

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2022.0001.006

视觉引导下协作机器人抓取技术研究

李世裴, 韩家哺, 路博凡, 钱仲楷

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘要:针对在多物体复杂抓取场景下,协作机器人如何实现能在人机共融的环境中精确抓取特定目标工件及自主避障的问题,提出了一种基于监督学习的视觉引导下的协作机器人抓取方法;首先利用监督学习算法训练和处理待抓取物图像信息,完成对抓取目标特征的快速识别与定位;然后将抓取物的定位信息通过串口通信协议传输给 ROS 系统控制机器人完成运动规划和避障运动进行精确抓取;经多次实验测试,表明基于监督学习方法对待抓取物体定位准确,协作机器人可以准确抓取目标物,方法具有一定的实际应用价值。

关键词:视觉引导;监督学习;协作机器人;ROS 系统

中图分类号:TP249

文献标志码:A

文章编号:1672-058X(2022)01-0042-07

0 引言

根据“中国制造 2025”规划发展要求,现代化工厂要实现自动化、数字化、无人化。在工厂中的生产作业如物品搬运、码垛、抓取等要实现全自动化作业,尤其目前在抓取作业方面在工厂作业大量存在,且大部分的抓取生产工作需要机器人自主完成工件识别和定位及抓取工作,并与人类协作完成任务^[1]。但在目前工业生产的过程中,绝大多数的工业机器人是依靠示教再现的方式进行固定的位置上的工件抓取和放置,如果外界环境或工件的状态发生改变将导致抓取任务中断或失败。一些学者对此类问题展开研究,张弛^[2]等利用一台 ABB 机器人和相机基于 VS 软件开发的自主抓取平台,可以实现工件的随机位置抓取,但此平台扩展性弱,生产环境无法与人共融。徐博凡^[3]等利用 FANUC Robot Interface 开发的视觉引导抓取系统,此平台同样生

产环境无法与人共融并且只适用于 FANUC 机器人,代码无法拓展应用。

为了提高复杂多目标抓取场景自动化作业程度,利用监督学习算法实现对随机待抓取物的精准识别与定位,基于 ROS 框架搭建抓取系统,控制机器人进行避障及运动规划实现精准抓取动作,并提高机器人开发研究的代码复用率,而且大大提高系统的集成性、可移植性。

1 协作机器人抓取系统搭建

1.1 系统硬件组成

抓取系统由基于 ROS 框架的机器人控制模块和视觉模块构成,控制模块以包含 ROS 框架的上位机为控制核心,实现机器人的运动规划、避障检测;视觉模块负责待抓取物的图像信息采集,并利用监督学习算法实现物体特征识别与定位。抓取系统整体结构如图 1 所示。

收稿日期:2020-10-13;修回日期:2020-12-15.

基金项目:上海工程技术大学科研创新项目(0231E309031901214).

作者简介:李世裴(1995—),男,安徽宣城人,硕士研究生,从事机器人视觉研究.

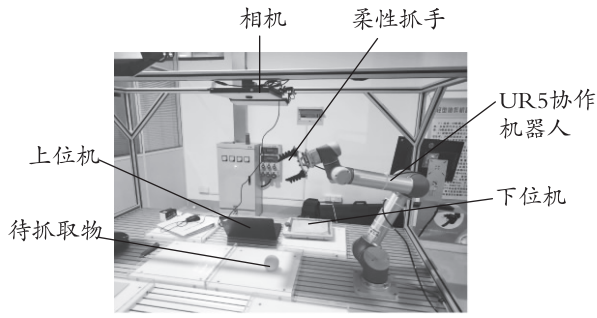


图 1 协作机器人智能抓取系统整体结构

Fig. 1 Overall structure of cooperative robot intelligent grasping system

通过相机采集待抓取物体的图像信息并安装机器人上方的实验平台横柱上,利用监督学习算法进行待抓取物图像信息训练以及经图像处理,完成目标的特征识别与得到空间位置信息,将得到的待抓取物信息通过通信协议传输到 ROS 系统转化为协作机器人 6 个关节上的转角信息,并通过 Ethernet 协议的将信息发送到下位机(机器人控制器),从而驱动电机转动相应的角度,使得末端执行器以预定的姿态到达目标物的位置,末端执行器最终完成抓取与移动目标物的工作。系统抓取原理如图 2 所示。

