DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2311149

面向喷涂件下挂的机器人 3D 视觉引导策略研究*

张 龙,赖惠鸽,杨玉坤,李少东,朱学军
(宁夏大学机械工程学院 银川 750021)

摘 要:因悬挂链运送喷涂工件难以严格定位,导致其下挂效率低下,提出一种基于 3D 视觉引导机器人进行喷涂件下挂的控制策略。通过实例分割网络 Mask-RCNN 进行训练推理,得到喷涂件实例 MASK,获取经像素对齐并实例分割后的彩色图和深度图,利用相机内参重建喷涂件三维点云;离线生成喷涂件模板点云,在线生成喷涂件目标点云,经点云初始配准矫正喷涂件的位姿后,进而通过 ICP 精配准算法实现喷涂件位姿估计;在机器人视觉系统手眼标定之后,进一步通过 5 次多项式插值设计机器人关节平滑运动轨迹,控制引导机器人进行喷涂件下挂。实验结果表明,喷涂件位姿估计角度平均误差不超过 10°,在 Z 移动方向上误差值平均为 6.83 mm,最小为 0.02 mm,且在仿真环境和现场环境可引导机器人实现喷涂件自主下挂。

关键词:喷涂生产线;三维视觉引导;深度学习;位姿估计;机器人控制
中图分类号:TH39 TP242 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:460.40

Study of 3D vision guidance strategy for robots with sprayed parts hanging down

Zhang Long, Lai Huige, Yang Yukun, Li Shaodong, Zhu Xuejun
(*College of Mechanical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China*)

Abstract: A control strategy based on 3D vision to guide the robot for spraying parts hanging is proposed because the hanging chain transporting spraying parts is difficult to be strictly positioned, which results in its low hanging efficiency. The MASK of the sprayed part is obtained by training and inference through the instance segmentation network Mask-RCNN, and the color and depth maps are obtained after pixel alignment and instance segmentation. After the hand-eye calibration of the robot vision system, the robot joints are further designed to move smoothly by means of five polynomial interpolation, and the robot is controlled and guided to hang the sprayed parts. The experimental results show that the average error of the position angle of the sprayed parts is not more than 10°, and the average error value is 6.83 mm in the Z-movement direction, with a minimum of 0.02 mm, and the robot can be guided to realize the autonomous hanging of the sprayed parts in the simulation environment and on-site environment.

Keywords: spraying lines; 3D vision guidance; deep learning; pose estimation; robot control

0 引 言

近年来,喷涂生产线上已经广泛应用喷涂机器人进行喷涂作业,解决了人工喷涂效率低下等问题[1]。但对于喷涂生产线的工件下挂环节,依旧是以人工劳作为主。因此,研究解决面向喷涂件的下挂策略对于整个喷涂生产线的效率提升具有实际意义。喷涂件的传送方式往往以悬挂链为主,其在传送的过程中,由于姿态发生变化,可能导致自动化设备下挂任务的失败。为了能够提高悬挂链上工件的下挂效率,使用工业机器人来代替人工下挂的重复性动作,是提高柔性生产线工作效率的有效方法。目前,针对喷涂件下挂的主要解决方案是设计专用自动化设备实现特定工件的上下料,该方法适用于特定工件喷涂场景,制造柔性不足。针对喷涂生产线悬挂链上工件位姿变化的问题,利用视觉导引的技术可以使得机器人获得更为丰富的场景信息,从而引导控制机器人实现对悬挂链上喷涂件的自动下挂。

在智能制造领域中,工业机器人融合视觉技术主要应用于测量[2]、识别[3]、检测[4]和引导[5]4 个方面。3D

收稿日期:2023-03-08 Received Date: 2023-03-08
*基金项目:国家自然科学基金(51765056)、宁夏大学研究生创新项目(CXXM202243)资助

视觉相比于2D视觉,能够获取场景当中更为丰富的视觉信息,有利于引导控制机器人进行有关作业。通过融合3D视觉信息与比例-积分-微分(proportion integration differentiation, PID)控制方法,可形成两级闭环控制器,实现对机器人更为精准的控制和引导[6]。深度学习网络与视觉技术结合,可以高效实现对目标的识别和处理。Mask-RCNN[7]是一种用于目标识别与分割的网络模型,通过回归得到目标的视觉信息,结合机器人位姿抓取策略,可以实现对目标物体的抓取[8]。现有结合视觉的机器人抓取技术通常是面向静态抓取,动态抓取需要更多的视觉信息来指导机器人进行运动,最为关键的就是目标物体的6D位姿信息。基于视觉的刚体位姿估计方法主要分为基于坐标、基于关键点以及基于模板的方法[9],对于3D视觉获取到的点云信息,通过点云模板匹配的方法可以实现对目标物体的6D位姿估计[10]。迭代最近点(iterative closest point, ICP)[11]算法是最为传统的点云匹配算法之一,结合初始配准可以实现对目标物体的位姿估计。视觉导引机器人作业需要对机器人的关节运动轨迹进行规划,改进梯形加减速控制算法[12]和多项式插值轨迹规划方法[13]成为目前成为机器人关节轨迹规划的主要方法。

