

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107526

基于双目结构光与深度学习的工件随机分拣技术研究*

王政博^{1,3} 唐勇^{1,3} 陈国栋² 刘海波^{1,3}

(1.河北水利电力学院电气自动化系 沧州 061001; 2.苏州大学机电工程学院江苏省先进机器人技术重点实验室 苏州 215123; 3.河北省高校水利自动化与信息化应用技术研发中心 沧州 061001)

摘要: 针对复杂工业生产环境中机器人在杂乱的零件箱中进行分拣的问题,需要完成工件的空间定位、不同类型的工件识别以及机器人的抓取操作,现有的视觉技术不能满足随机分拣任务。故提出结合双目立体视觉、深度学习和UR5机器人组成一个智能的机器人分拣系统。提出立体视觉与投影结构光结合的三维视觉系统,重构立体匹配能量函数,完成工件的空间定位;利用基于深度学习的实例分割方法完成工件的精准识别;结合机器人手眼标定技术与工件空间定位和识别结果,实现基于双目结构光与深度学习的工件随机分拣系统。分析随机分拣过程中螺丝工件随机分拣成功率,得到不同数量的螺丝工件单次全部分拣成功的平均成功率为92.8%,按工件总数量的随机分拣成功率为98.8%,验证了系统的可行性。

关键词: 双目视觉;结构光;三维重建;随机分拣

中图分类号: TP249 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8050

Research on workpiece random sorting technology based on binocular structured light and deep learning

Wang Zhengbo^{1,3} Tang Yong^{1,3} Chen Guodong² Liu Haibo^{1,3}

(1. Department of Electrical Automation, Hebei University of Water Resources and Electric Engineering, Cangzhou 061001, China; 2. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Advanced Robotics, School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215123, China; 3. The Automation and Information Application Technology R & D Center of Water Conservancy in the University of Hebei Province, Cangzhou 061001, China)

Abstract: In order to solve the problem of robot sorting in the disorderly parts box in the complex industrial production environment, it is necessary to complete the spatial positioning of the workpiece, the recognition of different types of the workpiece and the grasping operation of the robot. The existing vision technology can not meet the random sorting task. Therefore, an intelligent robot sorting system combining binocular stereo vision, deep learning and UR5 robot is proposed. A three-dimensional vision system combining stereoscopic vision and projection structured light was proposed. The energy function of stereoscopic matching was reconstructed to complete the spatial positioning of the workpiece. An instance segmentation method based on deep learning was used to accurately identify the workpiece. A random sorting system based on binocular structured light and deep learning was realized by combining robot hand-eye calibration technology with workpiece spatial positioning and recognition results. By analyzing the success rate of random sorting of screw workpiece in the process of random sorting, the average success rate of all single sorting of screw workpiece of different quantity is 92.8%, and the success rate of random sorting according to the total number of workpiece is 98.8%, which verifies the feasibility of the system.

Keywords: binocular vision; structured light; 3D reconstruction; random sort

0 引言

传统的工业机器人无法满足智能化生产要求,跟不上科技创新的快速发展。随着工件分拣、货物分拣、垃圾分拣

等的分拣工作量增多,传统分拣技术存在效率低,安全性低、成本不高、误检率高的弊端。企业的传统制造向智能制造的转变是迫切的,因此一种安全、高效的分拣方法是很多企业目前急需的。尤其是对于机器人在杂乱的箱体中进行分

收稿日期:2021-07-13

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFB1310201)、沧州市科技计划自筹经费项目(204102006)、河北水利电力学院基本科研业务费研究项目-青年科研创新项目(SYKY2019)、河北省高校水利自动化与信息化应用技术研发中心资助。

拣,仍然是一个复杂且极具挑战性的问题,因为大多数零件在不同的生产线上进行生产处理,位于随机放置的盒子中,放置的工件的几何形状、颜色、纹理和表面存在巨大差异^[1]。传统二维图像处理,不能有效区分识别工作,且存在深度不连续性,不能进行精准的空间坐标定位。本文随机分拣系统针对的对象随机放置在杂乱无章的环境中,多存在障碍与遮挡,所以一个完备的分拣系统在箱体中随机分拣工作中的必要性和重要性不言而喻,它更是图像处理和自动化制造领域的重点研究课题^[2]。有必要开发算法并构建一个完整的系统来解决工业生产上从箱体里随机分拣工作。

