

消毒机器人目标识别定位与包围盒优化

叶雅欣¹, 王佳盛¹, 吴烽云¹, 陈思宇¹, 艾璞晔¹, 邹湘军^{1,2*}, 李兰云²

¹华南农业大学工程学院, 广东 广州 510642;

²佛山市中科农业机器人与智慧农业创新研究院, 广东 佛山 528251

摘要 为实现公共场所定点消毒目标的识别与定位, 确定消毒范围, 首先采用深度相机获取公共场所的彩色图像和三维点云; 其次训练 Mask R-CNN 深度网络, 进行消毒目标的分类、检测与实例分割, 进而获取目标点云; 然后通过采样一致性初始配准 (SAC-IA) 和迭代最近邻点 (ICP) 精配准方法实现不同视角点云的拼接, 获取完整的消毒目标点云; 最后基于主成分分析 (PCA) 优化点云的包围盒。实验结果表明, 基于 Mask R-CNN 目标检测的各类别平均精度 (mAP) 达到 0.968, 实例分割的平均交并比 (IoU) 达到 0.879, 目标包围盒的表面积和体积优化率分别达到了 29.2% 和 28.8%。本研究能有效识别与定位消毒目标, 为不同消毒目标采用不同消毒方式提供分类依据, 同时能有效减小消毒范围, 提高消毒作业效率。

关键词 机器视觉; 视觉定位; 点云拼接; Mask R-CNN; 主成分分析

中图分类号 TP242.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0415008

Target Recognition and Localization, Bounding Box Optimization of Disinfection Robot

Ye Yaxin¹, Wang Jiasheng¹, Wu Fengyun¹, Chen Siyu¹, Ai Puyue¹, Zou Xiangjun^{1,2*},
Li Lanyun²

¹College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China;

²Foshan-Zhongke Innovation Research Institute of Intelligent Agriculture and Robotics, Foshan,
Guangdong 528251, China

Abstract In this study, we detect and locate the disinfection objects and determine the scope of the disinfection in public places. Firstly, a depth camera was used to capture RGB images and a three-dimensional (3D) point cloud of the public disinfection objects. Secondly, using trained Mask R-CNN, the classification, detection, and instance segmentation of disinfection targets are carried out, yielding a 3D point cloud of the objects. The 3D point clouds from different perspectives were then stitched together to create a complete 3D point cloud of the disinfection object using the sample consensus initial alignment (SAC-IA) and iterative closest point (ICP) fine registration methods. Finally, the 3D point cloud's bounding box was optimized using principal component analysis (PCA). The experimental results show that the mean average precision (mAP) of object detection based on Mask R-CNN reaches 0.968, and the average intersection over union (IoU) of instance segmentation reaches 0.879. The optimization rates of surface area and volume of the bounding box are 29.2% and 28.8%, respectively. The effectiveness of this method in detecting and locating disinfection objects was demonstrated in this study. It lays a foundation for providing different disinfection methods suited for different objects, narrows the disinfection scope while simultaneously improving disinfection efficiency.

Key words machine vision; visual orientation; point cloud registration; Mask R-CNN; principal component analysis

收稿日期: 2021-07-20; 修回日期: 2021-08-21; 录用日期: 2021-09-13

基金项目: 广东省普通高校省级重大科研项目 (2020KZDZX1037)

通信作者: *xjzou1@163.com

1 引言

新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情给人类公共卫生带来了严峻的挑战,研发消毒机器人,实现消毒自动化,是提高消毒作业效率的重要手段,其中消毒目标的识别与定位是实现消毒自动化的关键技术。近年来,以机器视觉为主的定位技术广泛应用于各个领域^[1-5],但在消毒机器人的目标识别与三维空间定位上的研究较少,因此基于机器视觉的消毒目标识别与定位技术具有重要的研究意义。

国内外学者对消毒自动化有一定程度的探索。文献[6]提出一种基于机器人操作系统(ROS)的消毒机器人控制系统方案,该消毒控制系统设计方案相对全面,但是没有对消毒目标的识别和定位进行阐述;文献[7]利用WIFI技术操作控制系统,实现远程消毒并且完成畜禽舍防疫工作,但是该系统需要人工远程操作实现消毒作业,缺少对空间三维中目标的智能识别与定位;文献[8]提出一款以水喷雾沉降作为消毒方式并能自主导航的消毒机器人,但是该消毒方式只能对场景进行无差别消毒,而在实际消毒作业过程中,除了对场景进行定期的全面消毒外,还应对频繁接触的目标进行额外的消毒^[9];文献[10]设计了一款护理机器人,它能够对需要高频率消毒的目标进行自动消毒,但需要在该类目标旁边放置特殊标记辅助识别与定位,操作较为繁琐。另外,为了避免消毒方式或者操作不当而引发安全事故,需要对不同的消毒目标和场所采用不同