本文针对喷涂生产线喷涂件下挂这一特定场景,设计了一种面向喷涂件下挂的机器人3D视觉引导策略,具体内容如下:1)针对喷涂工件位姿难以测量,提出通过机器人视觉感知获取彩色图像和深度图像,通过Mask-RCNN进行喷涂件实例分割,三维重建得到喷涂件的点云信息。最后采用初始配准和精配准两步结合的方式实现喷涂件位姿估计;2)针对喷涂下挂效率低下,柔性不足的问题。通过手眼标定实现相机坐标系到机器人基坐标系的转换,设计机器人关节运动轨迹,进一步引导控制机器人进行下挂作业。

1 3D视觉引导喷涂件下挂流程

基于3D视觉引导机器人运动的喷涂件下挂整体策略如图1所示。首先,通过RGB-D相机采集经过像素对齐之后场景的彩色图和深度图;然后,利用实例分割网络Mask-RCNN进行训练推理,得到单一的喷涂件实例MASK,并将该MASK应用于彩色图和深度图中,得到实例分割后的彩色图和深度图;其次,通过相机标定得到的内参矩阵实现重建喷涂件三维点云,离线生成喷涂件模板点云,在线生成喷涂件目标点云,通过点云初始配准矫正喷涂件的位姿,进而通过ICP精配准算法实现喷涂件位姿估计;最后,通过手眼标定得到相机坐标系与机器人基坐标系之间的旋转平移矩阵,进一步通过设计机器人关节运动轨迹,控制引导机器人进行喷涂件下挂。

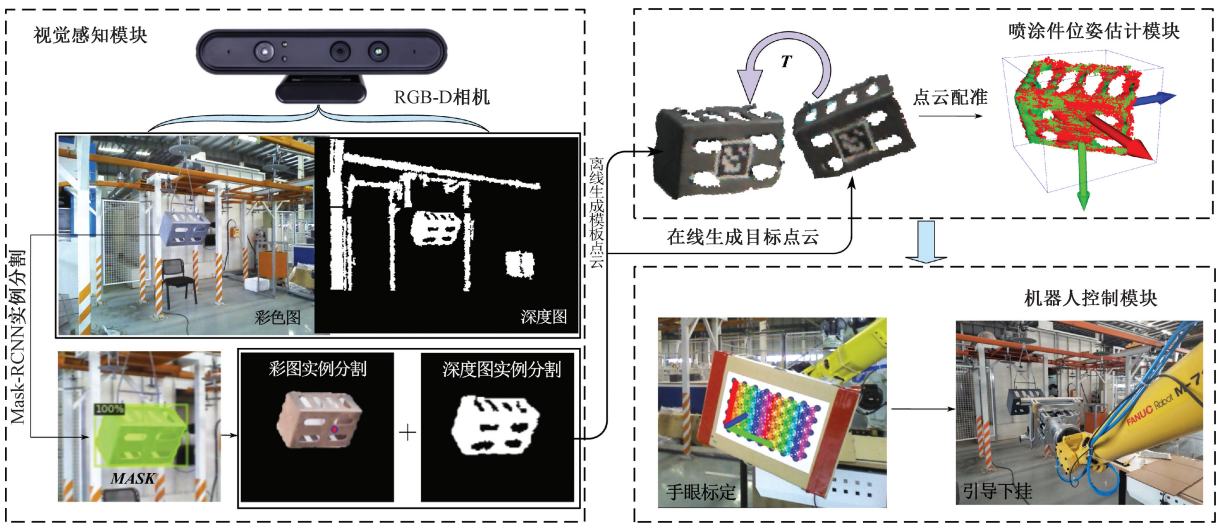


图1 喷涂件下挂3D视觉引导方法框图

Fig. 1 Diagram of the 3D visual guidance method for undermounting sprayed parts

2 融合Mask-RCNN的喷涂件位姿估计

2.1 Mask-RCNN实例分割

Mask-RCNN是基于Fast-RCNN进行改进的目标检测网络模型,区别在于Mask-RCNN有基于像素级别的语义分支[14]。

1)准备数据集:分为真实数据集与虚拟数据集,真实数据集通过真实相机传感器获得,虚拟数据集通过仿真器CoppeliaSim内置的视觉传感器获得。

2)数据集标注:在数据集标注之前,需要编写 labels. txt,该脚本包含所有的实例分割类别,本文的目标是对单目标进行跟踪,因此 labels. txt 内仅有一个类别。标注数据集采用的标注工具为 Labelme。标注时采用多边形标注,尽可能设置较多的锚点来框选出整个目标。

3)划分训练集和测试集。

4)Labelme 格式转 COCO 格式;COCO 格式的数据集必须包含类别信息、图像信息(图片 ID,图片名称,图片分辨率等),实例标注信息。

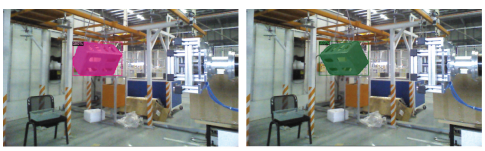
5)Mask-RCNN 模型训练参数如表 1 所示。

表 1　Mask-RCNN 模型训练参数设置

Table 1　Mask-RCNN model training parameters setting

序号	名称	数值
1	数据加载器的线程数	1
2	BATCH	4
3	最大迭代次数	4 000
4	输入图像尺寸	512
5	类型个数	1

6)Mask-RCNN 模型推理与部署,将生成的模型权重文件应用到真实相机和虚拟相机当中,设置置信度阈值为 0. 8,可实现对实时采集到的 RGB 图像进行在线实例分割,喷涂件在不同位姿下的实例分割效果如图 2 所示。



