

基于机器视觉的工业机器人智能分拣系统设计

徐青青

(宿迁学院机电工程学院, 江苏宿迁 223800)

摘要:为了解决使用传统示教或离线编程方式的工业机器人无法满足复杂分拣环境作业要求的问题,以史陶比尔工业机器人、Kinect 深度相机为硬件基础,搭建了基于机器视觉的工业机器人智能分拣系统平台。通过支持向量机(SVM)实现对分拣物体的学习识别,通过基于采样一致性(SAC-IA)粗配准和迭代最近点(ICP)精配准算法实现对物体位姿点云数据的配准。实验结果表明,搭建的智能分拣系统能够识别分拣物体种类并且获取物体的位姿,拓宽了工业机器人的应用领域。

关键词:工业机器人;机器学习;物体识别;点云配准;物体分拣

中图分类号:TP242 文献标识码:A 文章编号:1002-1841(2019)08-0092-04

Design of Intelligent Sorting System for Industrial Robot Based on Machine Vision

XU Qing-qing

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Suqian College, Suqian 223800, China)

Abstract:In order to solve the problem that industrial robots using traditional teaching or offline programming methods can not meet the requirements of complex sorting environment, this paper built industrial robot intelligence based on machine vision. The platform based on Staubli industrial robot and Kinect depth camera was set up. The sorting system platform was used to support vector machine (SVM) to realize the learning and recognition of sorting objects. The registration of the point cloud data of the object is realized by Sampling Consistency (SAC-IA) coarse registration and iterative closest point (ICP) fine registration algorithm. The experimental results show that the intelligent sorting system built in this paper can identify the sorting object type and obtain the object pose and broaden the application field of industrial robots.

Keywords:industrial robot; machine learning; object recognition; point cloud registration; object sorting

0 引言

工业机器人在工业领域得到广泛应用,是制造业生产自动化中的重要一环^[1]。随着计算机视觉技术的发展,如何将机器人与计算机视觉技术相结合成为研究的热点问题。机器视觉在工业应用领域中应用广泛,主要有 3 个功能:视觉测量、视觉引导和视觉检测^[2]。目前传统的工业机器人通过示教或者离线编程的方式,无法满足复杂作业环境要求,基于视觉引导的工业机器人分拣系统,具有广阔的应用前景。王诗宇^[3]等利用并联机器人和康耐视相机搭建了物体分拣平台。倪鹤鹏^[4]等提出了一种基于时间与工件位置的图像去重算法与基于牛顿-拉夫森迭代的

动态抓取算法,提高了抓取的准确率与效率。唐旭^[5]利用物体形状特征不变性识别物体,利用双臂机器人和 Kinect 相机搭建了一个智能分拣平台。陈恩^[6]建立以库卡机器人为执行体的物料分拣平台。4 自由度分拣机器人 SCARA,集成了视觉系统,具备视觉引导功能,可用于分拣平台上的工件^[7]。总结目前的研究成果,多是通过机器人分拣平面上相互独立的物体,实际的生产环境会涉及到物体有重叠或者是遮挡的情况。为了进一步提高工业机器人在自动化生产线上的灵活性,本文利用深度相机获取点云数据的特性,搭建了一个基于机器视觉的工业机器人智能分拣平台。

1 分拣系统平台搭建

本文利用 Kinect 深度相机、PC 机、史陶比尔 TX60 型六关节串联机器人,搭建如图 1 所示的智能分拣平台。Kinect 深度相机用来获取彩色图像和深度图像;PC 机功能是通过处理彩色图像来识别分拣物体,通

基金项目:江苏省高等学校自然科学研究项目资助(17KJB470013);江苏省高校品牌专业建设工程资助项目(PPZY2015C252);宿迁市科技计划项目(Z2018097, S201711);宿迁学院科研基金项目(2016KY08)
收稿日期:2018-11-27