的消毒方式^[11],因此需要对消毒目标进行识别分类。目标的包围盒决定着机器人的作业区域大小,因此优化包围盒可以提高机器人的作业效率。文献[12]通过枚举绕轴旋转的角度,对比旋转后的包围盒体积,最终获得体积最小的包围盒;文献[13]通过枚举凸包边缘的所有组合,得到最小包围盒,虽然减少了枚举量,但需要计算点集的凸包。此类枚举算法的复杂度较高。

基于以上,本文提出采用深度相机并结合深度学习和点云处理的方法,开展公共场所定点消毒目标的机器人视觉识别、空间定位及消毒范围优化的研究。

2 材料与方法

2.1 图像采集

实验图像的拍摄时间为2020年11月,拍摄地点为华南农业大学工程学院。为提高图像的多样性,采用了手机、单反、Kinect V2传感器等设备进行图像采集。其中Kinect V2传感器采集的彩色图像和深度图像共330组,手机、单反采集的图像共900张。样本图像包含的目标有电梯按钮、门把手、设备开关等公共场景下常见的重点消毒目标。

2.2 样本数据集制作

借助开源工具Labelme,针对数据中的彩色图像制作实例分割网络的数据集。经过筛选、剔除重复数据等处理,最终保留训练集样本760张,验证集样本130张,测试集样本206张。部分彩色图像样本及其标注情况如图1所示。

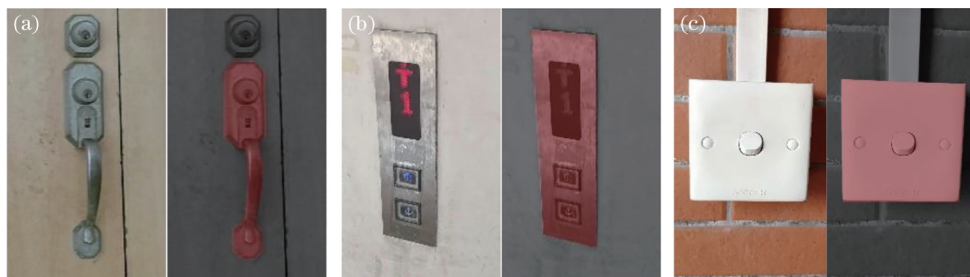


图1 数据集样本标注效果。(a)门把手;(b)电梯按钮;(c)电灯按钮

Fig. 1 Annotation effect of dataset samples. (a) Handle; (b) button of elevator; (c) button of light

2.3 技术路线与方法

智能化目标识别定位的消毒方法依赖于对公共场所消毒目标的分类与空间定位,因此采用Kinect V2传感器采集目标的彩色与深度图像,通过对彩色图像进行深度学习实例分割网络的迁移学习训练,实现对消毒目标的彩色图像分割;然后根

据网络的分割结果获取消毒目标在深度图像中的对应区域,进而获取消毒目标的空间点云;最后采用主成分分析(PCA)计算目标点云的主方向向量,从而优化目标包围盒,提高消毒作业效率。本研究的技术路线如图2所示。

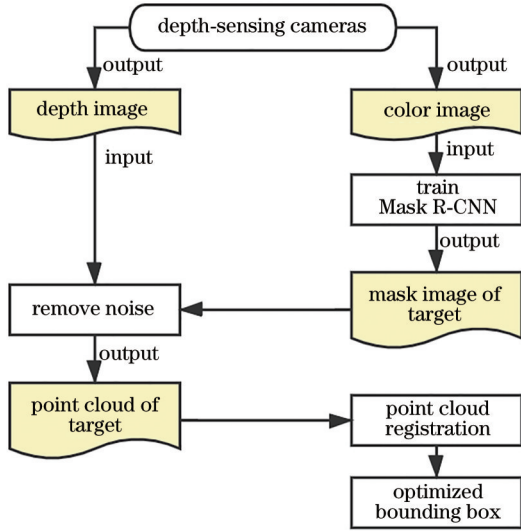


图2 本研究的技术路线图
Fig. 2 Workflow of this research

3 消毒目标的图像分类与定位

3.1 基于Mask R-CNN的消毒目标分类与分割

采用实例分割网络Mask R-CNN^[14-15]实现对消毒目标的检测与分割。Mask R-CNN在目标检测网络Faster R-CNN^[16]的基础上,增加了全卷积网络(FCN)^[17],对目标检测的结果进行语义分割。Mask R-CNN的骨架网络在残差神经网络ResNet的基础上增加了特征金字塔网络(FPN),通过不同尺度的特征融合提高了对小尺度目标的检测与分割效果。Mask R-CNN的结构如图3所示。