(a) 位姿状态1　(b) 位姿状态2

(a) Position state 1　(b) Position state 2

图 2　Mask-RCNN 模型推理结果

Fig. 2　Mask-RCNN model inference results

2.2　喷涂件三维信息重建

点云是离散的点在坐标系下的整体体现,其包含丰富的信息,包括三维坐标值、颜色信息等[15]。本文通过相机标定得到的内参矩阵实现重建喷涂件三维点云。世界坐标点与图像点的映射关系为:

$$z_c\begin{pmatrix}u\\v\\1\end{pmatrix}=\begin{bmatrix}f/\mathrm{d}x & 0 & u_0\\0 & f/\mathrm{d}y & v_0\\0 & 0 & 1\end{bmatrix}[\boldsymbol{R},\boldsymbol{T}]\begin{bmatrix}x_w\\y_w\\z_w\\1\end{bmatrix} \tag{1}$$

其中,u,v 为图像坐标系下的任意坐标点,u_0,v_0 为图像坐标系中心坐标,x_w,y_w,z_w 为世界坐标系下的三维坐标点,z_c 表示相机坐标系的 z 值,即目标到相机的距离。$\boldsymbol{R},\boldsymbol{T}$ 共同组成外参矩阵,分别为旋转矩阵、平移矩阵。假设世界坐标系和相机坐标系重合。相机坐标系下的物体和世界坐标系下的物体具有同一深度,即 $z_c = z_w$。由此可得图像点$[u \quad v]^{\mathrm{T}}$ 到世界坐标点$[x_w \quad y_w \quad z_w]^{\mathrm{T}}$ 的变换公式:

$$\begin{cases}x_w = z_c \cdot (u - u_0) \cdot \mathrm{d}x/f\\y_w = z_c \cdot (v - v_0) \cdot \mathrm{d}y/f\\z_w = z_c\end{cases} \tag{2}$$

2.3　基于点云配准的喷涂件位姿估计

针对于工业现场,基于点云的模板匹配方法是相对可靠的位姿估计方法[16]。本文通过离线采集喷涂件模板点云,在线生成喷涂件目标点云,利用改进的 ICP 算法求解模板点云和目标点云之间的旋转、平移关系[17]。

1)点云特征描述

对采集到的模板点云和目标点云进行离群点的剔除,采用局部特征描述子快速点特征直方图(fast point feature histograms,FPFH)计算点云特征。快速点对直方图 FPFH 在计算复杂度方面有一定的改善。该方法通过对查询点与其邻域内的点得到参数更少的元组,不仅保留了 PFH 的特征描述性能,而且提高了特征描述的效率。FPFH 特征描述子的计算方式如下:

$$V_{FPFH}(H_q) = V_{SPFH}(H_q) + \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{w_i}V_{SPFH}(H_i) \tag{3}$$

式中:V_{FPFH} 为点对特征直方图描述符;V_{SPFH}为简化点对特征直方描述符;w_i 定义为权重系数,其值为 H_q 和 H_i 之间的欧氏距离。

2)初始配准

本文采取点云两步配准的方法,第一步为初始配准,第二步为精配准。初始配准采用的方法为采样一致性初始配准算法,使用该方法可以在初始配准阶段有效矫正待配准点云的位姿,通过上文计算所得特征点的 FPFH 值,可以从特征点大量候选对应关系寻优得到的初始的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_0$ 和平移矩阵 $\boldsymbol{T}_0$。采样一致性初始配准算法的计算原理与过程如下。

(1)在提取到的源特征点当中选取 n 个数据点集作为对象,所选对象两两之间的距离应大于所设定的距离阈值,该步骤的目的是保证所选对象具备不同的 FPFH 特征值。

(2)对所提取的目标点云集当中,找出与源特征点具有相似 FPFH 值的对象,并且将这些对象存储起来,随机选择某一对象,作为源特征点集和目标特征点集的对应点。

(3)依据对应点的对应关系来计算两点之间的刚体变换矩阵,并且通过计算距离误差函数值来评价刚体变换矩阵的优劣。距离误差函数采用 Huber 公式进行判定。

$$H(l_0) = \begin{cases}\dfrac{1}{2}l_0^2, & |l_0| < m_l\\[2ex]\dfrac{1}{2}m_l(2|l_o| - m_l), & |l_o| > m_l\end{cases} \tag{4}$$

式中：m_l 为设定的误差阈值；l_o 为第 o 组对应点进行旋转和平移变换之后的距离差值。根据公式计算各组对应点的误差值，使得误差函数值最小的刚体变换矩阵即为采样一致性初始配准算法的输出结果。