三维重建方面,文献[3]研发立体视觉伺服系统实现自适应跟踪。其利用双目相机获取左右图像,进行特征点匹配,并通过实时计算图像雅克比矩阵进行物体运动方向的预测,但视觉系统实时性不高,精度较差。文献[4]提出使用 Kinect V1 相机研究了一种实时三维重建技术 Kinect Fusion,该技术可以在不受光照条件的室内场景下良好的运用。华南理工大学研究团队针对双目视觉、结构光、双偏振技术组合,研发了一种双目结构光三维重建系统,可以识别有限视野范围内的物体三维信息,可以避免高光 and 阴影的一部分影响,但重建范围过小。识别方面,文献[5]在 R-CNN 和 SPPNet (spatial pyramid pooling networks) 的基础上提出了 Fast R-CNN 检测器。Fast R-CNN 最大的特点是实现了多任务学习方式,网络微调的同时,将目标物体的分类和包围框回归进行同步训练,训练速度和检测速度有了大幅度提升,但与实时性还有一些距离。文献[6]提出的一体化卷积网络的目标检测算法(YOLO)。相继更新了4代,该算法利用整张图作为输入,直接在输出层回归边界框的位置和类别,最大的优势是速度快,但对小物体的检测效果差。分拣方面,文献[7]提出了一种基于CAD的方法,成功研发了一种基于视觉的机器人拾取系统,该系统能够检测和估计物体的姿态,提取可靠的深度边缘,对物体进行错误检测和姿态校正。MUJIN 机器人公司的随机分拣设备采用3D结构光加CAD图导入进行随机分拣。但此类分拣方法都没有将多变复杂环境和精准定位识别结合起来,不能做到在复杂环境中安全的自主分拣。一个便捷、准确、可适性强的随机分拣系统并未真正在生产环境中使用,关键分拣系统研究还未成熟。

本文为解决上述三维重建、随机分拣过程中遇到的问题,为满足工厂工件随机分拣的智能化,提出了一种基于工件视觉三维重建与实例分割检测的随机分拣方法。本文根据具体工件分拣和复杂工业环境工作的需要,结合视觉、机器学习、机器人,组成了一个智能的机器人系统,实现智能工业机器人对物体的随机分拣研究。本方法主要针对复杂工业环境下,随意摆放的螺丝螺母等多种工件进行随机分拣,可以准确分拣出待分拣类别。主要包含3部分设计:1)利用双目结构光研究了一种基于格雷码编码信息的双目

匹配算法,重构全局匹配能量函数,提升了双目立体匹配的精度;2)引入实例分割进行工件的识别,融合三维重建与识别^[8]为工件的抓取提供精准定位坐标;3)构造随机分拣系统,完成复杂场景下的工件随机分拣系统搭建。本文将完成以上3部分内容的分项设计和实验分析,并将3部分进行系统集成,预期三维重建精度高,识别准确,随机分拣的成功率高于90%。这将对工业生产、分拣工作、视觉与机器学习的结合产生重要的意义,也对机器人生产、人机协作起到重要的作用。

1 基于双目结构光的三维重建技术

为解决传统双目视觉三维重建精度差的问题,引入条纹结构光加入双目视觉系统,构成双目结构光三维重建视觉系统,硬件上使用两个相同的 Basler 工业相机和一个高速投影仪^[9],如图1所示,本文的双目结构光视觉系统主要框架包括双目标定以及立体校正,结合结构光组件生成的格雷码编解码,结合编码识别信息的立体匹配、螺丝工件的三维重建研究。



图1 双目结构光视觉系统主要框架

双目立体标定的目的是为获取左右相机的各类参数,包括描述相机本质和相互关系,建立世界坐标系与图像坐标系的对应关系,描述左右两个相机的位置相对关系。立体校正将在标定后将左右相机拍摄的图像进行行对准,通过将二维匹配搜索方式降低为一维搜索方式来降低匹配的复杂度,同时也可以降低误匹配点。使用投影仪投射条纹编码图片,采用格雷码编解码方式,使得两个相机同时采集图像后,利用解码方式将图像像素对应条纹的位置信息。立体匹配可结合结构光编解码所获得的初始视差,结合图割算法重构能量函数,获得左右相机的像素对应关系,得到最终视差图。三维重建根据视差图结果和三角测量原理^[10],完成待测工件的三维坐标点求取工作。