过处理深度图像获取物体的位姿,并且与工业机器人控制器通信,传输抓取物体的位姿信息;史陶比尔工业机器人用来分拣物体,当机器人控制器接收到上位机发送的分拣物体的位姿信息时,利用控制器 Val3 语言来接收位姿信息,并控制工业机器人执行相应的操作。



图 1 分拣平台

2 分拣系统方案设计

2.1 系统标定

搭建工业机器人智能分拣系统平台,首先要对整个系统进行标定。第一步标定 Kinect 深度相机,获取 Kinect 深度相机的内外参数,建立相机坐标系与世界坐标系之间的关系;第二步手眼标定,获取工业机器人基坐标系与相机坐标系之间的关系。Kinect 深度相机标定使用张正友^[8]棋盘标定法,利用 OpenCV 计算机开源视觉库标定模块,检测棋盘角点,求出相机的内外参数,如图 2 所示;工业机器人手眼标定,首先通过示教,建立起工业机器人的用户坐标系,然后通过第一步得出的相机外参数,即可建立起工业机器人基坐标系与相机坐标系之间的关系,如图 3 所示。

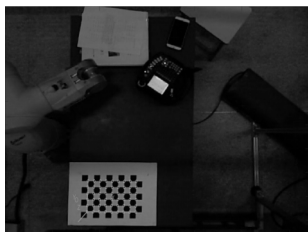


图 2 相机标定

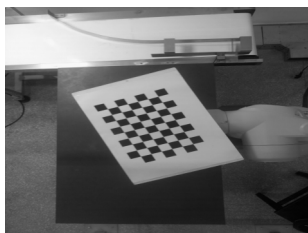


图 3 手眼标定

标定结果为:

(1) 内参数

$$M_{in} = \begin{bmatrix} 512.345 & 2 & 0 & 335.088 & 2 \\ 0 & 513.227 & 3 & 264.253 & 5 \\ 0 & 0 & 1 & & \end{bmatrix}$$

(2) 外参数

$$c_{M_w} = \begin{bmatrix} 0.996 & -0.031 & -0.093 & 1 & 66.28 \\ -0.202 & 0.901 & 0.064 & & 110.5 \\ 0.010 & -0.080 & 0.765 & & 820.4 \\ 0 & 0 & 0 & & 1 \end{bmatrix}$$

(3) 机器人世界坐标系与相机坐标系关系矩阵

$$T_{w-c} = \begin{bmatrix} 0.080 & 2 & -0.988 & 0.622 & -320.14 \\ -1.122 & & -0.215 & -0.04 & 258.5 \\ 0.042 & 3 & -0.124 & -0.934 & 681.4 \\ 0 & & 0 & & 1 \end{bmatrix}$$

2.2 物体识别

面对日益复杂的生产作业需求,对工业机器人分拣提出的要求越来越高,传统的模板匹配和特征识别,可能无法满足复杂分拣环境下的识别任务,因此引入机器学习中的支持向量机(SVM)。SVM 在解决小样本、非线性及高维模式识别中有优势,并能推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中^[9],是一种监督式学习方法。算法原理是首先将向量映射到一个更高维的空间里,在其中建立最大间隔超平面,将数据分开;然后在超平面两边再设立两个互相平行的超平面;最后分隔超平面,使两个平行超平面的距离最大化^[10]。超平面分类如图 3 所示。

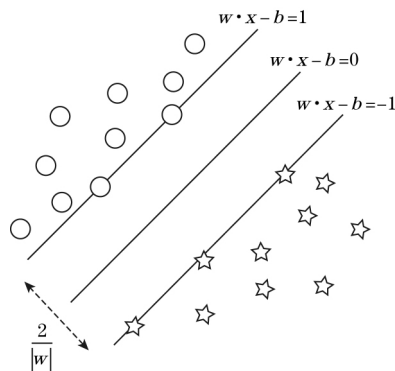


图 3 超平面

本系统主要是识别物体的形状和颜色信息,算法流程图如图 4 所示。

使用 SVM 作为分类器,先训练 SVM 样本模型。具体是第一步输入图片,对于给出的每个训练样本,都要明确每个样本的归类是 0 还是 1,即每个样本都要标注一个确切的类别标签,作为 SVM 训练时使用。