3）精确配准

特征点云初始配准结束之后，获得的刚体变换矩阵作用于初始输入点云后，配准的精度一般难以满足要求[17]。为了进一步降低配准的误差，提高输入点云的配准精度，需要在初始配准之后进行精配准进行优化处理。利用点对点的 ICP 算法作为精确配准的方法，并且引入 K-D 树加速近邻搜索，建立基于欧氏距离的点云配准评价指标，加快点云配准的收敛速度。

对于源点云当中的每一个点 p_i，通过式(5)把该点转换到目标点云的坐标系下，然后对于目标点云中的每一个点 q_i，计算其与 p_i 之间的欧氏距离，根据式(6)，判断对应点之间的距离是否是最小值，以此不断迭代更新旋转矩阵和平移矩阵，直到满足停止迭代的条件，输出最优的变换矩阵。

$$p_i' = \boldsymbol{R} \cdot p_i + \boldsymbol{T} \tag{5}$$

$$E(\boldsymbol{R},\boldsymbol{T}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \| \boldsymbol{R} \cdot p_i + \boldsymbol{T} - q_i \|^2 \tag{6}$$

3 机器人运动引导控制

机器人视觉系统分为“眼看手”、“眼在手”两种[18-19]，根据实际工况背景要求，采用“眼看手”机器人视觉系统便于进行喷涂件位姿估计。为了将机器人坐标系与相机坐标系联系起来，需进行手眼标定。完成手眼标定后，就可以把相机坐标系下的位姿信息转换成机器人基坐标系下的位姿信息，进而通过机器人逆运动学计算机器人各个关节的旋转角度，通过设计机器人的关节运动轨迹，采用 PID 控制算法，实现机器人对喷涂件的平滑下挂。

根据离线采集的模板点云，得到其在相机下的姿态矩阵 $\boldsymbol{P}$，基于点云配准得到的模板点云与目标点云之间的旋转平移关系得到 $\boldsymbol{T}$，以及手眼标定得到的相机与机器人坐标系之间的旋转平移关系矩阵 $\boldsymbol{T}_{eye_hand}$，得到喷涂件在机器人坐标系下的位姿 $\boldsymbol{P}_{obj}$：

$$\boldsymbol{P}_{obj} = \boldsymbol{T}_{eye_hand} \cdot \boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{P} \tag{7}$$

$\boldsymbol{P}_{obj}$ 由旋转矩阵和平移矩阵构成，将旋转矩阵转化为欧拉角，根据机器人逆运动学模型，将喷涂件的位姿信息视为机器人末端执行器的引导点位，存在：

$$\theta_i^{\mathrm{T}} = f([x \quad y \quad z \quad \alpha \quad \beta \quad \gamma]^{\mathrm{T}}) \tag{8}$$

式中：$[x \quad y \quad z \quad \alpha \quad \beta \quad \gamma]^{\mathrm{T}}$ 是末端执行器的位姿，θ_i 是各个关节角位移，f 是机器人逆向运动学函数关系。根据上式可以反求各关节的角位移和角速度。考虑到 3 次多项式会导致机械臂关节角加速度出现断点，故采用 5 次多项式优化关节运动轨迹，五次多项式插值方程如下所示：

$$\theta(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5 \tag{9}$$

式中：t 为时间变量；$a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$ 是 5 次多项式方程的 6 个系数，需要根据关节 2 个目标插值点的角位移、角速度和角加速度边界约束条件求解方程中的 6 个系数。将初始时间、结束时间、2 个目标点的角位移和角速度的约束条件以及预设定的角加速度分别代入可得。

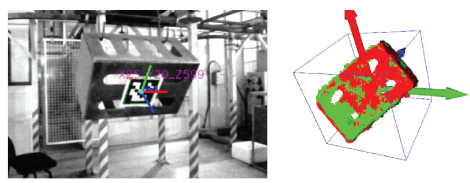
$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t_0 & t_0^2 & t_0^3 & t_0^4 & t_0^5 \\ 1 & t_1 & t_1^2 & t_1^3 & t_1^4 & t_1^5 \\ 0 & 1 & 2t_0 & 3t_0^2 & 4t_0^3 & 5t_0^4 \\ 0 & 1 & 2t_1 & 3t_1^2 & 4t_1^3 & 5t_1^4 \\ 0 & 0 & 2 & 6t_0 & 12t_0^2 & 20t_0^3 \\ 0 & 0 & 2 & 6t_1 & 12t_1^2 & 20t_1^3 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \\ \omega_0 \\ \omega_1 \\ \varepsilon_0 \\ \varepsilon_1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

式中：ε_0 和 ε_1 分别为 2 个目标点的角加速度，需要预先设定。求得各系数之后，就可以得到满足 2 个目标点约束边界条件的 5 次多项式规划方程。

4 实验结果与分析

4.1 位姿估计方法实验分析

通过人工标记码 Aruco Tag 进行目标位姿估计是一种低成本的室内定位技术[20]。如图 3(a)所示为基于 Aruco Tag 的喷涂件位姿估计结果。基于点云模板匹配的方法所得到的喷涂件位姿结果如图 3(b)所示，为了验证本方法对喷涂件位姿估计的可行性和有效性，本文采用 Aruco Tag 获取喷涂件的位姿信息作为实验真值，通过点云模板匹配得到的位姿结果作为实验值。