1.1 条纹结构光

采用投影仪分辨率为 $1\ 024\ \text{px} \times 768\ \text{px}$,由于噪声、待测物体表面的发射特性等原因会造成条纹边界提取困难,因此,本文选择7位格雷码^[11]方案,根据格雷码编码特性,可以得知投影7幅格雷码图像,便可以生成 $2^7 = 128$ 个编码。如图2所示,投影光将增强待测螺钉物体表面的纹理,同时将图像分成了不同的编码区域。投影时的不同时刻依次把7张图像投向待测物体,即可利用7位格雷码把图像的 $1\ 024$ 个位置分为 2^7 个等距区间,因此每个最小区间的像素宽度为 $1\ 024/2^7 = 8\ \text{pixel}$,便是每8个像素值拥有一个相同的格雷码值。

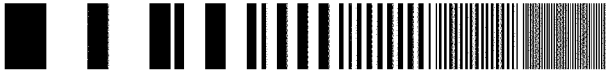


图 2 7 幅格雷码图像

如图 3 所示是举例左相机拍摄到投影仪投影到待测工件表面的一幅条纹图。

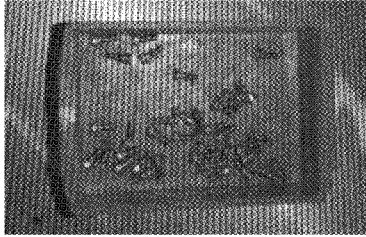


图 3 左相机拍摄的条纹图

1.2 双目立体匹配

通过投影结构光的研究,对左右相机的条纹成像进行解码,完成初次视差匹配,获得初始视差,同时解决了个别物体表面纹理少的问题,在搜索左右图像的对应匹配点时,寻找具有相同格雷码区间即代表了待测物体的同一区间,计算稠密视差时,在该区间内搜索像素即可。在初次匹配的基础上进行二次匹配获得最终稠密视差时,由于图割算法^[12]具有全局优化的特性,可获取高精度的稠密视差图,故本文使用基于图像分割并融合条纹信息的匹配方法,该方法主要包括 3 个过程:结合初始视差重构能量函数、网络图构造以及能量函数最小化进行视差求解。

1) 重构能量函数

结合条纹编码信息的图割匹配算法进行立体匹配时,需考虑初始视差范围,将其作为能量函数的一个参考。故重建能量函数:

$$E(d) = E_{data}(d) + E_{smooth}(d) + E_{range}(d) \quad (1)$$

其中,该能量函数的 3 项分别为数据约束项 $E_{data}(d)$ 、平滑约束项 $E_{smooth}(d)$ 、视差范围约束项 $E_{range}(d)$,都表示执行匹配算法时需要解决的问题。数据约束项是为了约束数据,从而根据数据获取最佳的像素点匹配,平滑项根据临近像素具有的相似性特点,得到像素 p 的邻接像素 $p1$ 和 $p2$ 的视差分配是相同的,平滑项一般按照距离度量分成分段函数。视差范围约束项将初始视差范围作为重构能量函数的范围约束,偏离的视差对于稠密视差的计算没有帮助,故超过范围的不再计算。

2) 网络图的构造

使用图割算法,构造网络图是必不可少的过程,网络图 $G = \langle V, E \rangle$ 由对应像素和两个附加点:源点 S 、汇点 T 的节点和连接节点的视差边和平滑边构成。本文在初始视差值的范围基础上,构建网络图的具体流程如下。

(1) 设置一个可以将图像 I 放置其中的 O -XYZ 三维坐标系,并将放置后图像 I 的坐标系与三维坐标系中的 OXY 平面对应坐标系进行原点与轴的对应重合。

(2) 从原点开始,在 Z 轴正方向上,以初始视差为限制,放置一定数量的向量 l_1, l_2, \dots, l_n ,且这些向量的间距固定。具体放置方式为:因为向量 l_1 与原点重合,故将点 q_0 、原点、 l_1 分别重合放置,放置点 q_n 与 l_n 重合,将 q_i 放置在 l_i 和 l_{i+1} 的中间。因此在 Z 轴正半轴上共放置与向量数量相同的 n 个点,综合点 $p = (px, py)$ 与点 q_0, q_1, \dots, q_n ,结合 OXY 平面,这些像素点构成一个立方体网格。

