

基于启示图的软包装货物的机器人抓取

Robotic Grasping of Soft-packed Goods Based on Affordance Graph

于瑞涛^{1,2} 侯言旭^{1,2} 李俊^{1,2} (1 东南大学自动化学院,江苏,南京 210096;
2 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室,江苏 南京 210096)

摘要:为了实现密集无序环境中对软包装货物进行机器分拣,设计了基于启示图的软包装货物抓取系统。系统采用先抓取后识别的两阶段策略,首先机器人将软包装货物从分拣箱中取出,再用YOLOv3对取出的货物识别;抓取阶段使用基于启示图的吸取点检测网络,可以对已知和未知软包装货物的吸取点进行检测。实验表明,在密集无序的环境中,使用该系统对软包装货物的分类的准确率达到93.4%,抓取的成功率达到91%,验证了机器人抓取系统的有效性。

关键词:软包装货物抓取;启示图;卷积神经网络;深度学习

Abstract:In order to realize the robot sorting of soft-packed goods in a dense and disordered environment,this paper designs a soft-packed goods grasp system based on the affordance graph.The system adopts a two-stage strategy of grasping first and then recognizing.First,the robot takes the soft-packed goods out of the sorting box,and then uses YOLOv3 to recognize the goods;in the grasping stage,this paper uses an affordance-based suction point detection network to detect the suction point of the known and unknown soft-packed goods.In a dense and disordered environment,the grasping system has a 93.4% accuracy rate in recognizing the goods and a 91% success rate in grasping soft-packed goods.The data verified the effectiveness of the robotic grasping system in a dense and disordered environment.

Keywords:soft-packed goods sorting,affordance graph,convolutional neural network,deep learning

近年来,随着机器视觉和机器人技术的发展,使用基于视觉的机器人代替人工分拣货物得到了广泛的研究^[1-3],在物流运输、无人药房、电商订单配货等领域中有着广泛的应用前景。软包装是货物包装中使用最广泛的方式之一,常用于食品和药物等产品的包装。软包装的材质通常是塑料制品,多为透明或半透明,反光性强,包装的产品种类多样,在生产运输过程中,软包装货物会发生挤压,导致变形、相互堆叠遮挡的情况发生。如何在密集无序的背景环境中对软包装货物进行准确的识别和抓取,是实现软包装货物机器分拣的关键。

传统的工业分拣机器人的分拣对象是形状、纹理等特征相对固定的规则几何工件,工件所处背景环境比较单一且不存在相互堆叠遮挡的情况。文献[4-5]通过提取工件的显著特征来对工件进行识别定位。然而,基于特征提取的方法泛化性较差,当分拣对象发生变化或分拣场景复杂时,无法提取到目标的有效特征,从而不能对目标进行识别和定位。

深度学习的发展为解决算法泛化性提供了新的途径。文献[6]将Faster RCNN目标检测网络应用于复杂场景下垃圾的分拣。目标检测网络无法检测训练数据集中未出现的对象,当目标被未知对象遮挡时,会影响分拣工作的进行;文献[7]提出了使用全卷积神经网络生成不同抓取动作的启示图,可以实现对未知对象的抓取检测;文献[8-9]中末端执行器使用的是吸盘,吸盘采用单点接触抓取物体,容错性高。软包装货物表面光滑柔软,更容易和吸盘形成良好的真空环境,因此在软包装货物分拣系统中,使用吸盘作为机器人的末端执行器。

针对传统算法泛化性差和目标检测算法对未知对象无法识别的问题,并结合软包装货物非结构化和分拣场景密集无序的特点,本文设计了基于启示图抓取的软包装货物分拣系统。

1 基于启示图的吸取点检测网络

吸取启示图表示图像中的每个像素点代表在该点做吸取动作可能性,像素值越大,使用吸盘做吸取动作的可能性越大,

吸取启示图可以通过卷积神经网络生成。卷积网络在训练时学习大量样本的物理属性,如颜色、深度信息、边缘特征等,这些属性与对象的类别信息无关。因此,生成的启示图可用于对未知物体的吸取点检测,并且对物体和环境变化的适应性好。