(a) Aruco Tag位姿估计 (b) 点云位姿估计

(a) Aruco Tag position estimation (b) Point cloud pose estimation

图 3 Aruco Tag 位姿估计与点云位姿估计

Fig. 3 Aruco Tag pose estimation and point cloud pose estimation

如图 4 所示，基于点云模板匹配的方法在位移量在 X 方向上误差值平均为 44.96 mm，最小为 1.33 mm。在 Y 方向上误差值平均为 21.23 mm，最小为 1.52 mm。在 Z 方向上误差值平均为 6.83 mm，最小为 0.02 mm。由于机器人执行下挂操作主要是在 Z 方向精度要求较高，从

位姿估计的实验结果可知,基于点云模板匹配的方法可以有效估计喷涂件的位置信息。

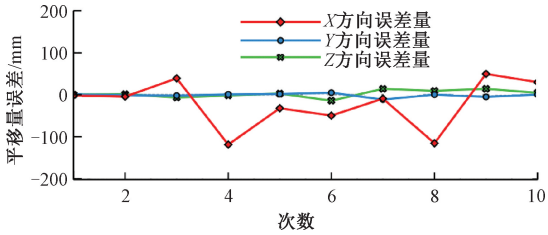


图 4　位移量误差曲线图

Fig. 4　Displacement error graphs

如图 5 所示,基于模板匹配得到的喷涂件绕 3 个轴的旋转角度值与真值之间的平均误差不超过 10°,最小误差仅为 0.16°,可满足机器人对喷涂件下挂的定位精度要求。

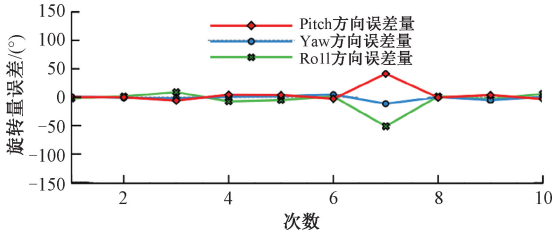


图 5　旋转量误差曲线图

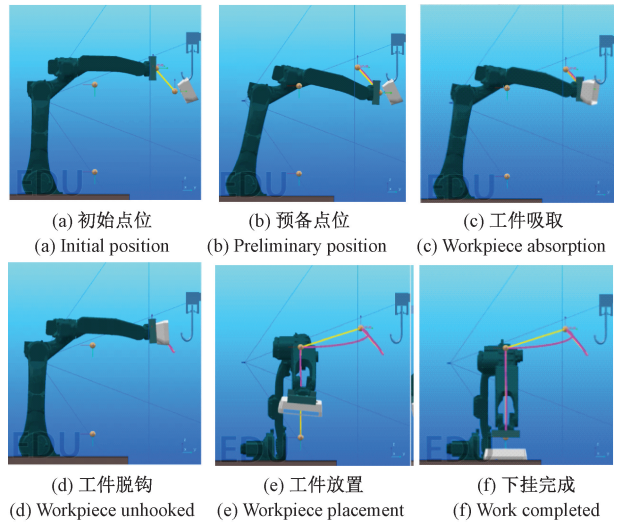
Fig. 5　Rotational volume error graphs

4.2　喷涂件下挂实验结果与分析

1)仿真实验结果分析

基于 CoppeliaSim EDU 进行 3D 视觉引导机器人下挂喷涂件的仿真验证。通过 CoppeliaSim EDU 搭建的仿真实验环境中包含悬挂喷涂件的传送装置、待下挂喷涂件、视觉传感器以及一台工业机器人,设置物理引擎为 Bullet 2.78。为模拟机器人末端执行器磁吸功能,通过仿真器内置脚本函数 sim.setLinkDummy 绑定喷涂件和末端执行器上的虚拟点位,并且设定其链接类型为动力学连接,从而输入控制信号实现末端执行器吸取和下放喷涂件。

图 6 为视觉导引机器人下挂动作。图 6(a)~(b)表示当喷涂件进入到相机视野当中,机器人从初始点位运动到预备点位。此时,视觉系统开始进行 RGB 图像、深度图像的采集、对齐与点云生成,从而通过模板匹配的方法来实现悬挂工件的位姿估计。位姿估计结果与零位点进行对比,当悬挂工件的实时位姿满足误差要求,与零位点的位置相差满足要求时,机器人末端执行器如图 6(c)所示,开始吸取工件。当机器人末端执行器成功吸取到工件之后,进行如图 6(d)所示喷涂件脱钩动作。机器人完成对工件的脱钩操作之后,通过设计引导点位,控制机器人运动到工作台,如图 6(e)~(f)所示,从而完成整个下挂工作。



