

Fig.4 Images of stacked thin and light packages

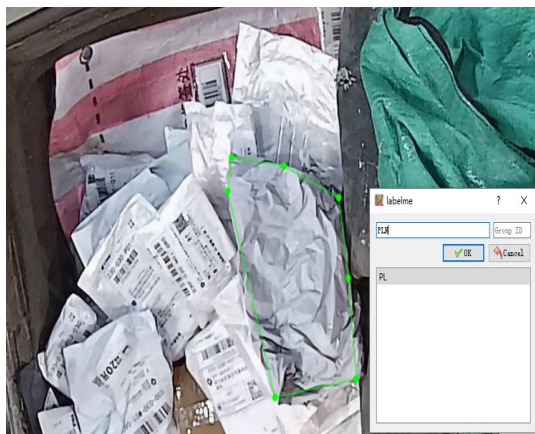


图5 轻薄件数据标注
Fig.5 Labeling of thin and light packages

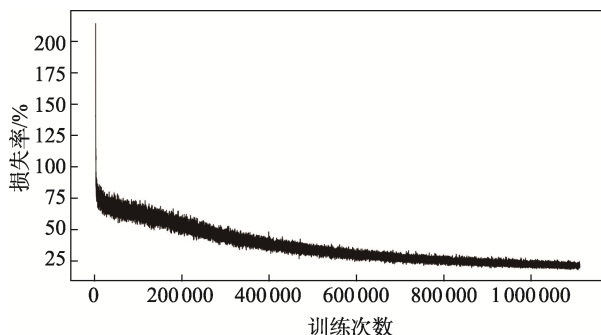


图6 模型损失率曲线
Fig.6 Model loss rate curve

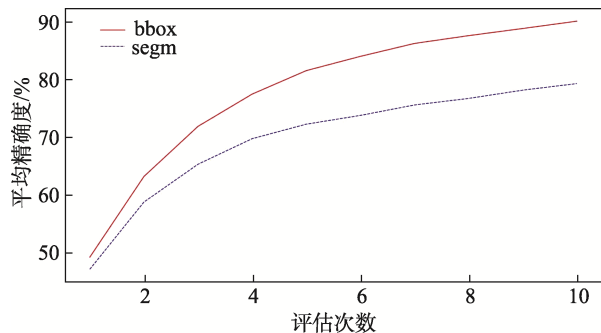


图7 模型平均精确度曲线
Fig.7 Average accuracy curve of model



图8 模型识别效果
Fig.8 Result of model recognition

2.3.2 确定轻薄件抓取点

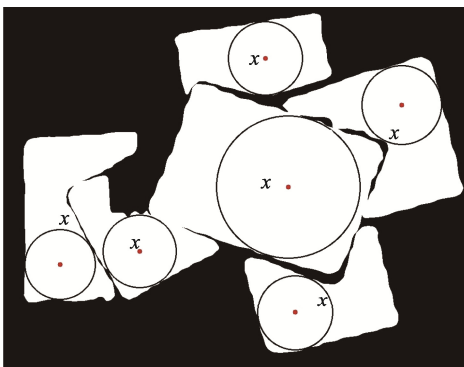
机械臂抓取物体的方式主要有2种：吸盘抓取、夹爪抓取。由于轻薄件表面较为平坦，参照张桐嘉^[17]吸盘、夹爪应用场景选取原则，系统采用吸盘抓取方式获取轻薄件。但是轻薄件相互交叉堆叠，机械臂吸盘在抓取轻薄件时会出现一次抓取多个轻薄件的情况，导致后续的分拣出现问题，因此确定准确的抓取点至关重要。