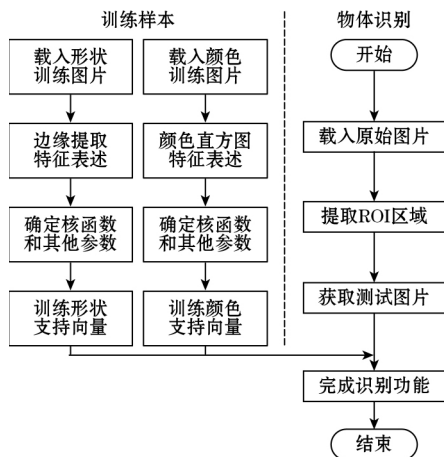


图4 支持向量机算法流程图

一般 SVM 对于样本特征的选择以及维度没有明确的要求,根据样本实际情况选择,常用的边缘、Haar、角点、Sift、Surf、直方图等各种特征表述参与训练。

第二步设置 SVM 参数。SVM 常用的参数有 SVM 类型选择、核函数类型以及算法的终止条件和松弛变量等。其中核函数的选择是决定 SVM 识别效果的关键性因素,它的本质作用是将低维空间的线性不可分类问题,借助核函数转化为高维空间的线性可分,进而可以在高维空间找到分类的最优边界,即超平面。常见的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基(RBF)核函数(也称高斯核函数)和 Sigmoid 核函数(二层神经收集核函数)。

(1) 线性核函数

$$K(x, x_1) = (xgx_1)$$

(2) 多项式核函数

$$K(x, x_1) = [v(xgx_1) + 1]^q$$

(3) 径向基(RBF)核函数

$$K(x, x_1) = \exp\left\{-\frac{|x-x_1|^2}{\sigma^2}\right\}$$

(4) Sigmoid 核函数(二层神经收集核函数)

$$K(x, x_1) = \tan(h(v(xgx_1) + c))$$

根据实际的识别情况,本系统选用多项式核函数作为 SVM 训练核函数。

第三步训练支持向量,输入特征标签和核函数,输出支持向量分类器。

程序运行时,首先获取从摄像机采集的彩色图片,然后针对彩色图像,进行 ROI 提取,裁剪出需要识别的物体的区域,保存作为测试图片,接着训练图片并且跟训练好的模型分类器作对比,最终找出支持向量,进而实现物体识别的功能。

2.3 位姿获取

通过工业机器人手眼标定,建立相机坐标系与机

器人基坐标系之间的转换关系。获取分拣物体的位姿,是智能分拣系统的关键一步。Kinect 深度相机输出点云数据,利用 PCL 开源库,实现对点云数据的配准。本文使用基于采样一致性(SAC-IA)粗配准算法和迭代最近点(ICP)精配准算法来实现点云的配准。SAC-IA 粗配准算法流程图如图 5 所示,ICP 精配准算法如图 6 所示。