(a) 初始点位　(b) 预备点位　(c) 工件吸取

(a) Initial position　(b) Preliminary position　(c) Workpiece absorption

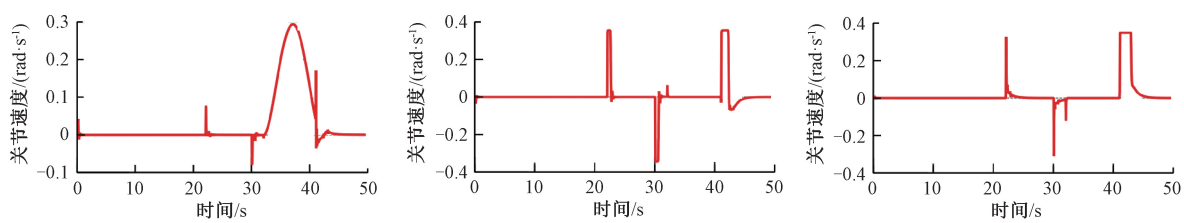
(d) 工件脱钩　(e) 工件放置　(f) 下挂完成

(d) Workpiece unhooked　(e) Workpiece placement　(f) Work completed

图 6　视觉导引机器人下挂动作

Fig. 6　Vision-guided robot down-hanging action

如图 7 所示为仿真过程中机器人 6 个关节的关节角速度变化曲线。在仿真开始时,由于关节约束与重力的影响,机器人的 6 个关节角速度均有短暂地小幅度波动。在第 22 s,机器人快速从初始点位到达预备点位,机器人各个关节的速度曲线为梯形,因为此动作要求在较短时间内完成,梯形加减速速度曲线虽然不平滑,容易造成冲击,但计算简单,便于机器人快速执行操作。在第 32.5 s 时,下挂第 1 阶段关节 1 与 5 运动的速度曲线为 5 次多项式曲线,可以看出在该阶段的速度变化较为平滑,下挂第 2 阶段各个关节的关节速度为相对较为平滑,无明显的尖点。



(a) 关节1　(b) 关节2　(c) 关节3

(a) Joint 1　(b) Joint 2　(c) Joint 3

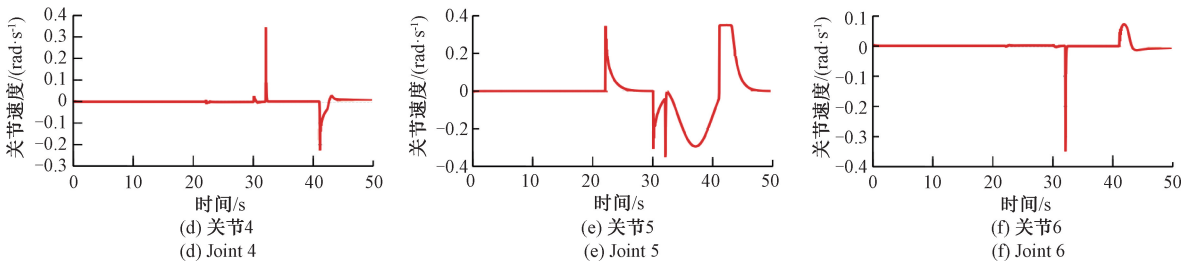


图 7 机器人关节速度轨迹

Fig. 7 Robot joint speed trajectory

基于上述仿真结果分析,所设计的基于视觉导引机器人的喷涂件下挂方法可使机器人通过视觉信息的引导完成对工件的有关下挂动作,机器人各个关节的运动轨迹较为合理。

2)现场实验结果分析

搭建的现场试验平台如图 8 所示,其中包含一条完整的悬挂链输送装置、待下挂的喷涂件、挂钩、FANUC 工业机械臂、机器人控制柜、Astra S 相机传感器以及计算机等。机器人末端执行器采用磁吸式末端执行器。

基于视觉导引的机器人下挂喷涂件现场效果如图 9 所示。机器人在喷涂件进入相机视野后,首先从图 9(a)位置运动到图 9(b)位置,当机器人的位姿与设定的下挂位姿误差达到要求,机器人调整执行器位姿,如图 9(c)所示。机器人由图 9(d)~(e)完成工件吸取、脱钩动作,实现如图 9(f)所示下挂效果。