图9a为堆叠轻薄件识别效果图，共识别出6个轻薄件，轻薄件对应的掩膜图如图9b所示。为实现轻薄件可靠吸取，本系统采用了50 mm直径的圆形吸盘。如果使用掩膜图轮廓的质心（图9b中的 x ）作为抓取中心点，则图9b左下方、右下方和右上方轻薄件在被吸盘抓取时，邻近的轻薄件将被一起抓起来。为实现每次只抓取一个轻薄件，系统首先使用掩膜图轮廓最大内切圆（图9b中的圆）替换原有掩膜图，选取最大内切圆圆心（图9b中的圆点）为抓取点。然后，结合3D相机深度数据计算出50 mm吸盘直径对应的最大内切圆直径，过滤掉最大内切圆过小的抓取点，从而确保机械臂吸盘每次可靠地抓取一个轻薄件。最后，按照轻薄件最大内切圆直径的大小顺序，引导机械臂逐个抓取轻薄件。

轻薄件掩膜图轮廓最大内切圆获取流程如图10所示。每个被识别的轻薄件都会生成一张黑底白轮廓



a 堆叠轻薄件识别效果



b 堆叠轻薄件掩膜图及抓取点

图9 堆叠轻薄件抓取点

Fig.9 Grabbing point of stacked thin and light packages



图 10 轮廓最大内切圆获取流程

Fig.10 Flow of obtaining the maximum inscribed circle of the contour

的掩膜图 Mask, 为防止图像边缘沿轻薄件的掩膜图无法形成封闭轮廓, 首先通过 OpenCV 的 copyMakeBorder 函数给 Mask 四周添加黑色边框。其次, 通过 distanceTransform 函数进行距离变换, 得到每一个前景像素点到最近的背景像素点的距离。通过 minMaxLoc 函数获取距离变换结果最大值, 该值即为最大内切圆半径, 对应的位置为内切圆圆心, 将内切圆圆心减去黑色边框宽度即可得到最终的圆心位置。最后, 结合 3D 相机深度数据计算出吸盘半径对应的像素尺寸, 过滤掉最大内切圆过小的抓取点, 从而得到适合抓取的轻薄件像素坐标。

2.3.3 轻薄件位姿估计

为引导机械臂抓取轻薄件, 还需计算出轻薄件的 3D 位姿。由于堆叠轻薄件形态各异, 并无标准的模型, 无法采用点云模板匹配^[18]的方法估计轻薄件位姿。考虑到轻薄件外形与长方体相近, 因此使用点云最小包围立方体估计轻薄件位姿, 其流程如下。

1) 根据料框尺寸切割 3D 点云数据, 屏蔽环境中的其他点云数据, 降低系统计算量。

2) 通过 *rgb2robot* 矩阵将掩膜图轮廓的最大内切圆转换到机械臂坐标系中, 并与切割后的 3D 点云相乘, 即可获取每个轻薄件的 3D 点云可抓取区域。