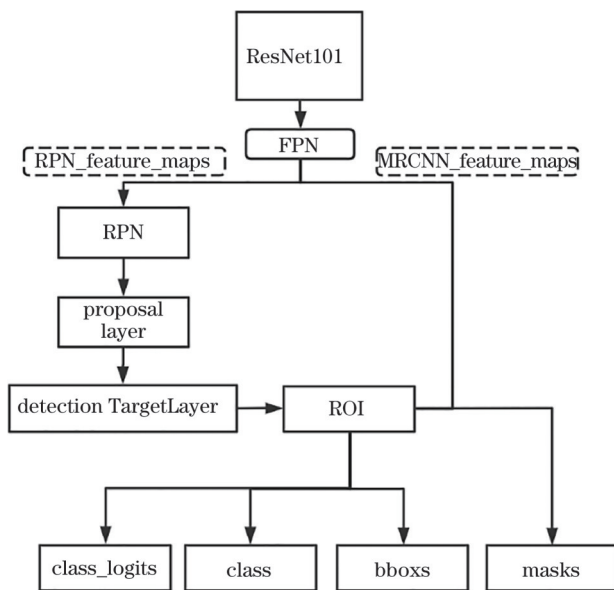


图3 Mask R-CNN结构
Fig. 3 Mask R-CNN architecture

3.2 基于实例分割结果的目标点云获取

Kinect V2传感器由一个彩色摄像头和一个深度摄像头组成。它通过深度摄像头捕获场景的深度信息,结合深度相机的内参,计算出场景的三维信息。但这些信息没有颜色纹理,难以在此基础上进行消毒目标的识别与分割。因此采用Mask R-CNN训练彩色图像,使网络预测输出消毒目标的掩模,基于该掩模从场景点云中分割出消毒目标。

3.2.1 基于实例分割结果的目标点云分割方法

由于已经通过Mask R-CNN得到了消毒目标在彩色图像上的掩模 S ,假设深度相机坐标系下的空间点 P 在彩色相机像素坐标系下的对应点为 p ,则可通过判断点 p 是否位于掩模 S 范围对点云进行筛选,实现消毒目标点云的分割。深度相机坐标系下的点 P 与彩色图像对应点 p 之间有如下关系:

$$P_c = T_d^c P_d, \quad (1)$$

$$p = M_c P_c, \quad (2)$$

式中: M_c 为彩色相机的内参数矩阵,可通过单目标定获得^[18-19]; T_d^c 为彩色相机与深度相机之间的结构参数,可通过双目标定获得^[18-19]; (1)式中, P_c 、 P_d 分别是点 P 在彩色相机坐标系和深度相机坐标系下的三维空间齐次坐标点,为 4×1 的向量, T_d^c 为深度相机坐标系到彩色相机坐标系的欧氏变换矩阵,为 4×4 矩阵; (2)式中, p 为点 P 在彩色图像中的像素坐标系的齐次坐标,为 3×1 的向量, P_c 为空间点在彩色相机坐标系下的坐标,为 3×1 向量。

由于Kinect V2传感器的彩色相机与深度相机的视角不同,会出现如图4所示的特殊情况:深度相机视场下,点A与点B之间不会相互遮挡,因此能够获取到A、B两点的空间坐标;但在彩色相机视角下,虽然根据投影关系点A、点B都会落在掩模 S 范围内,但由于点B受到点A的遮挡,点B不应该被保

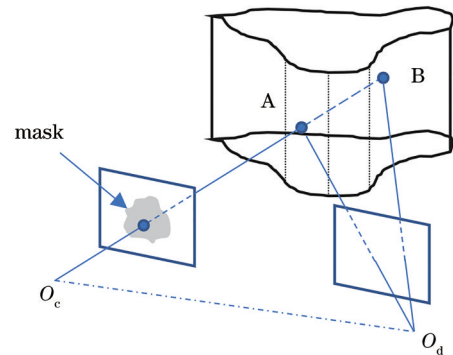


图4 两个相机的视角不同导致的遮挡问题
Fig. 4 Occlusion caused by different viewpoints of two cameras