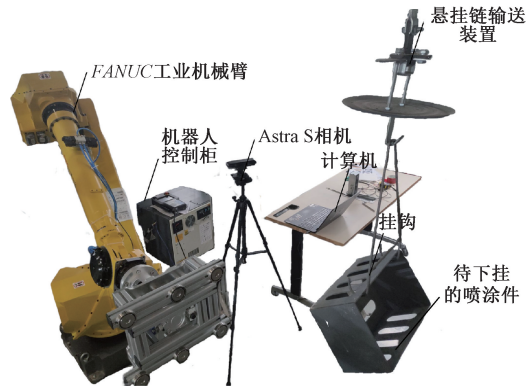


图 8 试验平台硬件图

Fig. 8 Hardware diagram of the test rig

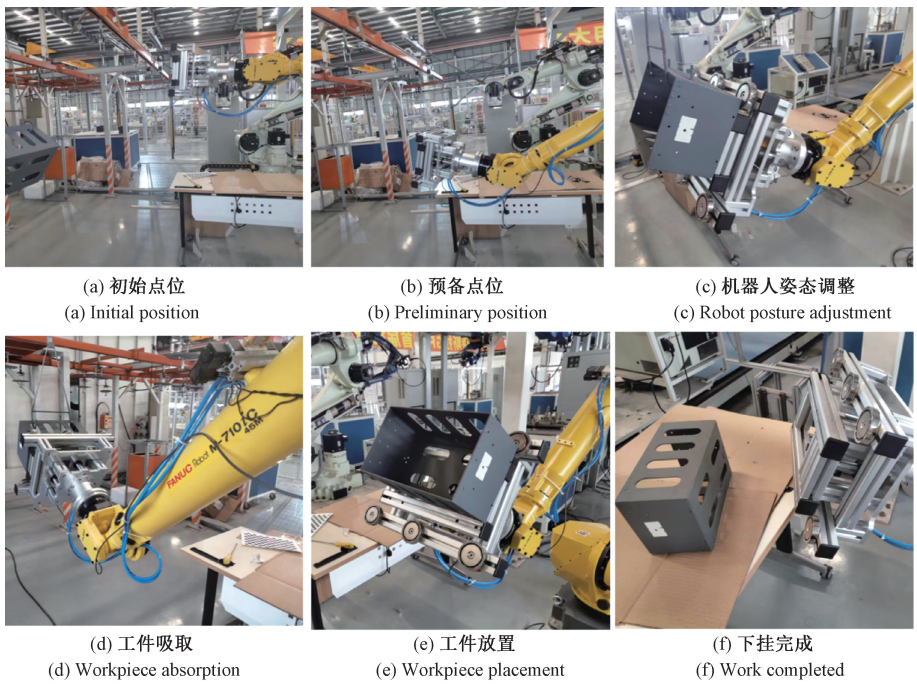


图 9 现场实验机器人动作

Fig. 9 Live experiments with robot movements

现场实验结果表明,所提出的视觉引导机器人进行喷涂件下挂的策略在实际现场当中有效可行。

表 2 所示为机械臂在下挂喷涂件过程中的关键点位位姿信息,由此得到如图 10 所示的机械臂末端执行器轨迹。其中,A-B 段是机器人根据喷涂件位姿调整末端执行器运行轨迹,B-C 段为末端执行器吸取喷涂件运行轨迹,C-D 段为机器人末端执行器脱钩运行轨迹,D-E 段为机器人放置喷涂件时末端执行器运动轨迹。

表 2　机器人下挂末端执行器关键点位姿

Table 2　Key point positions of the robot's under-mounted end-effector

序号	*X*/mm	*Y*/mm	*Z*/mm	Pitch/(°)	Yaw/(°)	Roll/(°)
1	674.54	-45.72	753.93	86.04	-28.53	89.00
2	794.28	-102.84	614.08	68.49	-26.95	100.23
3	1 216.434	-172.07	720.08	75.40	-28.93	96.99
4	1 190.89	-157.85	778.26	53.18	-22.62	111.43
5	849.55	-113.65	520.96	78.70	-29.38	94.73

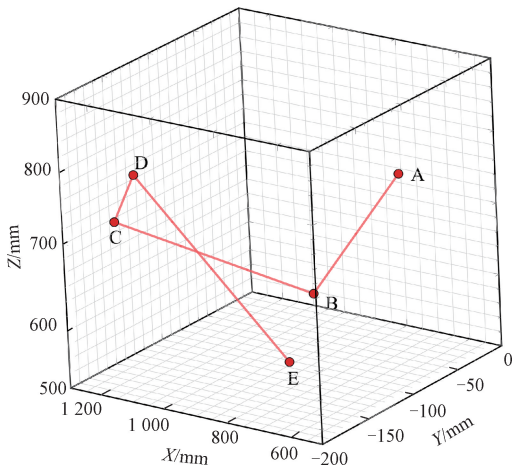


图 10　机器人末端执行器运行轨迹

Fig. 10　Robot end-effector trajectory

由此说明,机器人可以根据喷涂件的位姿信息进行末端执行器位姿调整,从而准确实现喷涂件吸取、末端执行器脱钩以及喷涂件放置等动作。

5　结　　论

本文针对喷涂生产线工件下挂环节,设计了一种面向工业机器人的 3D 视觉引导策略,并通过仿真与现场实验,验证了所提方法的合理性与可行性,同时为现场解决喷涂生产线下料问题提供了新的思路。

所设计的 3D 视觉引导机器人下挂喷涂件全过程中引入的误差主要来源于相机传感器的精度,手眼标定的精度等。在未来的研究中,可以通过传感器选型、改进手眼标定的方法来进一步提高整个视觉引导控制系统的精度和稳定性。

参考文献

[1] 刘亚军,訾斌,王正雨,等. 智能喷涂机器人关键技术研究现状及进展[J]. 机械工程学报,2022,58(7):53-74.
LIU Y J,ZI B,WANG ZH Y, et al. Status and progress of research on key technologies of intelligent spraying robots[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(7):53-74.

[2] WAN Z, LAI L, YIN X, et al. Robot line structured light vision measurement system: Light strip center extraction and system calibration [J]. Optical Engineering, 2021, 60(11):114102.