3) 经过点云滤波, 求取每个轻薄件 3D 点云可抓取区域最小包围立方体中心位姿数据, 再经过姿态翻转即可得到机械臂的抓取位姿, 进而引导机械臂进行抓取。

2.4 机械臂抓取搬运与条码读取

2.4.1 机械臂运动路径规划

为实现机械臂吸盘可靠抓取轻薄件, 需做好机械臂路径规划, 以避免碰撞, 减小运动阻力。本系统机械臂的运动路径如图 11 所示, 具体步骤如下。

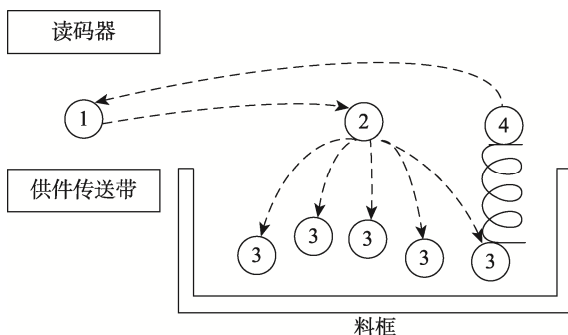


图 11 机械臂运动路径

Fig.11 Motion path of robotic arm

1) 机械臂首先到达轻薄件放置位置 1, 即供件传送带与读码器中间的区域, 防止机械臂遮挡轻薄件、影响图像采集。

2) 系统通过 AI 识别确定轻薄件抓取位置 3, 机械臂运动到料框中心正上方的位置 2, 位置 2 的高度要大于料框边沿以避免碰撞。

3) 机械臂到位置 3 抓取轻薄件, 位置 3 依据轻薄件最大内切圆直径大小进行选择。

4) 在每个供件循环中, 轻薄件 AI 识别时间占比较大, 为此本系统采用识别一次抓取多个的策略, 但其前提是轻薄件的每次抓取操作尽量减少对周围轻薄件的位置影响。由于轻薄件交叉堆叠, 在轻薄件从位置 3 到位置 4 的过程中, 一方面受到周围轻薄件的阻力, 可能导致轻薄件脱落; 另一方面, 抓取中的轻薄件也会导致邻近轻薄件位置发生偏移, 进而导致后续抓取成功率下降。为此, 轻薄件从位置 3 到位置 4 运动时采用螺旋上升方式, 即机械臂吸取轻薄件上升的同时控制机械臂末端轴旋转, 减小上升阻力和对邻近轻薄件的影响。

5) 机械臂将轻薄件从位置 4 搬运到位置 1, 进行条码识读。

轻薄件的流动路径如下。轻薄件首先被人工从快递包裹中分别至料框, 随后跟随料框被供料传送带运输至拣选位置, 最后从图 11 中的位置 3 经位置 4 到达位置 1 进行条码识读。若条码识读成功, 则轻薄件会被供件台传送带送入轻薄件分拣机; 若识读失败, 则送入收容箱。

2.4.2 轻薄件条码读取

轻薄件的条码可位于正反两面。为实现条码的自适应识别, 系统首先根据轻薄件 AI 识别结果 PL、PLN, 判定当前抓取的是哪一面, 如果是轻薄件正面, 则机械臂直接将轻薄件放置到传送带条码识别位置 (图 12a), 机械臂离开传送带时即完成条码读取。如果是轻薄件反面, 则机械臂末端倾斜 45°, 利用传送带旁边的镜子反射轻薄件底部条码到读码器, 见图 12b。

3 系统测试

轻薄件智能供件系统实物如图 13 所示。系统主要由供料传送带、轻薄件料框、3D 相机、视觉光源、遮光伞、机械臂、读码器、反射镜、供件传送带、收容箱、GPU 工作站 (Intel Core i9-14900KF CPU、NVIDIA GeForce RTX 4080 SUPER GPU) 等组成。

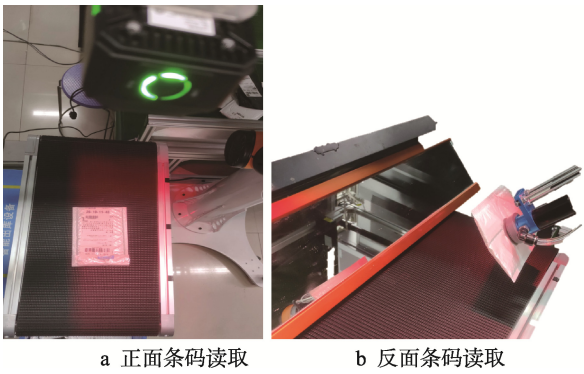


图 12 轻薄件条码读取
Fig.12 Barcode reading of thin and light packages

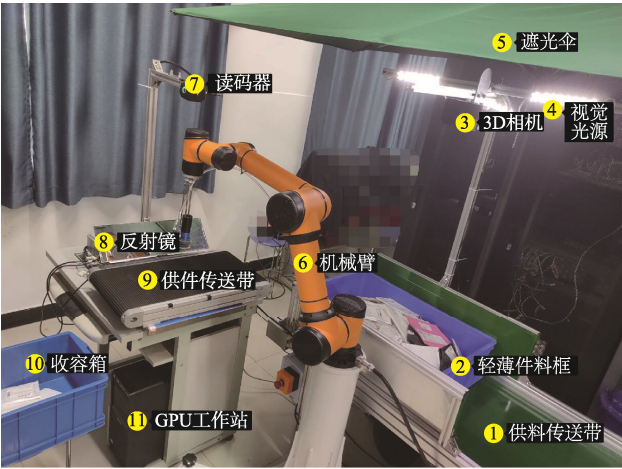


图 13 轻薄件智能供件系统实物图
Fig.13 Physical picture of intelligent thin and light packages feeding system