留为目标点云。针对此现象,提出非极小值抑制方法:对于映射到彩色图像同一像素位置的点集,计算其到彩色相机坐标系原点的距离,最终只保留距离最小的点。

3.2.2 基于深度统计的点云边缘噪声滤波算法

如图 5(a)所示,由于 Mask R-CNN 对图像的边缘存在误分割,如果直接通过 3.2.1 节所述的方式提取目标点云,容易引入边缘噪声。此外,如图 5(b)所示,由于激光的光斑存在一定直径大小,因此当激光的光斑落在物体的边缘处,容易在物体边缘处产生多次回波,导致出现“拖尾”现象,产生边缘噪声。为了降低两种噪声对目标点云分割效果的影响,在进行 3.2.1 节所述分割方法之前,需要对点云进行去噪。

提出一种基于深度统计的点云边缘噪声滤波算法。通过滑动窗口遍历整个深度图,将局部深度波动较大的点作为噪声点去除,具体的计算过程如下。

$$\mu_{x,y} = \frac{1}{k^2} \sum_{x',y'=-k}^{x',y'=k} d_{x+x',y+y'}, \quad (3)$$

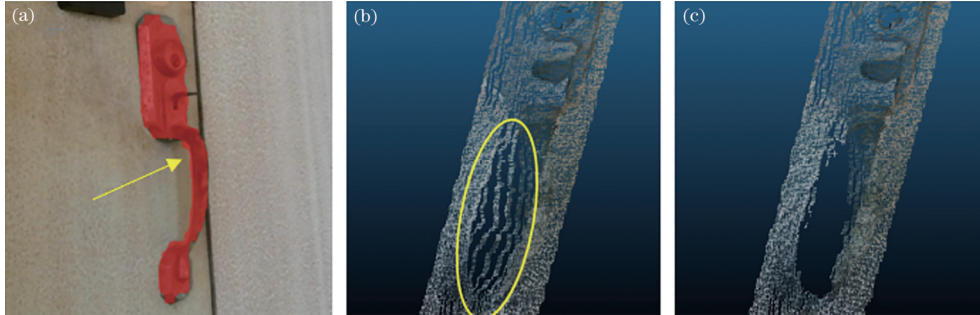


图 5 基于深度统计的点云边缘噪声滤波算法。(a)实例分割边缘误差;(b)点云的边缘噪声;(c)去噪效果

Fig. 5 Point cloud edge noise filtering algorithm based on depth statistics. (a) Instance segmentation edge error; (b) edge noise of point clouds; (c) denoising effect

3.3 基于点云拼接的完整消毒目标点云获取

基于 3.2 节所述方法只能获取 Kinect V2 传感器彩色相机与深度相机公共视场下的点云,一般难以通过一次拍摄获取到完整的消毒目标点云,这将导致消毒机器人无法对消毒目标进行全面的消毒。因此,在不同视角下对同一目标进行拍摄,然后通过点云配准的方法实现点云拼接,获取目标的完整点云,以便进行全面消毒。

由于在不同视角下采集的点云的位姿差异较大,无法直接采用迭代最近邻点(ICP)方法^[20]进行精配准。因此首先通过采样一致性初始配准(SAC-IA)方法^[21]对两个视角下的点云进行粗配准,再通过 ICP 进行精配准,最终得到两个视角下

$$\sigma_{x,y} = \frac{1}{k^2} \sqrt{\sum_{x',y'=-k}^{x',y'=k} (d_{x+x',y+y'} - \mu_{x,y})^2}, \quad (4)$$

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & |d_{x,y} - \mu_{x,y}| \leq \lambda \sigma_{x,y} \\ 0, & |d_{x,y} - \mu_{x,y}| > \lambda \sigma_{x,y} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: k 为滑窗大小, $k=3,5,7\cdots$; x,y 为滑窗中心所对应的深度图坐标位置; $d_{x,y}$ 为深度图上点 (x,y) 的深度值; $\mu_{x,y}$ 为滑窗范围内的深度均值; $\sigma_{x,y}$ 为滑窗范围内深度值的标准差; λ 为常数系数; $f(x,y)$ 为判断点 (x,y) 是否保留的函数, $f(x,y)=1$ 表示该点保留, $f(x,y)=0$ 表示该点将被剔除。

所提去噪算法需要确定滑窗的大小 k 与常数系数 λ 。 k 的设定与拍摄距离有关,当距离拍摄物体较近时,图像上每个像素点代表的物理尺寸较小,此时所需的滑窗尺寸较大,反之则需要较小的滑窗。采集图像样本的距离为 0.7~1.5 m,经测试滤波核大小 k 取 7。常数系数 λ 的大小会影响边缘噪声去除效果,如果 λ 过大,则噪声去除不干净,但如果 λ 过小,容易造成误检测,经实验,选取 $\lambda=1.4$ 。去噪效果如图 5(c)所示。