(3) 为完成稠密视差计算,在立方体网格基础上仍需要增添边界来细化视差计算。因此在构成的网格图两端添加源点 S 、汇点 T ,利用两个节点与立方体进行边界的增加,增添的一条边在源点 S 到向量 l_1 上的每个前景像素点间,另一条增添的边在汇点 T 与 OXY 平面相对的面上的节点间,最终构建得到网格图 $G = \langle V, E \rangle$,则:

$$V = \{s, t\} \cup \{(p; q_i) \mid p \in I_1, i = 0, 1, \dots, n\} \quad (2)$$

$$E = \{(s, (p; q_0)), (t, (p; q_n)) \mid p \in I_1\} \cup E_s \cup E_d \quad (3)$$

其中, E_s 代表平滑边的集合, E_d 代表视差边的集合。由于初始视差范围限制,放置向量 l 和点 q 是在初始视差范围内,并不是整个图像范围,大大减少了网格计算量。

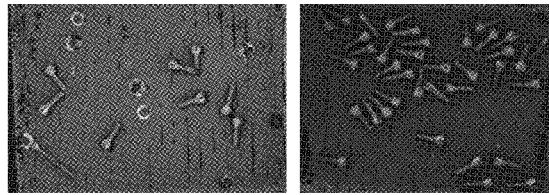
3) 能量函数最小化

能量函数最小化的过程就是匹配求解视差的过程,函数最小化等同于求解图的最小割,利用 α 扩展算法进行优化计算能量函数最小化,结合初始匹配的结果,每次扩张均采用图割方法中的最大流/最小割算法(最小割容量等于最大流的值)进行求解计算获得最大流和最小割,即可计算能量函数最小化,再根据获得的 α 扩张视差分布,即获得视差图。

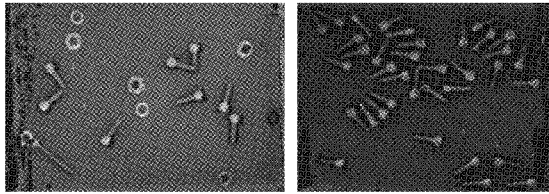
1.3 三维重建

三维重建过程依据三角测量原理,求解待测工件在三维空间的三维坐标,从而完成待测工件的三维重建。通过标定参数和视差图的获得,结合重建原理对目标工件进行三维重建。如图 4 所示,其中图 4(a) 为传统双目匹配技术进行三维重建的效果图,重建后,效果图中存在较多空洞,不利于三维坐标点的精准获取,图 4(b) 利用本文改进的双目结构光系统进行工件三维重建,得到效果图空洞大量减少,重建效果良好。图片的对比展示了传统图割法双目立体匹配重建可视化结果与本文视觉系统重建可视化结果。这因为本文在视差图获取的研究上,增加了结构光编码并改进图割算法进行了全局能量函数的重构优化,可以明显看出本文视觉系统三维重建效果比传统双目立体匹配视觉技术获得的重建效果要更优化。

分析三维重建精度,本文针对待分拣的 $M8 \times 20$ mm 型号螺丝工件,工件距相机光心距离为 790 mm,选取传统方法^[13]和本文方法重建效果图中各一幅,对图中 8 个待分拣工件的中心点作为测量标准点,记录其三维坐标点。如图 5 所示,图 5(a) 传统方法是传统的双目视觉进行三维重建,图 5(b) 本文方法是双目结构光三维重建方法,显然,本

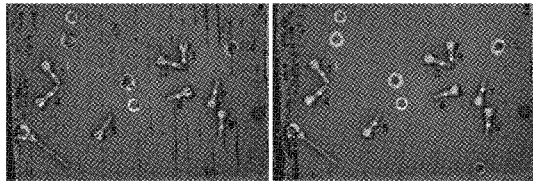


(a)传统图割法双目立体匹配系统重建效果图



(b)本文双目结构光视觉系统重建效果图

图4 工件三维重建效果图



(a)传统方法重建效果 (b)本文方法重建效果

图5 8个工件质心点选取图

文重建效果较好。

如表1所示,为8个工件中心点坐标测量10次的平均值,并对深度值进行统计说明。传统图割法双目视觉方法综合深度绝对误差6.03 mm,综合相对误差0.763%,本文方法三维重建综合深度绝对误差1.23 mm,综合相对误差0.156%,可知本文的重建精度在1 mm左右,精度比传统方式有很大改进。同时,分析20次立体匹配与三维重建的整体运行时间,得到传统方法时间均值为1.875 s,本文改进方法运行时间较长,时间均值为2.314 s,但可以满足本文工件随机分拣的要求。