为评估轻薄件智能供件系统的供件效率，使用 85 件不同形态的轻薄快递件，采用多种堆叠方式进行 10

次供件测试，测试数据见表 1。测试结果显示，平均抓取成功率为 96.82%，平均供件效率为 572 件/h。通过测试发现，导致轻薄件未成功抓取的主要原因为轻薄件倾斜角度过大不适合机械臂抓取，后期考虑增加振动装置来改变轻薄件的姿态。

表 1 轻薄件供件测试
Tab.1 Test of thin and light packages feeding

场景序号	抓取成功/件	抓取成功率/%	耗时/s	供件效率/(件·h ⁻¹)
1	85	100.00	549	557
2	85	100.00	515	594
3	83	97.65	542	551
4	85	100.00	544	563
5	80	94.12	483	596
6	81	95.29	525	555
7	83	97.65	513	582
8	74	87.06	446	597
9	84	98.82	530	571
10	83	97.65	545	548
整体性能		96.82		572

表 2 选取表 1 中第 7 次测试数据进行了耗时分析，其中机械臂抓取搬运与条码读取耗时最长，其次分别为轻薄件位姿估计、轻薄件 AI 识别、数据采集与坐标变换。可见，机械臂抓取搬运与条码读取是影响系统供件效率的主要因素。实际作业中，可采用速度更高的工业机械臂，进一步提高供件效率。

表 2 7 号场景轻薄件供件耗时分析
Tab.2 Time analysis of thin and light packages feeding in Case 7

参数	数据采集与坐标变换	轻薄件 AI 识别	轻薄件位姿估计	机械臂抓取搬运与条码读取	合计
动作耗时/ms	7 939.49	10 092.24	14 349.49	480 535.33	512 916.55
耗时占比/%	1.55	1.97	2.80	93.69	100.00

4 结语

本研究面向堆叠轻薄件供件场景，设计了一款可代替人工供件的智能供件系统。基于生产现场大数据集对 Mask R-CNN 实例分割模型进行训练，实现了轻薄件的准确识别；结合吸盘形态尺寸，采用轻薄件掩膜最大内切圆技术，确保了轻薄件的准确抓取；通过机械臂运动路径规划，实现了轻薄件的流畅抓取；利用读码器和镜面反射技术实现了轻薄件的双面扫码，最终实现了轻薄件的智能供件作业。

有些问题值得进一步研究，如多机械臂抓取、

人机协作供件等，以继续提高系统的供件效率和普适性。

参考文献：

[1] 王芳, 侯静怡, 牛方曲. 中国居民网络购物对实体购物行为的影响[J]. 地理学报, 2024, 79(8): 2083-2096.
WANG F, HOU J Y, NIU F Q. The Impact of Chinese Residents' Online Shopping on the Physical Shopping Behavior [J]. Acta Geographica Sinica, 2024, 79(8): 2083-2096.