点云的欧氏变换矩阵,实现不同视角下同一目标的点云精确配准。SAC-IA 方法首先分别计算两个点云的特征点和特征描述子,然后通过 RANSAC 方法^[22]估计欧氏变换矩阵,完成点云的粗配准。选取的特征描述子为快速点特征直方图(FPFH)^[23-24]。FPFH 是对点特征直方图(PFH)^[25]的一种快速简化模型,在尽可能保留 PFH 特征高鲁棒性的同时,极大地简化了计算量,其具体提取方法可参考文献^[21-26],不再赘述。

通过拼接技术,实现了对不同视角下的同一消毒目标的拼接,得到完整的消毒目标。点云拼接的效果如图 6 所示。

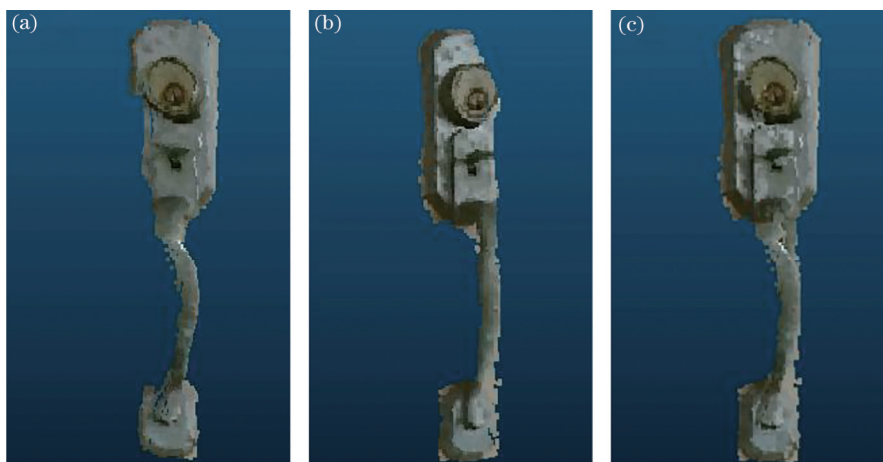


图6 点云拼接效果示意图。(a)视角一点云;(b)视角二点云;(c)完整点云

Fig. 6 Point cloud registration result. (a) Point cloud from perspective one; (b) point cloud from perspective two; (c) merged point cloud

4 基于PCA的目标包围盒优化方法

在得到消毒目标的完整点云后,为引导消毒机器人对目标进行全面的消毒,告知消毒机器人目标所处的位置范围。通常以目标在三个坐标系维度下的最大最小值所构成的简单包围盒作为消毒机器人的作业范围。但由于目标处于相机视场中的角度不同,包围盒中可能存在较大范围的冗余,导致消毒范围过大,降低消毒效率。

为减少包围盒的冗余,提高消毒效率,提出基于PCA的包围盒优化方法。首先通过协方差矩阵表示目标点云在原三维空间中各个方向上的分布情况,计算方式为

$$C = X^T X, \quad (6)$$

$$C = V \Sigma^2 V^T, \quad (7)$$

式中: X 为去均值化后的目标点集; C 为对应点集的协方差矩阵,再使用奇异值分解(SVD)方式对 C 进行特征值分解; V 是由 $X^T X$ 特征值分解后得到的特征向量按列所组成的正交矩阵; Σ^2 是由 $X^T X$ 特征值所构成的对角矩阵。根据特征向量构成新的坐标系,对目标点云进行描述,通过计算目标点云在新坐标系下的包围盒来实现包围盒的优化,优化后的包围盒在新坐标下所对应的8个顶点通过坐标变换映射回原坐标上,获取世界坐标系下的8个坐标点,以便机器人获取对应的坐标位置进行目标包围盒消毒。简单包围盒的优化效果如图7所示。相比文献[12]暴力搜索最小包围盒的方式,所提优化包围盒方法仅需一次PCA分解,在保证优化效果的前提下,显著提升了优化效率。

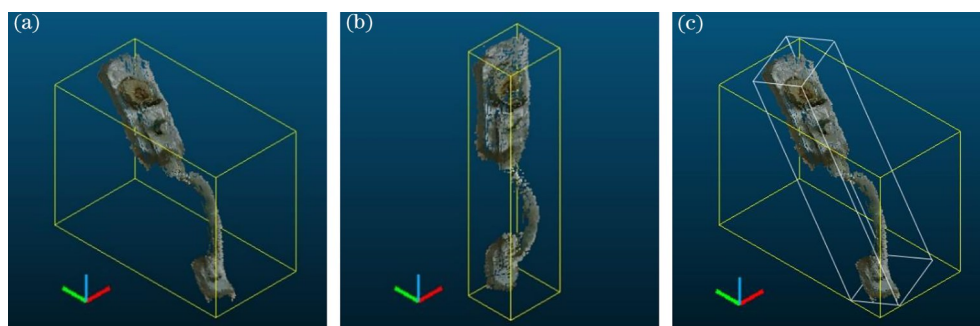


图7 基于PCA的包围盒优化效果。(a)简单包围盒;(b)优化后的包围盒;(c)优化效果

Fig. 7 Optimization effect of bounding box based on PCA. (a) Simple bounding box; (b) optimized bounding box; (c) optimization effect