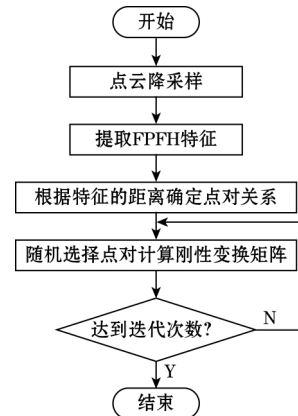


图5 采样一致性粗配准

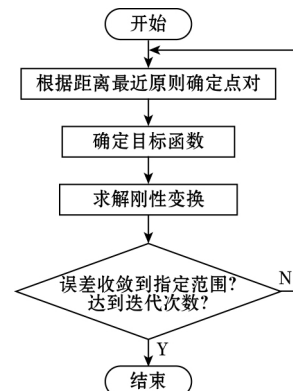


图6 迭代最近点点云精配准

SAC-IA 粗配准首先对点云数据进行采样,得出源点云 P 和目标点云 Q 两个点云,其次分别提取两个点云的法向量,接着计算配准点云的快速点云特征直方图(FPFH),即从待配准的源点云 P 中选取 n 个采样点,为了尽量保证所采样的点具有不同的 FPFH 特征,采样点两两之间的距离应满足大于预先给定最小距离阈值 d。计算随机对应点之间刚体变换矩阵,判断是否达到迭代次数,当达到设定次数时,粗配准结束,反之继续计算随机对应点之间刚体变换矩阵。

ICP 精配准过程:

(1) 将经过 SAC-IA 粗配准后的源点云作为新的源点云,目标点云保持不变;

(2) 计算出源点云上的每个点到目标点云上的每个点的距离,根据距离最近原则匹配初始点对应关系;

(3) 由于只是简单地通过计算得出对应点关系, 因此初始对应点集中可能会出现错误的对应关系, 这会影响最终 ICP 的配准结果, 采用方向向量阈值剔除错误的对应点对;

(4) 确定 ICP 精配准所需的目标函数;

(5) 求解刚性变换, 计算源点云数据到目标点云数据的旋转矩阵和平移向量;

(6) 判断是否达到迭代次数或者是满足收敛指定的范围, 如果条件成立则配准结束, 反之将得到的经过刚体变换的点云数据作为新的源点云数据, 继续从第(2)步开始执行, 直至满足条件为止。

3 实验及结果分析

针对物体形状识别功能, 设计圆形和正方形两种样本形状。针对物体颜色识别功能, 设计白色和红色两种颜色。在 VS2010 编译环境下, 编写 MFC 上位机测试程序, 如图 7 所示。将学习的结果与物体本身的结果对比, 如果相同, 输出正确识别结果。

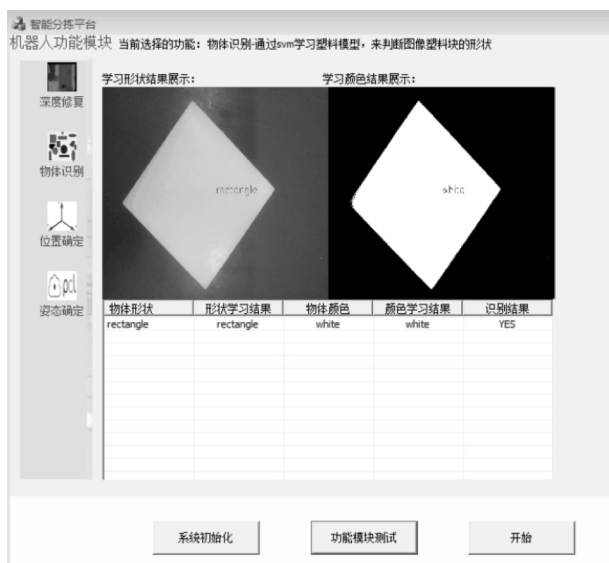


图 7 物体识别模块

针对物体位姿获取功能, 通过标准姿态与点云算法配准姿态进行对比, 配准结果如图 8 所示, 效果图如图 9 所示。经过 SAC-IA 粗配准和 ICP 精配准后, 得出目标点云数据相对于基准点云的位姿。