表1 工件质心点深度坐标

质心点	传统方法	相对误差/	本文方法	相对误差/
	深度/mm	%	深度/mm	%
1	796.15	0.778	790.75	0.095
2	798.17	1.034	792.05	0.259
3	795.79	0.733	791.23	0.156
4	785.24	0.603	789.42	0.073
5	783.56	0.815	788.89	0.141
6	796.52	0.825	792.03	0.257
7	794.11	0.520	790.40	0.051
8	796.26	0.792	791.71	0.216

2 基于实例分割的物体识别技术

利用 Mask R-CNN 实例分割算法,本文在不同工件中

完成 M8×20 mm 的螺丝的识别,故仅训练识别该型号螺丝。训练的过程主要包括数据集标注、数据处理、训练得到训练模型。训练的工件对象为 M8×20 mm 型号的螺丝,如图6所示,使用本文视觉系统在检测与训练时,保持相机高度一致进行图像采集^[14],训练时采集50张图片,其中有效标注工件500个。对图片中有效待测工件进行了掩膜标注,并定义标签为 screw,结合训练过程的第2步,在进行了数据集掩膜标注后,提取已标注工件的特征,作为执行训练时的掩码标签。

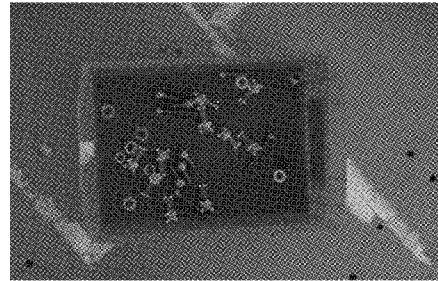


图6 工件数据集掩膜标注

如图7所示,图中的10个螺钉与图6中的标注螺钉相匹配,是标注后提取出的掩码标签。

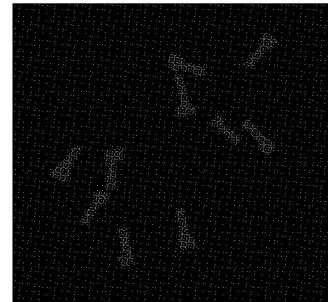


图7 掩码标签

为确保网络训练的结果准确度和网络训练效率,本文实例分割网络利用超参数对网络训练进行预设。主要超参数设置 Epoch 大小为3 000 和 Batch 大小为128,一个 Epoch 代表全部训练样本图像的一次训练,Batch 大小代表了单次训练选择的样本图像数量,决定了训练梯度代价函数下降方向,影响了模型的训练速度和精度。本文使用的 RPN 检测网络,设置其正样本阈值0.7,负样本阈值0.3,非极大值抑制阈值0.7。锚点的设置,在 RPN 网络中将全图分为不同尺寸的锚点,并进行分类,大多分成32、64、128、256,但当目标物体尺寸过小时,该尺寸的锚点则不能正确地识别物体,因此本文选用了 K-means 聚类算法对待检测物体的尺寸进行聚类分析,根据待测物体的尺寸进行锚点大小的确定。当训练网络训练至2 700步时训练函数收敛。

本文在多种环境、放置工件不同的情况下,对工件检测算法进行验证,放置的工件包括 M8×20 mm 螺丝、M6×40 mm 螺丝、M6 与 M8 的螺母及垫片,其中训练识别

的为 $M8 \times 20$ mm 螺丝。识别过程中进行的二维定位信息为二维图像通过掩膜分割结果进行图像质心点坐标定位,为分拣系统中三维坐标抓取点提供了基础。如图 8 所示为工件识别结果。

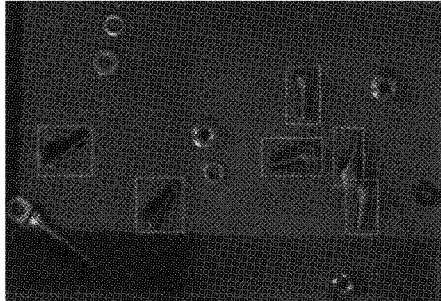


图 8 工件识别结果

3 机器人随机分拣系统

3.1 分拣实验过程分析

本文所有实验所使用电脑为 DELL G7,处理器 i7-9750H,内存 16 G,固态硬盘 1 GB,显卡类型 NVIDIA RTX 2070。主要有视觉三维重建、实例分割识别、随机分拣 3 部分组成,前文已将三维重建与实例分割识别的结果进行分析,本节结合前文结果对随机分拣过程进行分析。