- [2] 王雅婧. “小包裹”跑出新活力[N]. 中国纪检监察报, 2024-08-12(5).
WANG Y Q. "Small Packages" Bring New Vitality[N]. China Discipline Inspection Newspaper, 2024-08-12(5).
- [3] 吴蓬勃, 张金燕, 王拓, 等. 基于 PP-ShiTu 的快递轻薄件识别系统设计[J]. 电子制作, 2023, 31(22): 63-65.
WU P B, ZHANG J Y, WANG T, et al. Design of Express Lightweight Packages Recognition System Based on PP-ShiTu[J]. Practical Electronics, 2023, 31(22): 63-65.
- [4] 阮学云, 陈迎冬, 龚莹, 等. 基于全向轮的无人供包装置设计与研究[J]. 机械设计, 2024, 41(5): 115-120.
RUAN X Y, CHEN Y D, GONG Y, et al. Design and Research of Unmanned Packaging Device Based on Omnidirectional Wheel[J]. Journal of Machine Design, 2024, 41(5): 115-120.
- [5] TIAN H K, SONG K C, LI S, et al. Data-Driven Robotic Visual Grasping Detection for Unknown Objects: A Problem-Oriented Review[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 211: 118624.
- [6] AINETTER S, FRAUNDORFER F. End-to-End Trainable Deep Neural Network for Robotic Grasp Detection and Semantic Segmentation from RGB[C]//The Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an, China. IEEE, 2021: 13452-13458.
- [7] WANG S C, ZHOU Z L, WANG H, et al. Unsupervised Representation Learning for Visual Robotics Grasping[C]//The Proceedings of 2022 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). Guilin, China. IEEE, 2022: 57-62.
- [8] ZHANG H, PEETERS J, DEMEESTER E, et al. Deep Learning Reactive Robotic Grasping with a Versatile Vacuum Gripper[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 39(2): 1244-1259.
- [9] DIAZ-CORTES D S, HWANG G, KYUNG K U. Imitation Learning Based Soft Robotic Grasping Control without Precise Estimation of Target Posture[C]//The Proceedings of 2021 IEEE 4th International Conference on Soft Robotics (RoboSoft). New Haven, CT, USA. IEEE, 2021: 149-154.
- [10] YANG Y X, XING Y H, ZHANG J, et al. GP-Net: A Lightweight Generative Convolutional Neural Network with Grasp Priority[J]. APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, 2023, 12(1): 1-20.
- [11] ZHOU Z L, WANG S C, CHEN Z Y, et al. A Novel Framework for Improved Grasping of Thin and Stacked Objects[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2024, 5(6): 3134-3145.
- [12] DUAN S Q, TIAN G H, WANG Z L, et al. A Semantic Robotic Grasping Framework Based on Multi-Task Learning in Stacking Scenes[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 121: 106059.
- [13] SHI M, HOU J Z, LI Z X, et al. NG-Net: No-Grasp Annotation Grasp Detection Network for Stacked Scenes[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 2(1): 1-14.
- [14] LI X H, ZHANG X Z, ZHOU X, et al. UPG: 3D Vision-Based Prediction Framework for Robotic Grasping in Multi-Object Scenes[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 270: 110491.
- [15] 吴蓬勃, 张金燕, 张冰玉, 等. 基于树莓派的机械臂视觉抓取系统设计[J]. 电子制作, 2022, 30(7): 23-25.
WU P B, ZHANG J Y, ZHANG B Y, et al. Design of A Robotic Arm Visual Grasping System Based on Raspberry Pi[J]. Practical Electronics, 2022, 30(7): 23-25.
- [16] 李星霖, 周洋, 孙鑫垚, 等. 非接触式螺栓松动在线检测方法研究[J]. 机械设计与制造, 2023, 393(11): 50-53.
LI X L, ZHOU Y, SUN X Y, et al. Research on Non-Contact Online Detection Method of Bolt Looseness[J]. Machinery Design & Manufacture, 2023, 393(11): 50-53.
- [17] 张桐嘉. 基于 3D 视觉的无序堆叠零件机器人抓取关键技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2023: 50-74.
ZHANG T J. Research on the Key Techniques of Robot Grasping Disorderly Stacked Parts Based on 3D Vision[D]. Ji'nan: Shandong University, 2023: 50-74.
- [18] 翟敬梅, 黄乐. 堆叠散乱目标的 6D 位姿估计和无序分拣[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54(7): 136-142.
ZHAI J M, HUANG (L /Y). 6D Pose Estimation and Unordered Picking of Stacked Cluttered Objects[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54(7): 136-142.