工业机器人智能分拣系统运行效果图, 如图 10 所示。通过本文搭建的平台, 可以实现物体的识别和分拣功能。

4 结束语

本文针对工业机器人复杂分拣环境下的物体识别和位姿获取问题, 搭建了基于机器视觉的工业机器人智能分拣系统平台, 借助 OpenCV 库实现基于 SVM 的物体识别分类算法, 借助 PCL 库实现点云数

```
remove *cloud_src_o nan
down size *cloud_src_o from 60to29
remove *cloud_tgt_o nan
down size *cloud_tgt_o.pcd from 60to38
compute *cloud_src fpfh
sac has converged:0 score: 0.000143738
-0.145076 0.904502 -0.401036 0.491101
0.989177 0.123606 -0.0790554 0.0793369
-0.0219355 -0.408164 -0.912645 2.28898
0 0 0 1
total time: 0.965 s
sac time: 0.929 s
icp time: 0.036 s
ICP has converged:1 score: 0.000130816
-0.126721 0.91552 -0.38179 0.468656
0.990027 0.0928489 -0.105954 0.110027
-0.0615541 -0.391409 -0.918156 2.29702
0 0 0 1
ax =-2.73862ay =0.0615931az =1.6981
original angle in x y z:
0
0.628319
error in aixs_x: 2.73862 error in aixs_y: 0.0615931 error in aixs_z: 1.06978
```

图 8 点云配准结果

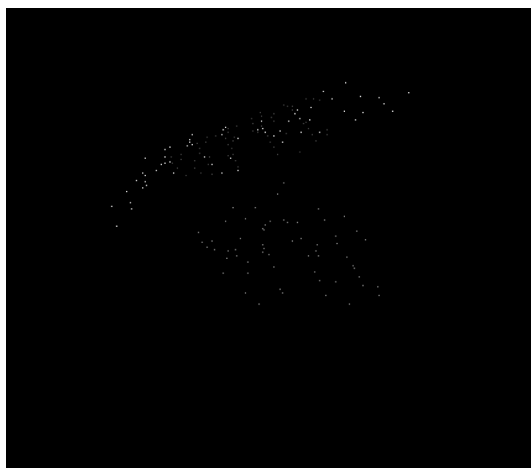
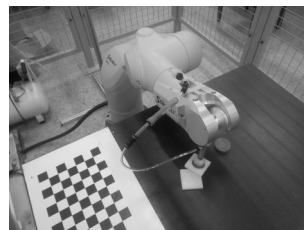


图 9 点云配准效果图



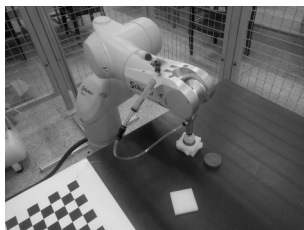
(a) 识别



(b) 开始抓取



(c) 放置目标



(d) 放置完成

图 10 系统运行过程图

据的 SAC-IA 粗配准和 ICP 精配准算法来获取物体位姿。实验结果表明, 该系统平台能够较好地实现物体识别和位姿获取功能, 为进一步推广工业机器人在复杂环境下分拣物体提供参考。

(下转第 100 页)

螺栓在过渡状态时出现错误识别(表中下划线部分)较多,据分析螺栓前期松动程度微小,导致振动信号变化差异性不明显,进而导致拉杆螺栓处于过渡状态时较多的错误识别为正常状态。随着螺栓松动程度的加剧,振动信号变化差异性明显,拉杆螺栓松动严重,松动状态识别结果的准确率达到100%。验证了本次实验的过程、方法与后续数据处理方法的有效性。

3 结束语

为实现列车转向架拉杆螺栓松动状态识别,本文对比实体结构制作转向架拉杆螺栓仿真模型,结合其他硬件设备搭建了实验平台,模拟列车运行环境进行数据采集。对采集数据结合时域与频域分析,并结合小波包能量提取敏感特征向量,用作后续LSSVM模型的输入特征向量。通过LSSVM进行状态分类识别,识别结果准确率达到92%,说明将时域特征峭度、方差、峰-峰值及频域特征均方根频率、重心频率以及时频域的小波包能量等特征用于螺栓松动状态识别的可行性。本次研究对工程中的螺栓松动状态检测识别与设备安全维护有借鉴意义。由于本次实验未曾考虑螺栓由正常经过渡到松动的不确定性问题,将广义区间理论的不确定性研究方法应用于拉杆螺栓状态识别有待后续研究。

参考文献:

- [1] 颜云华,吴志丹.基于MEMD的高速列车转向架故障的排列熵特征分析[J].电子技术应用,2016,42(5):124-127.
- [2] 高峰,王德俊,江钟伟,等.压电阻抗技术用于螺栓松紧健康诊断[J].中国机械工程,2001,12(9):1048-1049.
- [3] 缙百勇,陆秋海,王波,等.利用固有频率异常值分析法

检测螺栓拧紧力[J].振动与冲击,2015(23):77-82.