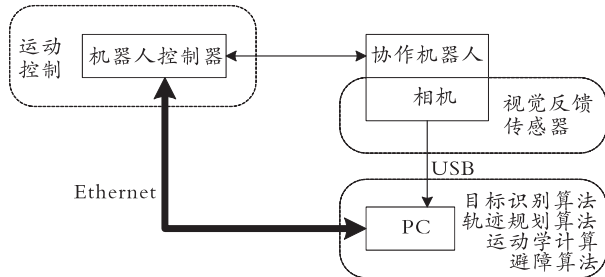


图 2 智能抓取系统原理图

Fig. 2 Schematic diagram of intelligent capture system

1.2 系统软件组成

整个机器人控制模块和视觉模块中的标定部分是基于 ROS 系统实现的,ROS 系统主要的功能是通过机器人、相机等硬件进行抽象描述和加载其相应的驱动程序,并为程序间的消息传递提供多种通信机制^[4],实现多模块之间分布式计算和通信连接的架构。主要实现三大功能:相机标定、手眼标定和基于 ROS-Moveit! 的运动规划及避障。其中通过调用 camera_calibration 相机标定功能包和 eye_handeye 手眼标定功能包进行相应标定工作,物体特征识别借助监督学习算法训练,得到目标物体位置

后,通过 ROS-Moveit! 完成机械臂末端从起始点到目标点的轨迹规划。系统工作流程如图 3 所示。

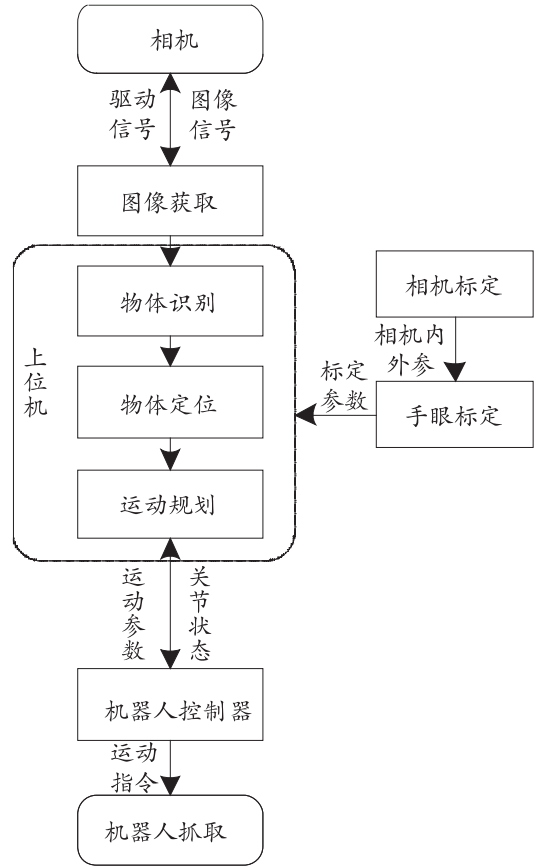


图 3 智能抓取系统流程图

Fig. 3 Flow chart of intelligent capture system

首先进行相机标定获得相机内参和外参,并将内外参导入相机驱动文件中并在参数服务器中进行调用,然后利用手眼标定方法将相机坐标系与机器人基座坐标系建立转换关系,得到待抓取物在基坐标系下的位姿信息。相机获取的图像经过滤波、训练与特征提取等一系列图像处理的任务,即可确定待识别目标物特征,利用手眼标定技术获得相机与机器人的空间坐标变换关系,即可获取目标物体在机器人坐标系的空间位置信息,将物体信息通过 ROS 的通信机制传到 ROS 系统中进行任务规划,根据规划任务使用 ROS-Moveit! 中的运动学库、运动规划库、避障算法分别进行逆运动学求解、运动轨迹规划和避障运动^[5]。最后将运动规划所获得的机器人运动规划信息队列通过 Ethernet 通信方式传递给下位机,下位机接收到机器人运动信息队列并解析,同时驱动机器人按照规划的路径执行运动和抓取动作,并将机器人的实时位置和姿态信息传递给