5 实验结果与分析

实验设备由硬件设备与软件设备两部分组成。

硬件设备主要包括:本项目团队研制的长臂消毒机器人本体(如图8所示)、Kinect V2传感器、训练采集数据的台式电脑(AMD Ryzen 5 3500X,主频

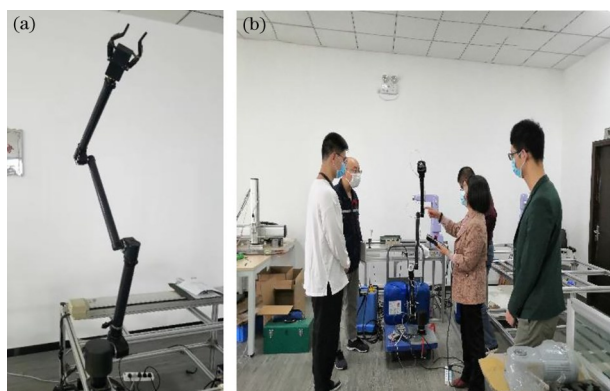


图 8 长臂消毒机器人及控制调试实验场景。(a)长臂消毒机器人;(b)控制调试实验场景

Fig. 8 Long arm disinfection robot and control debugging experiment scene. (a) Long arm disinfection robot; (b) control debugging experiment scene

3.60 GHz;内存 16 GB;显卡为 GTX 2070S, 显存 8 GB)。软件系统使用到的算法库主要有 OpenCV4.1.0 视觉库, PCL 1.11.1 点云库, 深度学习框架为 Tensorflow 1.13.1+Keras2.1.6, CUDA 版本为 10.0.1, CUDNN 版本为 7.6.5。

表 2 目标检测结果

Table 2 Object detection result

Category	Number of images			AP	mAP
	Ground truth	False positive	True positive		
Handle	91	3	86	0.945	
Button of elevator	58	0	58	1.000	0.968
Button of light	77	5	77	0.997	

此外,如图 9 所示,通过掩模图像的交并比 (IoU)来评估网络训练效果,IoU 的计算方式为

$$P_{IoU} = \frac{S_{A \cap B}}{S_{A \cup B}} \quad (8)$$

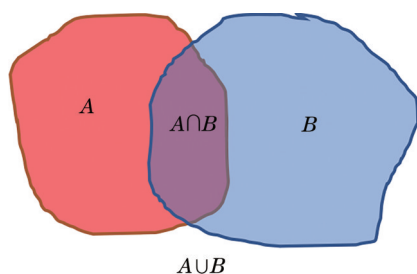


图 9 IoU 计算示意图

Fig. 9 Diagram of IoU calculation

本研究的网络实例分割效果的平均交并比达到了 0.879,具体统计结果如表 3 所示。图 10 是网络预测的实例分割效果示意图。

5.1 Mask R-CNN 训练结果分析

在 COCO 训练集的预权重基础上,通过迁移学习,完成了对自制数据集的训练。网络训练的参数量设置如表 1 所示。

表 1 网络训练参数配置列表

Table 1 Configuration list of network training parameters

Configuration parameter	Value
Image per GPU	1
Batch size	1
Step per epoch	1000
Image minimum dimension	800
Image maximum dimension	1024
Epoch for training network heads	40
Learning rate for network heads	0.001
Epoch for training ResNet	120
Learning rate for training ResNet	0.001
Epoch for training all layers	160
Learning rate for training all layers	0.0001

对测试集共 206 张图像进行实例分割预测,结果如表 2 所示。

表 3 Mask R-CNN 训练结果

Table 3 Mask R-CNN training results

Category	IoU	Mean IoU
Handle	0.873	
Button of elevator	0.813	0.879
Button of light	0.933	