- [4] 王丹生,朱宏平,鲁晶晶,等.基于压电导纳的钢框架螺栓松动检测试验研究[J].振动与冲击,2007,26(10):157-160.
- [5] 黄俊,潘宏侠,都衡.基于EMD近似熵和LSSVM的齿轮箱故障诊断研究[J].组合机床与自动化加工技术,2014(3):111-113.
- [6] 隋文涛,路长厚,Wilson Wang,等.基于模拟退火与LSSVM的轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2010,30(2):119-122.
- [7] 蒋会明,陈进,董广明,等.基于集成隐马尔可夫模型的轴承故障诊断[J].振动与冲击,2014,33(10):92-96.
- [8] 丘世因,袁锐波.基于小波包分解的滚动轴承故障信号频域特征提取方法研究[J].机械与电子,2014(5):12-16.
- [9] 吴宏天,刘辉.基于方差和峭度的模拟电路故障诊断[J].湖南师范大学自然科学学报,2011,34(5):32-36.
- [10] 罗新,牛海清,胡日亮,等.一种改进的用于快速傅里叶变换功率谱中的窄带干扰抑制的方法[J].中国电机工程学报,2013,33(12):167-175.
- [11] 谢锋云,江伟文,陈红年,等.电动机运行状态在线智能监测系统研究[J].现代制造工程,2017(12):25-29.
- [12] 严展鸿,廖平.基于LabVIEW的大型转子监测及故障诊断系统[J].仪表技术与传感器,2017(11):51-55.
- [13] 肖顺根,宋萌萌.基于小波包能量神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J].机械强度,2014(3):340-346.

作者简介:谢锋云,副教授,博士,研究方向为先进检测技术、不确定性分析。E-mail: xiefyun@163.com

通讯作者:刘翊,高级工程师,博士,研究方向为数字化制造与工业大数据。E-mail: liuyi_hust@163.com

(上接第95页)参考文献:

- [1] 孟明辉,周传德,陈礼彬,等.工业机器人的研发及应用综述[J].上海交通大学学报,2016,50(S1):98-101.
- [2] 尹仕斌,任永杰,刘涛,等.机器视觉技术在现代汽车制造中的应用综述[J].光学学报,2018,38(8):11-22.
- [3] 王诗宇,林浒,孙一兰,等.基于机器视觉的机器人分拣系统的设计与实现[J].组合机床与自动化加工技术,2017(3):125-129;133.
- [4] 倪鹤鹏,刘亚男,张承瑞,等.基于机器视觉的Delta机器人分拣系统算法[J].机器人,2016,38(1):49-55.
- [5] 唐旭.基于机器视觉的双臂机器人智能分拣系统关键技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [6] 陈恩.基于机器视觉的物料分拣工业机器人关键技术研究

究[D].深圳:深圳大学,2017.

- [7] 赵彬.基于机器视觉的工业机器人分拣技术研究[D].沈阳:沈阳工业大学,2013.
- [8] ZHANG Z Y. Flexible Camera Calibration by Viewing a Plane from Unknown Orientations[C]// The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 1999:666-673.
- [9] 汪海燕,黎建辉,杨风雷.支持向量机理论及算法研究综述[J].计算机应用研究,2014,31(5):1281-1286.
- [10] 麦好.机器学习实践指南[M].北京:机械工业出版社,2014.

作者简介:徐青青(1985—),实验师,研究方向为机电控制,工业自动化。E-mail:15720808198@163.com