上位机,最终实现目标物的准确抓取和机器人状态监控。

2 视觉系统搭建

2.1 手眼标定

在整个机器人抓取系统中,手眼标定作为抓取操作的必要条件,在进行抓取操作之前,系统需要求解像素坐标系和机器人末端坐标系的关系,进而完成机器人手眼标定^[6]。

根据相机安装位置的不同,手眼标定有两种方式,基于场景需要,实验平台使用 eye-to-hand 的手眼标定,如图 4 所示。

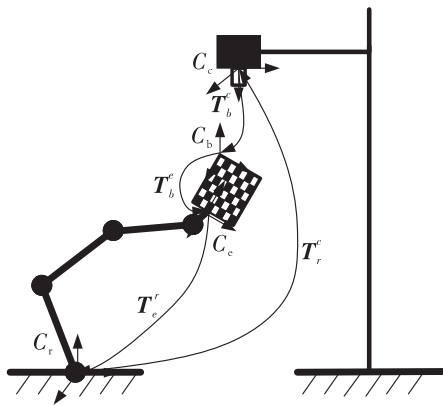


图 4 手眼标定模型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of hand-eye calibration model

棋盘格固定安装在协作机器人末端,使用 ROS 控制协作机器人多次变换姿态,相机采集不同位子的标定板图像来求手眼标定转换矩阵。 C_c 代表摄像机坐标系, C_b 代表棋盘格坐标系, C_e 代表机器人末端坐标系, C_r 表示机器人基坐标系。手眼标定主要目的即求解相机坐标系 C_c 和基坐标系 C_r 之间的转换关系,这也决定了手眼标定的本质就是数学问题。

如图 5 所示,相机坐标系到基坐标系的转换中,旋转矩阵和平移矩阵在转换过程中扮演了重要角色。 T 表示齐次坐标下的旋转平移矩阵, $T = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, \mathbf{R} 表示旋转矩阵, t 表示平移向量, T_b^c 代表棋盘格坐标系和摄像机坐标系之间的转换矩阵, T_e^c 表示棋盘格坐标系与机器人末端坐标系的转换矩

阵, T_e^c 、 T_r^c 分别代表机器人末端坐标系和基坐标系的转换矩阵、机器人基坐标系和摄像机坐标系的转换矩阵, T_r^c 即为待求取的手眼变换矩阵。基于 eye-to-hand 的手眼标定方式,摄像机和地面是保持不动的,使用示教器手动拖动变换位姿或者使用 ROS 变换位姿,每次变换都进行相应的标定。

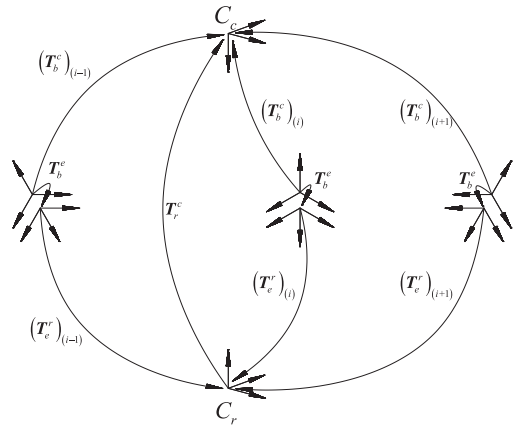


图 5 坐标转换关系示意图

Fig. 5 Schematic diagram of coordinate transformation relationship

机器人拖动棋盘格变换 n 次的过程中,相机、棋盘格、机器人基坐标和机器人末端随之发生 n 次变换,可以得到转换方程:

$$(T_b^c)_{(1)} = T_r^c \cdot (T_e^c)_{(1)} \cdot T_b^e$$

$$(T_b^c)_{(2)} = T_r^c \cdot (T_e^c)_{(2)} \cdot T_b^e$$

⋮

$$(T_b^c)_{(i)} = T_r^c \cdot (T_e^c)_{(i)} \cdot T_b^e$$

$$(T_b^c)_{(i+1)} = T_r^c \cdot (T_e^c)_{(i+1)} \cdot T_b^e$$

⋮

$$(T_b^c)_{(n)} = T_r^c \cdot (T_e^c)_{(n)} \cdot T_b^e$$

消去 T_b^e 可得

$$(T_b^c)_{(i+1)} \cdot (T_b^c)_{(i)}^{-1} \cdot T_r^c = T_r^c \cdot (T_e^c)_{(i+1)} \cdot (T_e^c)_{(i)}^{-1}$$

令 $A = (T_b^c)_{(i+1)} \cdot (T_b^c)_{(i)}^{-1}$, $B = (T_e^c)_{(i+1)} \cdot (T_e^c)_{(i)}^{-1}$, 则 A 代表 n 位姿变换中棋盘格和相机坐标系的转换矩阵, B 表示 n 次位姿变换中机器人基坐标系和末端坐标系转换矩阵的变换,故 T_r^c 就是 $AX=XB$ 中的 X 。