本文研究的复杂环境下软包装货物的抓取涉及到三种动作语义:可吸取、不可吸取和背景。借鉴图像分割领域的方法全卷积神经网络(FCN),并对其进行了改进,可以端到端地预测不同大小的软包装货物的吸取启示图,图1为网络结构图。使用Realsense D435采集分辨率为640*480的彩色图像和深度图像,深度图像可以很好地表征软包装货物的轮廓信息,因此将深度图和彩色图像结合形成一个RGB-D四通道输入。网络使用Resnet50^[10]的特征提取部分来提取图像的深层特征信息,并且解决了深层网络的梯度爆炸和消失问题。在特征提取网络后面串联ASPP^[11]模块,融合特征图中不同尺度的信息;使用3x3的卷积核对融合后的特征图卷积,卷积后接BN层和ReLU激活层;最后通过线性插值方式上采样生成与输入图像大小一样的吸取启示图。启示图包含三个通道,其中通道0为可吸取动作通道,通道1为不可吸取通道,通道2为背景,使用Softmax将三个通道的值约束在0到1之间,在通道0中选择值最大的点作为吸取点。

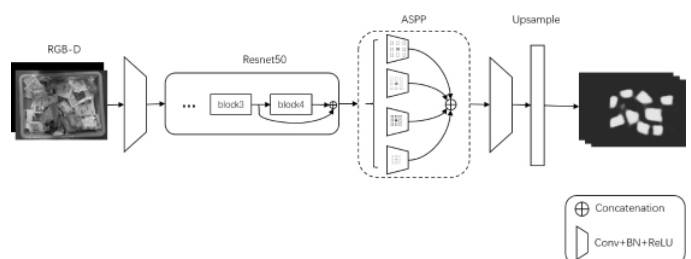


图1 吸取点检测网络结构图

2 软包装货物识别

机器人将软包装货物从密集无序的箱子中抓取出来后,使用 YOLOv3 算法对软包装货物进行检测识别。YOLOv3 是一种单阶段的目标检测算法,网络结构简图如图 2 所示。特征提取网络是 Darknet-53,该网络中添加了残差网络,防止训练时梯度爆炸或消失;在三个不同尺度的特征图上进行预测,优化了网络对小目标物体检测的能力。

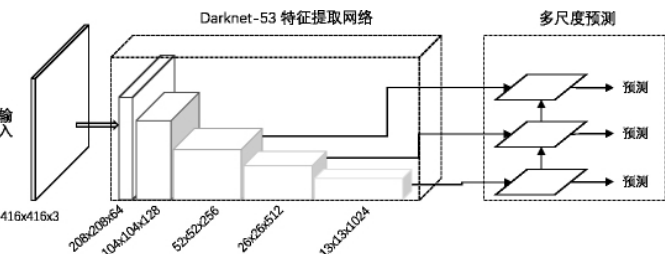


图 2 YOLOv3 网络结构简图

YOLO 算法的流程如下: ①按照特征图的大小将图片分成 $S \times S$ 网格; ②每个单元格负责检测中心落在该网格的目标,预测 3 个边界框和 C 个类别概率值,其中边界框中包含五个参数: x,y,w,h 和置信度, x,y 为中心坐标点, w,h 分别为宽度和高度,置信度为 $\text{Pr}(\text{Object}) * \text{IOU}_{\text{pred}}^{\text{truth}}$,其中 $\text{Pr}(\text{Object})$ 是物体中心存在概率; ③在 3 个边界框预测结果中选择和真实边界框的 IOU 最大的边界框作为该单元格的预测结果。

3 实验与分析

为了验证基于启示图的软包装货物抓取系统的性能,本文在搭建了抓取系统平台进行了实验。抓取系统整体结构如图 3 所示,系统的硬件设备包括:两个 Realsense D436 相机、NACHI MZ04 机械臂、真空吸盘和控制计算机;其中两个相机采集的图像分别用于吸取点检测网络和 YOLOv3 的输入,如图 4 中的 a、b 所示;控制计算机配置了 2.4GHz 的 Intel Core E5-2620 v3 CPU 和 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti GPU,用于吸取点检测网络和 YOLO v3 识别网络训练和使用,并控制机器人执行抓取动作。



图 3 软包装货物抓取系统图



图 4 Realsense D435 采集的图像

3.1 抓取实验

为了验证基于启示图的吸取点检测网络在密集无序的环境中对于已知和未知软包装货物抓取的效果,设置了三种实验场景,场景 A 分拣箱中只有已知的软包包装货物(训练集中包含的货物),场景 B 分拣箱中只有未知的软包装货物(训练集中不包含的货物),场景 C 分拣箱中已知和未知软包装货物比例为 1:1。每种场景下进行 100 次抓取。评价指标为抓取成功率 P:

$$P = \frac{N_{\text{succ}}}{N_{\text{total}}} \times 100\%$$

从表 1 中的结果可以看出,基于启示图的抓取检测网络可以实现对已知和未知软包装货物鲁棒的抓取,混合场景下抓取成功率 90%。

表 1 三种分拣场景的抓取结果

	场景 A	场景 B	场景 C
成功率 P	94%	86%	90%

3.2 识别实验

本文使用 YOLOv3 分别对分拣箱中的软包装货物和机器人抓起的软包装货物进行识别对比实验,两组实验的 mAP 分别为 83%和 96%。实验结果表明将软包装货物从密集无序的环境中取出,置于单一背景下,可以有效地提高识别的精准率。