本文为分拣在盒内随机散乱摆放的工件,设计了一个结合视觉、深度学习、随机分拣为主的智能机器人系统,为说明本文分拣过程,利用三维模型绘制了本文的系统结构桌面示意图。如图 9 所示,工作台桌面上硬件平台包括双目结构光视觉系统、Kinect、UR5 机器人、物料盒、工件、工作台。具体随机分拣动作是在多种类型工件中,将待分拣的 $M8 \times 20$ mm 螺钉工件从放置随机工件的物料盒中随机抓取,并随机放置到空物料盒中。

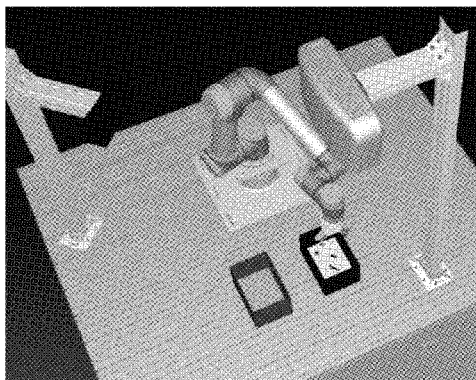


图 9 系统结构桌面示意图

随机分拣的过程先通过深度学习识别和二维定位需要抓取的螺丝工件,视觉系统投影条纹图像并进行立体视觉三维重建,结合识别过程中二维坐标信息对应到三维重建中待抓取工件的三维坐标,然后结合手眼标定,得到工件相对于机器人坐标系的位姿,通过机械臂逆解方式,算得各关

节角,驱动机器人运动,进行抓取放置。当第 1 个工件成功放置后,重新调用视觉系统,重复分拣操作,本文未规定抓取顺序,每次视觉系统对于识别到的工件都进行随机排序。

结合前文叙述的三维重建工作中心点的选择和实例分割识别过程,本文多部分实验分析采用同一种零件摆放方式,旨在表明本随机分拣系统可以完成工作并可清晰展示出在零散、接触、重叠等多种情况下的识别和抓取。如图 10 所示,为本文随机分拣实验工件位置图。

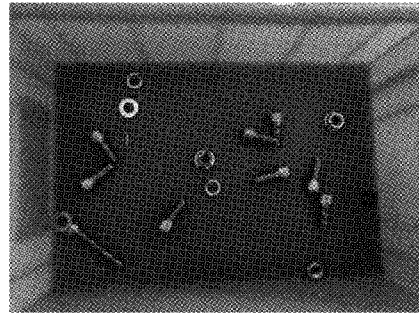


图 10 工件位置图

示例说明本文在不同工件中抓取指定的 $M8 \times 20$ mm 的螺丝,共计 8 个,其中包括螺丝尾接触 2 个,螺丝头接触 2 个,堆叠 2 个,随意摆放 2 个。如图 11 所示,示例随机分拣的单个过程。图 11(a)为视觉系统已经检测到待抓取工件,机械手移动到位;图 11(b)为机械手根据定位识别信息,进行准确抓取,并逐渐夹紧手爪;图 11(c)为手爪已抓紧,开始将工件取出;图 11(d)为机械手将工件抓取出后移动到另外一个物料盒进行工件放置。

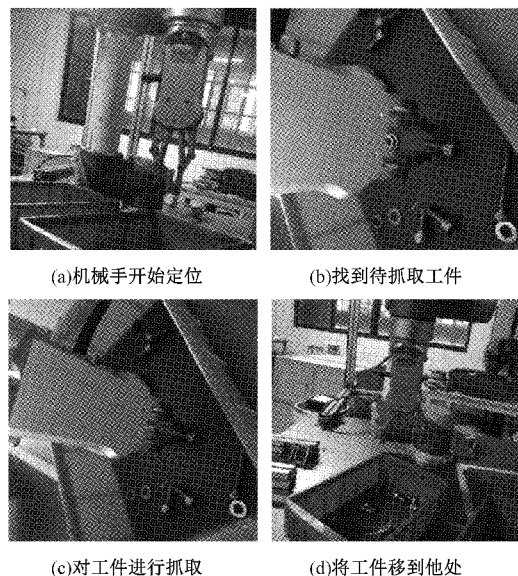


图 11 随机分拣过程

如表 2 所示,根据 8 个工件的位姿,机械臂本次进行了准确的定位分拣工作,8 个工件全部成功分拣,接下来将对分拣成功率进行分析。

表2 8个螺丝工件的视觉识别位姿

目标 工件/个	全部 成功/次	分拣成功率/ %	1个未成功/ 次	多个未成功/ 次
4	25	100	0	0
8	23	92	2	0
12	23	92	1	1
16	23	92	1	1
20	22	88	2	1