X 矩阵需要机器人的两次相对位置变换求解得到,位置变化中旋转轴不是平行的,易出现偶然误差,为了消除这种误差,在手眼标定实验过程中对机器人的位姿进行了 17 次变换,并用相机采集 17 次

图像。

在基于 ubuntu 系统中,使用 ROS 中的标定函数包 Easy_handeye 完成手眼标定的程序,程序首先会进行棋盘格的角点检测提取棋盘格的图像特征,完成摄像机坐标系和末端坐标系的位姿转换,计算得到旋转矩阵和平移矩阵。实验中具体手眼标定的流程为:把摄像机安装在机器人工作空间正上方,给定足够的光源条件,打印棋盘格并将其安装到机器人末端,在机器人位姿变换过程中相机要始终可以采集到包含棋盘格的图像,实验中需要多次计算手眼变换矩阵,最后取得数据的平均值从而提高标定的质量,详见图 6。

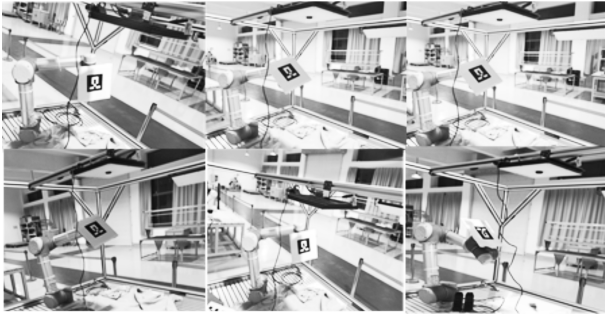


图 6 手眼标定实验图

Fig. 6 Experimental diagram of hand-eye calibration

使用 ROS 系统中,usb_cam 节点负责开启相机并采集图像,采集的图像经过 ROS-Opencv 节点,这个节点完成图像处理,提取图像特征,使用 ROS 中的机械臂运动规划模块 ROS-Moveit! 使用该模块采集不同位姿的标定板图像,使用 Easy_handeye 功能包,采集各个图像的角点,计算棋盘格相对于相机坐标系的位姿,获得手眼变换矩阵进行标定,在可视化模块 RViz 中显示,如图 7 所示。

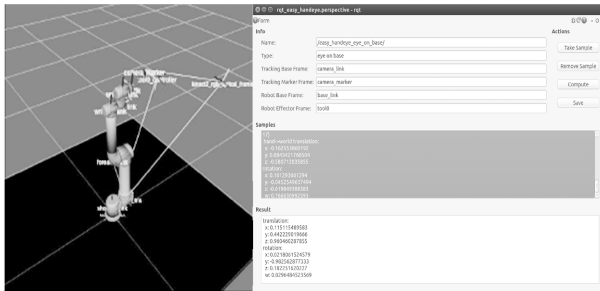


图 7 手眼标定结果

Fig. 7 Hand-eye calibration results

2.2 监督学习方法模型的建立

监督学习的主要目的是通过样本集数量和标记

图片,通过设置参数来调整分类器。支持向量机(SVM)是一种线性分类器,它是基于图片二元类的广义分类器。方向梯度直方图(HOG)是一种特征描述子,在得到图像的方向梯度直方图后,这种描述子可以很快地提取直方图中的图像特征。HOG 通常用于计算机视觉,它计算图像的局部梯度,统计所有局部梯度形成特征图。由 HOG 和 SVM 建立起监督学习模型^[7]。

2.2.1 方向梯度直方图和支持向量机

计算机视觉领域中,方向梯度直方图(HOG)是一种用于目标检测定位的特征描述器,它是一种图像特征。相机在采集图像的时候,难免会受到光照等环境条件的影响,为了减少这种情况带来的影响,首先使用 Gamma 校正法完成归一化,这种归一化是针对图像的颜色。在图像归一化之后,HOG 需要计算图像的边缘部分,遍历所有像素点,同时计算每个像素点的梯度,梯度包含数值和方向,是一种向量,其中:

$$G_x(x,y) = I(x+1,y) - I(x-1,y)$$

$$G_y(x,y) = I(x,y+1) - I(x,y-1)$$

$G_x(x,y)$ 和 $G_y(x,y)$ 分别表示输入图像中,每个像素点 (x,y) 的水平方向梯度与垂直方向梯度。计算像素点的梯度幅值和像素点的梯度方向,可以得到:

$$G(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2}$$

$$\alpha = \arctan \frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}$$

在边缘计算梯度完成之后,直方图同样需要计算,图像可以被划分为多个小细胞单元(cell),并统计梯度直方图,梯度直方图中包含细胞单元的描述符,几个细胞单元构成一个空间(block),每个空间中细胞单元的描述符串联起来就可以得到一个空间块的 HOG 描述符。每个细胞单元可以被划分为 9 个梯度方向块(bin),这种方式下 9 个方向块就可以统计整个图像的特征信息,对每个相邻的方向快加一,便可将每个细胞单元中的像素用梯度方向在直方图中进行加权投影,数值为方向梯度的幅值,将其作为权重,使那些比较明显的边缘的方向信息对特征表达影响增大,HOG 特征采用的主要是边缘纹理,相邻的方向块的中心之间需进行方向和位置上

的双线性插值。在此之后,需在空间上进行归一化。通常 HOG 特征有 3 种:矩形 HOG、圆形 HOG、环绕型 HOG,HOG 特征的单位是 block。环形 HOG 的效果明显不如矩形 HOG 和圆形 HOG。在收集完所有样本的 HOG 特征后,将它们结合成最终的特征向量送入分类器。

2.2.2 样本的收集

收集样本的过程中,选用水果作为待抓取物体,为了采集水果在不同的现实环境下的图像,逐次对环境进行改变。在相机采集图片时时刻改变环境,改变光照强度、待抓取物的位置、添加干扰物来改变样本的环境,收集样本过程中,把样本按照比你分为正、负样本,正样本为待抓取物体的图像,改变光照环境,待抓取物体摆放的位置也改变,这就证明了 HOG 特征抗干扰能力强,鲁棒性高,可以在不同位姿反复提取梯度特征并统计。此外,实验需要采集足够的负样本来进行试验。采集后的图像无法直接使用户,使用 opencv 中的 resize 函数处理图像,将样本中的图像大小控制在 128 * 64。

2.2.3 物体的识别

样本制作完成后,在 ROS 中编写 opencv 的程序,程序会自动将正样本负样本的 HOG 特征提取的 3780 维度的特征向量送入 SVM,并进行训练,得到 3781 维度的检测器,最终通过回归框完成检测,返回向量。如图 8 所示,向量中的两个点分别代表回归框左上角和右下角 A、B 点,将其输出得到。

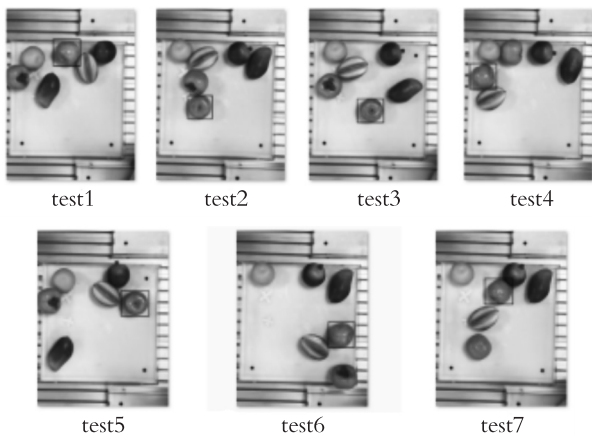


图 8 识别效果

Fig. 8 Identification effect

计算 A、B 两点的横纵坐标的平均数,系统可以精确计算待抓取物的中心坐标。具体抓取中心的求

解如下式: $x_c = \frac{x_a+x_b}{2}$ $y_c = \frac{y_a+y_b}{2}$, 对角线的交点可以定位到待抓取物的中心点,结合相机标定和手眼标定的转换矩阵,系统会自动解算机器人末端坐标,并进行抓取。

3 运动规划

UR5 协作机器人运动规划及避障运动采用 ROS-Moveit! 功能模块实现,模块中集成了许多优秀开源的机器人控制功能包括正逆运动学计算、含约束的轨迹规划,三维视觉感知和导航算法等,并且提供友好的 GUI 界面,通过 Moveit! 配置助手 (MoveIt Setup Assistant Tool) 调用所创建的 URDF 机械臂模型文件,然后依次进行碰撞检测配置、虚关节配置、运动规划关节组配置、机器人初始位姿配置、末端执行器配置、被动关节配置,生成 Semantic Robot Description Format (SRDF) 文件,运动学配置文件和运动规划库配置文件以及相应的启动文件,在进行任务规划时加载相应的配置文件,完成机器人的运动规划、可视化和仿真等工作^[8]。Moveit! 运动规划流程如图 9 所示。