3.3 分拣实验

为了验证两阶段软包装货物抓取系统的整体性能,与只使用 YOLOv3 作为抓取和识别算法的系统进行对比试验,进行 100 次抓取分拣实验,分拣箱中已知和未知软包装货物比例为 9:1,模拟未知环境下软包装货物分拣,实验结果如表 2,其中分类准确率为分类正确数量占抓取成功数量的比率。通过实验结果表明,使用先抓后识别的策略可以大大提高系统的性能。

表 2 抓取系统使用不同算法的性能

	分类准确率	抓取成功率
YOLOv3	85.2%	81%
基于启示图抓取+YOLOv3 识别	93.4%	91%

4 结束语

本文设计的基于启示图的软包装货物抓取系统,采用了先抓取后检测的两阶段分拣策略。在模拟未知的环境软包装货物分拣实验中,分类准确率达到 93.4%,抓取成功率达到 91%,验证了该机器人抓取系统的有效性。该系统可以使用该系统取代人工对软包装货物分拣,降低人工成本,提高工作效率。

本文的主要贡献有三点: ①提出了一种基于启示图的软包装货物吸取点检测网络,在不依赖于对象类别信息的情况下,可以实现对未知的软包装货物的吸取点检测; ②采用先抓取后识别的两阶段策略,先将目标从复杂的背景中分离出来,再使用 YOLO v3^[10]目标检测算法对目标进行识别分类,从而提高分类的准确度; ③搭建了软包装货物抓取系统,并通过实验验证了本系统的有效性。

参考文献

[1]Liu Z, Zhao B, Zhu H. Research of sorting technology based on industrial robot of machine vision [C]//2012 Fifth International Symposium on Computational Intelligence and Design. IEEE, 2012:57-61

[2]Xia K, Weng Z. Workpieces sorting system based on industrial robot of machine vision [C]//2016 3rd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI).IEEE,2016:422-426

[3]Tan H, Xu Y, Mao Y,et al.An integrated vision-based robotic

(下转第 16 页)

具体试验情况如表 1 所示：

表 1 加固服务器健康管理软件试验情况

序号	试验种类	试验情况	备注
1	环境试验	随 XX 型加固服务器进行了环境试验，试验期间，加固服务器健康管理软件运行稳定，实现了加固服务器健康状态的管理。	环境试验主要包括低温试验、低温贮存试验、高温试验、高温贮存试验、湿热试验、振动试验等。
2	电磁兼容试验	随 XX 型加固服务器进行了电磁兼容试验，试验期间，加固服务器健康管理软件运行稳定，实现了加固服务器健康状态的管理。	/
3	可靠性试验	随 XX 型加固服务器进行了可靠性试验，试验期间，加固服务器健康管理软件运行稳定，实现了加固服务器健康状态的管理。	可靠性试验共进行了 17 个循环，累计试验时间为 804 小时，XX 型加固服务器有效试验时间均为 402 小时。

此外，后期对加固服务器健康管理软件进行了修改优化，为提高系统监控部分加固服务器健康运行信息的采集效率，在健康信息采集前增加了功能单元在线情况判断，如果功能单元处在离线状态，则不进行本次健康运行信息的采集。具体如图 5 所示：

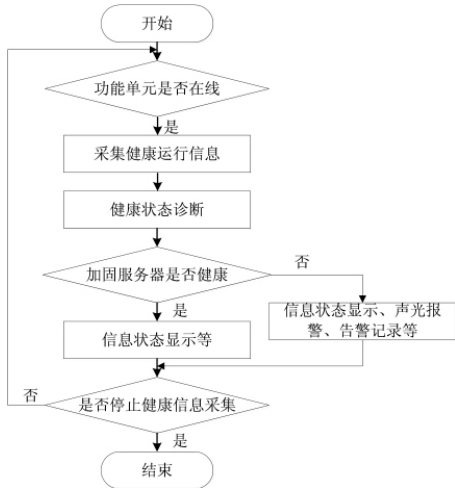


图 5 加固服务器健康管理软件健康运行信息采集流程图

可信单元、存储单元健康运行信息需要登录到 Web 页面进行查看，不能及时发现可信单元、存储单元异常状态，为此在采用 QWebView 控件加载可信单元、存储单元的 Web 页的基础上，分别为可信单元、存储单元增加独立的健康运行信息采集子线程，其中可信单元健康运行信息采集基于 IPMI 协议，存储单元健康运行信息采集基于 SNMP 协议。