3.2 分拣实验成功率分析

对训练过可识别的 M8×20 mm 型号螺丝进行不同数量不同位置的实验以验证本文随机分拣的分拣效果。具体验证方式为,在多种工件中分别放置 n 个可识别螺丝($n=4, 8, 12, 16$),以不同位置摆放各做分拣实验 25 次。实验结果如表 3 所示,不同摆放位置实验分拣 25 次,当目标工件为 4 个时,分拣成功率为 100%,当目标工件为 8、12、16 个时,分拣成功率为 92%,当目标工件为 20 个时,分拣成功率为 88%。综合 125 次试验,全部成功次数为 116 次,综合全部分拣成功率为 92.8%,单次分拣多个未成功率为 2.4%。由表 3 可知,在待分拣工件数量为较少时,分拣成功率高,数量增多后,全部成功次数降低,但未全部成功分拣的次数中,并不是所有工件都未成功分拣,而是只有其中少数工件未分拣成功。

表3 随机分拣实验成功次数统计结果

X/mm	Y/mm	Z/mm	A/(°)	B/(°)	C/(°)
1 527.095	104.189	24.833	-176.381	-17.111	-130.972
2 434.052	187.688	27.144	168.756	5.435	-62.763
3 451.066	215.213	22.816	-169.682	11.996	-26.458
4 424.746	239.757	21.634	-152.242	-11.673	34.589
5 439.033	265.529	20.975	-151.069	8.012	41.167
6 531.284	184.797	23.695	-167.945	-13.531	10.597
7 552.124	120.439	23.613	-175.692	-13.923	-5.474
8 421.441	194.080	21.294	-151.911	10.785	20.793

在上述成功次数统计分析的基础上,本文针对螺丝工件的分拣个数成功率进行分析,目标工件个数为 4、8、12、16、20 五种情况,分别以不同的摆放状态各实验 25 次,实验总次数 125 次,累计待分拣工件共计 1 500 个,成功分拣个数总计为 1 485,工件个数成功分拣率为 98.8%,具体分析数据如表 4 所示。

表4 不同个数实验成功次数统计结果

目标工件/个	4	8	12	16	20
成功个数	100	198	297	395	492

分析本文分拣系统特点,将本文视觉随机分拣系统与毛孟娜^[3]、靳璞磊^[15]、房国栋等^[16]以及本文前述的视觉随机分拣国内外现状对比,现有技术仅一部分对随机分拣进行了科研性研究,并未给出具体分拣准确率的分析,一部分较为成熟的分拣系统成功率在 90%左右,本文所述的随机分拣系统较为完整且成功率高,本文视觉随机分拣系统主要优势有:

1) 本文选用深度学习识别方式,识别准确率高,采用双目结构光的三维重建方式,较传统二维定位更为准确,带有编码信息的双目匹配得到的三维重建效果良好,可得到准确的工件三维坐标。

2) 本文的分拣设计为放置完一个工件后,重新对场景内工件进行双目识别定位,有效地减少了在抓取过程中工件变动带来的抓取误差,并且不会因为一个工件抓取失败而导致整个任务失败,当一个工件抓取失败后,机械臂复位,重新进行识别定位,开始新的随机分拣,大大提高了分拣的成功率。

4 结 论

本文针对复杂工业环境下在箱体中进行随机分拣任务进行研究,尤其针对原始图像分拣定位精度低,识别不准确的情况进行主要研究。设计了一个基于双目结构光与深度学习的工件随机分拣系统,采用双目相机、投影仪、UR5 机器人、RG2 手爪完成视觉系统和分拣系统的硬件平台,采用双目立体视觉技术进行三维重建,实例分割进行物体的精准识别,并机器人控制技术完成整个随机分拣系统设计。