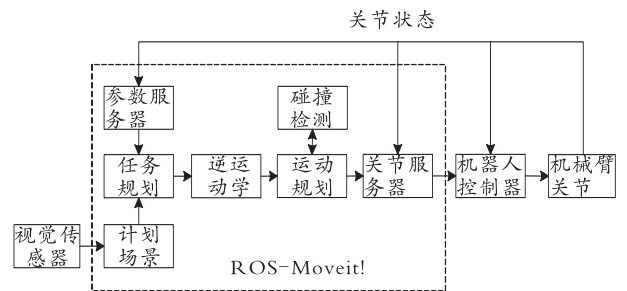


图 9 Moveit! 运动规划流程图

Fig. 9 Moveit! flow chart of motion planning

根据相机获得工况信息、机械臂状态进行机械臂抓取任务规划,执行任务过程中加载相应的 Moveit! 配置助手生成的配置文件,利用开源的运动学库、运动规划库完成运动学计算和运动规划,并将规划的机械臂运动信息发布到关节服务器,进一步上位机通过 Socket 通信将运动信息发送给机器人控制器并进行运动信息解析,驱动机械臂按照规划动作执行抓取动作。在执行规划动作的同时,机

械臂上的位置传感器将机械臂的实际位姿通过 Socket 发送给上位机, 如图 10 所示。

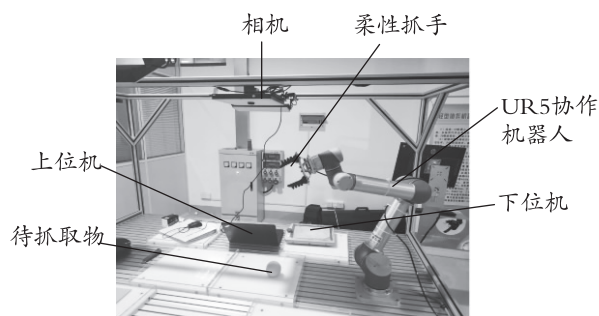


图 10 抓取实验

Fig. 10 Capture experiment

4 实验算例

通过利用监督学习算法对待抓取目标图像的处理获得抓取特征信息及待抓取物上表面中心的图像像素坐标, 然后经相机标定和手眼标定技术将目标物位姿信息转换到机器人基座坐标系下, 完成待抓取物体的定位工作。根据机械臂末端起始点与目标物的坐标位置点利用 ROS-Moveit! 进行运动规划器得到轨迹参数, 将轨迹参数通过 socket 通讯发送到机器人控制器并解析, 驱动机械臂按照预定动作完成抓取。将待抓取物体随机摆放在相机视角区域内的不同位置, 经多次实验结果表示, 抓取系统都可以稳定的完成物体识别和抓取动作。实验数据如表 1 所示。

表 1 实际位置与视觉定位结果对比
Table 1 Comparison of actual positions and visual locations

序号	视觉定位位置 (x, y)	UR5 末端运动到的位置 (x, y)
1	(-0.335, -0.483)	(-0.328, -0.480)
2	(-0.326, -0.451)	(-0.315, -0.446)
3	(-0.340, -0.455)	(-0.335, -0.461)
4	(-0.339, -0.457)	(-0.330, -0.451)
5	(-0.330, -0.465)	(-0.335, -0.470)

对实验数据分析可得, 通过这种方法得到的抓取中心的抓取成功率很高, 同时抓取的坐标和实际坐标误差非常小, 抓取质量相对于传统的抓取方法更具有鲁棒性, 收到环境、抓取姿态等条件的影响很小。经误差分析, 系统的误差主要是相机标定

和手眼标定过程中, 标定板的测量误差以及人为安装时造成的位置误差的影响; 同时, 其优越的抓取精度仍然值得进一步开发, 并可从抓取流程中进行进一步优化。

5 结论

(1) 基于监督学习搭建了一套视觉系统, 针对不同环境下的工件, 在 opencv 中使用 HOG+SVM 算法, 完成对目标工件的定位; 通过手眼标定和相机标定, 获得目标在机器人基座坐标系下的精准坐标。