4 结束语

加固服务器健康管理软件从用户登录、健康摘要信息显示、系统状态监控、日志信息管理、告警信息管理、用户设置六个部分实现了加固服务器健康状态的管理，试验和用户应用情况表

明，加固服务器健康管理软件工作稳定可靠，能够及时发现加固服务器异常状况并采取相应的措施，使加固服务器处在最佳运行状态，有效提高了加固服务器的运行效率。此外加固服务器健康管理软件采用了 IPMI、SNMP、UDP、HTTP 等多种技术协议，应用了多线程与人机界面数据交互、多界面设计、加固服务器机柜温度智能控制、一键开关机等关键技术，为后续产品设计、课题研究奠定了技术基础，积累了宝贵经验，经济效益、社会效益显著。

参考文献

[1]曹霞,庞观士,陈志列.工控机健康管理软件的研发[J].工业控制计算机,2017,9(30):13-17

[2]蔡积森.基于 IPMS 的服务器管理的软硬件设巧与实现[D].济南:山东大学,2017

[3]杨霏.设备健康管理系统软件的设计与实现[D].西安:西安电子科技大学,2015

[4]石博凡.基于 IPMI 协议的服务器管理系统安全诊断模块的设计与实现[D].南京:东南大学,2018

[5]于治楼,陈乃阔,牛玉峰.基于 IPMI 的服务器远程管理的研究与实现[J].研究与探讨,2010(1):36-38

[6]徐建霞,陈志列,孙煜,等.远程人机交互应用于设备诊断及故障预防[J].机电工程技术,2016,45(1):116-119

[7]霍亚飞.Qt Creator 快速入门[M].北京:北京航空航天大学出版社,2014

[8]童燕.基于的智能平台管理系统的实现[D].上海:华东师范大学,2008

[9]刘勺华,李彦,房亚,等.可调阻尼式汽车减振器设计与试验研究[J].机械设计与制造,2012(5):220-222

[10]尹常红,袁文波,谢晓宇.服务器系统远程管理技术与应用[J].电脑知识与技术,2013,9(30):6741-6745

[11]裴晓衡,张保稳,银鹰,等.智能管理平台接口研究及实现[J].计算机技术与发展,2006,16(6):4-6

[12]程源.服务器监控系统的设计与实现[D].武汉:华中科技大学,2005

[13]屈利娟,郭丽霞,贺天鹤.基于 SNMP 的服务器性能监控技术[J].计算机时代,2007(1):17-19

[14]李娜.基于 IPMI 技术的服务器管理系统的设计与实现[D].北京:北京邮电大学,2009

[收稿日期:2020.8.4]

(上接第 13 页)

manipulation system for sorting surgical tools [C]//2015 IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA). IEEE, 2015: 1-6

[4]刘振宇,李中生,赵雪,等.基于机器视觉的工业机器人分拣技术研究[J].制造业自动化,2013,35(17):25-30

[5]彭刚,廖金虎.插件元器件分拣机器人系统设计与实现[J].华中科技大学学报(自然科学版),2020,48(1):108-114

[6]周滢慙.基于机器视觉的生活垃圾智能分拣系统的设计与实现[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018

[7]Zeng A, Song S, Yu K T, et al. Robotic pick-and-place of novel objects in clutter with multi-affordance grasping and cross-domain image matching [C]//2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA).IEEE,2018:1-8

[8]Han M, Pan Z, Xue T, et al. Object-Agnostic Suction Grasp Affordance Detection in Dense Cluster Using Self-Supervised Learning. docx[J]. arXiv preprint arXiv:1906.02995, 2019

[9]Shao Q, Hu J, Wang W, et al. Suction Grasp Region Prediction using Self-supervised Learning for Object Picking in Dense Clutter[C]//2019 IEEE 5th International Conference on Mechatronics System and Robots (ICMSR). IEEE, 2019: 7-12

[10]Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018

[11]He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778

[12]Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution,and fully connected crfs[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 40(4): 834-848

[收稿日期:2020.5.14]