经过本文的研究和系统设计,完成了基于双目结构光与深度学习的工件随机分拣研究,并验证了系统的可行性。并分析了随机分拣过程中分拣成功率的影响因素,针对部分螺丝工件分拣失败的情况,产生误差的原因主要有采集误差、标定误差、RG2 手爪误差和环境变化误差等。得到分拣过程中综合全部分拣成功率 92.8%,工件个数成功分拣率 98.8%。经过研究和系统设计,完成了基于双目结构光与深度学习的工件随机分拣研究,并验证了系统的可行性。但仍存在一些不足,仍需要进一步的研究才能解决 RBP 系统的各类疑难问题,接下来可从如下几个方面进行研究与改进。

1) 采用双偏振投影采集技术与相机结合,利用深色高暗物体表面对双偏振中 P 偏光和 S 偏光均不敏感,以及高反光物体表面对双偏振中 P 偏光或 S 偏光其中一种敏感的特性,解决待测工件表面为高反光或深色表面对双目结构光视觉系统带来的影响,提高双目视觉系统的识别定位精度和稳定性。

2) 对机器人末端执行手爪进行改良,可将手爪的手指部分设计的更小巧灵活一些,或将末端执行器更换成真空吸盘,避免机器人末端手爪在执行抓取工作时,对其他待分拣工件产生影响,提高随机分拣的准确率。

参考文献

- [1] 谢俊,李玉萍,左飞飞,等. 基于机器视觉的孔类零件尺寸在线检测[J]. 电子测量技术,2021,44(2):93-98.
- [2] LE T T, LIN C Y. Bin-picking for planar objects based on a deep learning network: A case study of USB packs[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(16):3602-3632.
- [3] 毛孟娜. 双目视觉机器人的目标识别与抓取技术研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2019.
- [4] NEWCONBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. Kinect fusion: Real-time dense surface mapping and tracking[C]. 2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), 2011: 127-136.
- [5] GIRSHICK R. Fast R-CNN[J]. Eprint ArXiv, 2015, ArXiv:1504.08083.
- [6] MOECHAMMAD S, CAHYA R, BERKAH A. Detecting body parts from natural disaster victims using you only look once(YOLO)[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1073(1):012062.
- [7] LIU M Y, TUZEL O, TAGUCHI Y, et al. Fast object localization and pose estimation in heavy clutter for robotic bin picking[J]. International Journal of Robotics Research, 2012, 31(8):951-973.
- [8] 朱书勤. 基于注意力融合网络的RGB-D目标检测算法[J]. 电子测量技术,2021,44(9):110-115.
- [9] AHMED A H, HASSAN A M, LOTFI H A. Stabilization of expansive sub-grade soil using hydrated lime and dolomitic-limestone by-product (DLP)[J]. Geotechnical and Geological Engineering,2020, 38(2): 1605-1617.
- [10] 余洪山,付强,孙健,等. 面向室内移动机器人的改进3D-NDT点云配准算法[J]. 仪器仪表学报,2019, 40(9):151-161.
- [11] 肖汝宁,周金治. 改进格雷码结构光双目视觉工件3D测量[J]. 计算机测量与控制,2019, 27(3): 30-33.
- [12] GEETHA V, RAIKUMAR E. Automatic detection of irritable bowel syndrome for 3D Images using supervoxel and graph cut algorithm [J]. International Journal of Biomedical and Clinical Engineering(IJBCE),2021,10(2), DOI:10.4018/IJBCE.2021070101.
- [13] 徐斌,行鸿彦,解建华,等. 基于三维重建的大腿假肢接受腔定制研究[J]. 电子测量与仪器学报,2018, 32(9):176-186.
- [14] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid net-works for object detection[C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 936-944.
- [15] 靳璞磊. 基于智能相机和工业机器人的自动分拣技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2016.
- [16] 房国栋,高军伟,朱晨曦,等. 基于机器视觉的机械臂智能分拣系统[J]. 仪表技术与传感器,2020(12): 72-76,81.

作者简介

王政博,助教,主要研究方向为机器视觉、机器人。

E-mail:yunworthy@163.com

唐勇,副教授,主要研究方向为自动控制。

E-mail:359759877@qq.com

陈国栋,副教授,主要研究方向为机器视觉。

E-mail:1576458999@qq.com

刘海波,副教授,主要研究方向为通信、智能控制。

E-mail:3300254394@qq.com