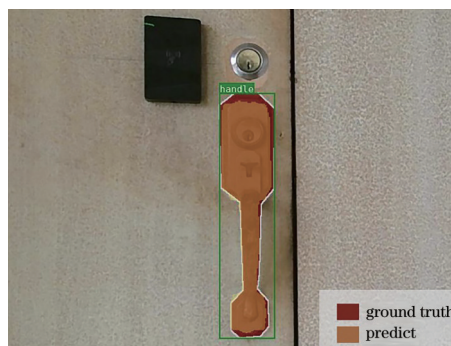


图 10 Mask R-CNN 预测的实例分割效果示意图

Fig. 10 Example instance segment result predicted by Mask R-CNN

5.2 PCA 包围盒优化效果分析

通过对比优化前后包围盒的体积、表面积的参数

来分析包围盒的优化效果。图 11、图 12 分别为优化前后包围盒的表面积、体积的统计折线图。

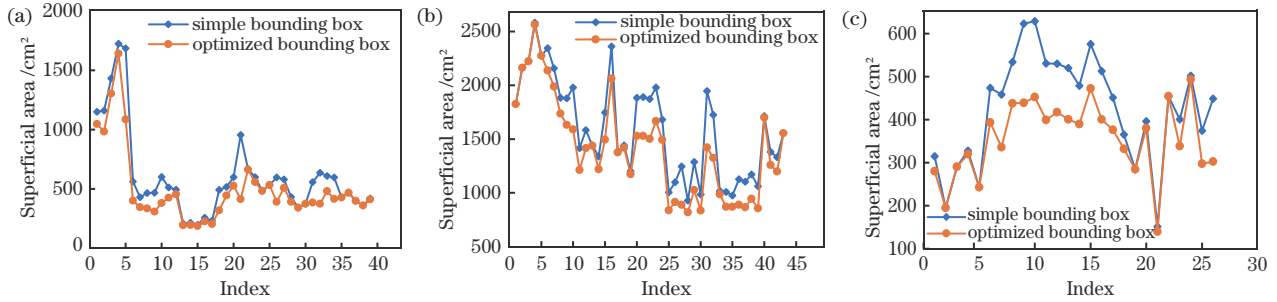


图 11 包围盒表面积优化前后对比。(a)门把手;(b)电梯按钮;(c)电灯按钮

Fig. 11 Comparison of surface area of bounding box before and after optimization. (a) Handle; (b) button of elevator; (c) button of light

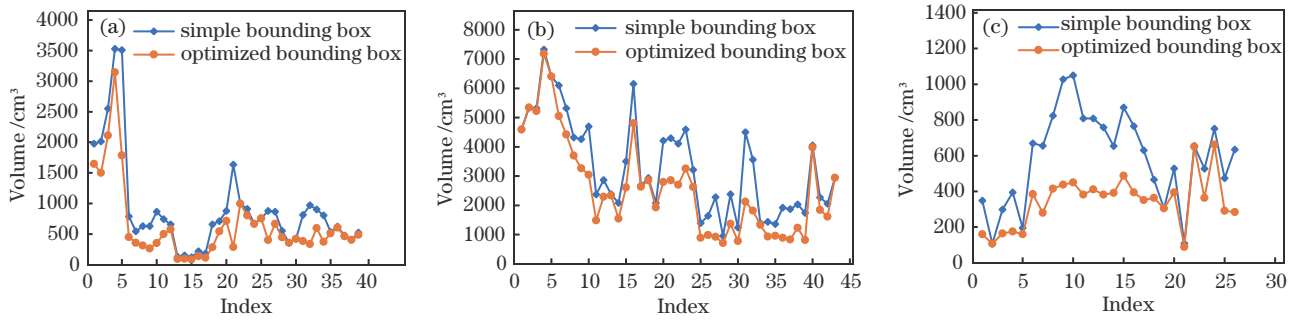


图 12 包围盒体积优化前后对比。(a)门把手;(b)电梯按钮;(c)电灯按钮

Fig. 12 Comparison of bounding box volume before and after optimization. (a) Handle; (b) button of elevator; (c) button of light

综合以上所有表面积与体积的数据,最终统计 PCA 包围盒优化算法对包围盒的表面积、体积优化率,结果如表 4、5 所示。

表 4 各类消毒目标的包围盒表面积优化率

Table 4 Optimization rate of bounding box surface area for various disinfection targets

Category	Optimization rate	Mean optimization rate
Handle	0.270	
Button of elevator	0.241	0.292
Button of light	0.364	

表 5 各类消毒目标的包围盒体积优化率

Table 5 Optimization rate of bounding box volume for various disinfection targets

Category	Optimization rate	Mean optimization rate
Handle	0.279	
Button of elevator	0.245	0.288
Button of light	0.372	