[3] CHEN S, LIU J, CHEN B, et al. Universal fillet weld joint recognition and positioning for robot welding using structured light[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 74(2):102279.

[4] YANG, CHEN L, MA Z, et al. Computer vision-based high-quality tea automatic plucking robot using Delta parallel manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 181(7):105946.

[5] 王斐,梁宸,韩晓光,等. 基于焊件识别与位姿估计的焊接机器人视觉引导[J]. 控制与决策,2020,35(8):1873-1878.
WANG F,LIANG CH,HAN X G,et al. Vision guidance for welding robots based on weld recognition and position estimation[J]. Control and Decision, 2020, 35(8):1873-1878.

[6] HUYNH B P, SU S F, KUO Y L. Vision/position hybrid control for a hexa robot using bacterial foraging optimization in real-time pose adjustment[J]. Symmetry, 2020, 12(4):564.

[7] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]. International Conference on Computer

Vision, IEEE Computer Society, 2017.
[8] 葛俊彦,史金龙,周志强,等. 基于三维检测网络的机器人抓取方法[J]. 仪器仪表学报,2021,41(8):146-153.
GE J Y, SHI J L, ZHOU ZH Q, et al. A robot grasping method based on 3D-detection network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2021,41(8):146-153.
[9] 郭楠,李婧源,任曦. 基于深度学习的刚体位姿估计方法综述[J]. 计算机科学,2023,50(2):178-189.
GUO N,LI J Y,REN X. A review of deep learning-based methods for rigid body posture estimation[J]. Computer Science,2023,50(2):178-189.
[10] VOCK R, DIECKMANN A, OCHMANN S, et al. Fast template matching and pose estimation in 3D point clouds[J]. Computers & Graphics, 2019, DOI: 10.1016/j.cag.2018.12.007.
[11] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2):239-256.
[12] ZHANG H, BYUN K S. Real time path planning using trapezoidal acceleration profile for omnidirectional mobile robot[J], 2008 International Conference on Control, Automation and Systems, Seoul, Korea (South), 2008: 830-833.
[13] XIAO P, JU H, LI Q. Point-to-point trajectory planning for space robots based on jerk constraints[J]. Review of Scientific Instruments, 2021, 92(9):094501.
[14] 张继凯,赵君,张然,等. 深度学习的图像实例分割方法综述[J]. 小型微型计算机系统,2021,42(1):161-171.
ZHANG J K, ZHAO J, ZHANG R, et al. A review of image instance segmentation methods for deep learning[J]. Small Microcomputer Systems, 2021, 42(1):161-171.
[15] WANG J, JIANG J, LU X, et al. Rethinking point cloud filtering: A non-local position based approach[J]. Computer Aided Design, 2022:144.
[16] 陈从平,姚威,王钦. 面向低纹理工件的识别与位姿估计方法研究[J]. 传感器与微系统,2022,41(10):43-46.
CHEN C P, YAO W, WANG Q. Research on recognition and pose estimation methods for low-texture artifacts[J]. Sensors and Microsystems,2022,41(10):43-46.
[17] LYU J H, WANG Z W, ZHOU Y, et al. A laser scanner point cloud registration method using difference of normals (DoN) based segmentation[J]. Lasers in Engineering, 2022(1/2):53.
[18] PAPAGEORGIOU D, KOUTRAS L, DOULGERI Z. A controller for reaching and unveiling a partially occluded object of interest with an eye-in-hand robot[C]. 2022 IEEE-RAS 21st International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), 2022: 254-260.
[19] NIU H, JI Z, ZHU Z, et al. 3D vision-guided pick-and-place using kuka lbr iiwa robot[C]. 2021 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), 2021: 592-593.
[20] OÁDAL P, HECZKO D, VYSOCK A, et al. Improved pose estimation of aruco tags using a novel 3D placement strategy[J]. Sensors, 2020, 20(17):4825.

作者简介

张龙,2021 年于南京农业大学获得学士学位,现为宁夏大学硕士研究生,主要研究方向为机电系统智能控制。
E-mail: 12021131123@stu.nxu.edu.cn

Zhang Long received his B. Sc. degree from Nanjing Agricultural University in 2021. He is currently a master student at Ningxia University. His main research interests include Intelligent control of machinery and systems.

赖惠鸽,1992 年于华东交通大学获得学士学位,2003 年于华东理工大学获得硕士学位,现为宁夏大学教授,主要研究方向为机电系统智能控制。
E-mail: zyxghl@163.com

Lai Huige received her B. Sc. degree from East China Jiaotong University in 1992, and received her M. Sc. degree from East China University of Science and Technology in 2003. She is currently a professor at Ningxia University. Her main research interests include Intelligent control of machinery and systems.

朱学军(通信作者),1992 年于湖南大学获得学士学位,2003 年于华东理工大学获得硕士学位,现为宁夏大学教授,主要研究方向为机电系统智能控制。
E-mail: zhxj@nxu.edu.cn

Zhu Xuejun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan University in 1992, and received his M. Sc. degree from East China University of Science and Technology in 2003. He is currently a professor at Ningxia University. His main research interests include Intelligent control of machinery and systems.