(2) 利用 ROS 系统控制协作机器人, 并通过 ROS-Moveit! 控制机器人进行点到点的运动规划及避障检测, 完成待抓取物稳定、快速、安全的抓取动作。该控制系统具有一定的移植性, 只需修改少量的配置文件, 可快速移植到不同类型的 ROS 支持的机器人上。

(3) 实验平台可围绕实验基础在抓取系统上在视觉算法和机器人运动控制算法方面进一步开发。

参考文献 (References):

- [1] 刘启帆, 谢明, 姜磊. 基于 ROS 的工业机器人运动规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017(5): 36—39.
LIU Qi-fan, XIE Ming, JIANG Lei. Industrial robot motion planning based on ROS System [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2017(5): 36—39.
- [2] 张弛, 廖华丽, 周军. 基于单目视觉的工业机器人智能抓取系统设计 [J]. 机电工程, 2018, 35(3): 283—287.
ZHANG Chi, LIAO Hua-li, ZHOU Jun. Intelligent grasping system for industrial robot based on monocular vision [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2018, 35(3): 283—287.
- [3] 徐博凡, 赵华东, 薛文凯, 等. 基于视觉引导的 FANUC 机器人抓取系统研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(7): 111—114.
XU Bo-fan, ZHAO Hua-dong, XUE Wen-kai, et al. Research on grasping system of FANUC robot based on visual guidance [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(7): 111—114.
- [4] 廖炜豪. 基于 ROS 的工业机械臂运动控制器的设计与实现 [D]. 广州: 华南理工大学, 2019.

- LIAO Wei-hao. Design and implementation of ROS based motion controller for industrial manipulator[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.
- [5] 李铁军, 王晓撰, 杨冬. 基于 ROS 的机器人运动控制研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(10): 73—82.
- LI Tie-jun, WANG Xiao-zhuan, YANG Dong. ROS based robot motion control research [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019(10): 73—82.
- [6] 曹文武. 基于 RGB-D 视觉识别的机器人抓取规划研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- CAO Wen-wu. Research on robot capture plan based on RGB-D visual identification [D]. Haibin: Haibin University of Technology, 2018.
- [7] 林强强, 金守峰, 马秋瑞, 等. 面向机器人抓取的零散工件识别与测量方法[J]. 西安工程大学学报, 2019(4): 201—205.
- LIN Qiang-qiang, JIN Shou-feng, MAO Qiu-ru, et al. Identification and measurement method for scattered workpiece of robot-oriented capture[J]. Journal of Xian Engineering University, 2019(4): 201—205.
- [8] 马国庆, 刘丽, 梁嵬, 等. 工业机器人抓取作业轨迹规划研究[J]. 制造业自动化, 2020, 42(4): 85—88+103.
- MA Guo-qing, LIU Li, LIANG Wei, et al. Research on trajectory planning of industrial robot grasping operation [J]. Manufacturing Automation 2020, 42(4): 85—88+103.

Research on Grasping Technology of Cooperative Robot Guided by Vision

LI Shi-pei, HAN Jia-bu, LU Bo-fan, QIAN Zhong-kai

(School of Mechanical and Automoble Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Aiming at the problem of how the collaborative robot can accurately grasp the specific target workpiece and avoid obstacles autonomously in the human-computer integrated environment in the complex grasping scene of multiple objects, a visually-guided grasping method based on supervised learning is proposed. Firstly, the supervised learning algorithm is used to train and process the image information of the object to be captured to realize the rapid recognition and location of the feature of the captured object. Then the positioning information of the grab is transmitted to the ROS system control robot through the serial port communication protocol to complete the motion planning and obstacle avoidance motion for accurate grabbing. Through many experiments and tests, it is shown that the method based on supervised learning can accurately locate the object and the cooperative robot can accurately grasp the object. This method has certain practical application value.

Key words: visual guidance; supervised learning; collaborative robots; ROS system

责任编辑: 田 静

引用本文/Cite this paper:

李世裴, 韩家哺, 路博凡, 等. 视觉引导下协作机器人抓取技术研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2022, 39(1): 42—48.

LI Shi-pei, HAN Jia-bu, LU Bo-fan, et al. Research on Grasping Technology of Cooperative Robot Guided by Vision[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(1): 42—48.