的迁移学习训练,实现对消毒目标的彩色图像分割;然后根据网络的分割结果获取消毒目标在深度图像中的对应区域,进而获取消毒目标的空间点云;最后采用 PCA 法计算目标点云的主方向向量,从而优化目标包围盒,提高消毒作业效率。实验结果表明:所提实例分割网络目标检测的 mAP 达到 0.968,有着较高的分类和目标检测结果,为不同消毒目标采用不同消毒手段提供准确的分类保障;网络的平均交并比达到 0.879,识别与分割的准确率较高,结合基于深度统计的点云边缘噪声滤波算法,所提算法能够准确获取点云,得到点云的空间位置信息,保证了消毒目标定位的准确性;基于 PCA 的包围盒优化算法对包围盒的表面积和体积的优化率分别达到了 29.2% 和 28.8%,减小了消毒作业范围,有效地提高了消毒作业效率。本研究对公共场所定点的消毒目标识别与定位,消毒范围优化等应用具有重要意义。

6 结 论

采用 Kinect V2 传感器采集目标的彩色与深度图像,通过对彩色图像进行深度学习实例分割网络

参 考 文 献

[1] Tang Y C, Chen M Y, Wang C L, et al. Recognition and localization methods for vision-based

- fruit picking robots: a review[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 510.
- [2] Chen M Y, Tang Y C, Zou X J, et al. 3D global mapping of large-scale unstructured orchard integrating eye-in-hand stereo vision and SLAM[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106237.
- [3] Chen M Y, Tang Y C, Zou X J, et al. Three-dimensional perception of orchard banana central stock enhanced by adaptive multi-vision technology [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 174: 105508.
- [4] Fang Y M, Wang H J, Huang K Y, et al. Image-preprocessing algorithm for three-dimensional reconstruction of targets in complex backgrounds[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 131008.
方雅媚, 王红军, 黄矿裕, 等. 复杂背景下目标三维重构的图像预处理方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 131008.
- [5] Chen M Y, Tang Y C, Zou X J, et al. Multi-shaped targets recognition and point clouds acquisition algorithm in complex environment[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(11): 111505.
陈明猷, 唐昫超, 邹湘军, 等. 复杂环境下异形多目标识别与点云获取算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(11): 111505.
- [6] Liu X J, Wen H Y, Zhou J, et al. Design and implementation of control system of disinfection robot based on ROS[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2021, 49(11): 17-21.
刘小军, 温宏愿, 周军, 等. 基于 ROS 的消毒机器人控制系统设计与实现[J]. *机床与液压*, 2021, 49(11): 17-21.
- [7] Ding W, Zhang W A, Feng Q C, et al. Design of robot control system for disinfection of livestock breeding[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2019, 40(10): 175-181.
丁伟, 张文爱, 冯青春, 等. 畜禽舍防疫消毒机器人控制系统设计[J]. *中国农机化学报*, 2019, 40(10): 175-181.
- [8] Hu F W, Liu Y C, Qiang R Z. Autonomous navigation of a green disinfection intelligent robot[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(2): 275-278.
胡福文, 刘宴诚, 强润子. EOW 绿色消毒智能机器人自主导航系统设计[J]. *机械设计与制造*, 2020(2): 275-278.
- [9] Cai W F, Chen C, Wang M. Beware of over disinfection in fighting against the coronavirus disease [J]. *Journal of Tropical Medicine*, 2020, 20(2): 156-158.
蔡文锋, 陈纯, 王鸣. 关注抗击新型冠状病毒肺炎中的过度消毒[J]. *热带医学杂志*, 2020, 20(2): 156-158.
- [10] Miseikis J, Caroni P, Duchamp P, et al. Lio-a personal robot assistant for human-robot interaction and care applications[J]. *IEEE Robotics Automation Letters*, 2020, 5(4): 5339-5346.
- [11] Wang Y Y, Wang L. Analysis of public opinion regarding the use of disinfectants during the COVID-19 epidemic in China[J]. *Chinese Journal of Disinfection*, 2020, 37(10): 758-762.
王妍彦, 王林. 新型冠状病毒肺炎疫情有关消毒剂使用的舆情分析[J]. *中国消毒学杂志*, 2020, 37(10): 758-762.
- [12] Chen H. A method to generate the minimum bounding boxes for shape-arbitrary objects[J]. *Journal of Engineering Graphics*, 2010, 31(2): 49-53.
陈华. 确定任意形状物体最小包围盒的一种方法[J]. *工程图学学报*, 2010, 31(2): 49-53.
- [13] Hu Z G, Qin Q F. Algorithm for finding minimum volume oriented bounding boxes based on convex hull [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2019, 46(2): 105-111.
胡志刚, 秦启飞. 基于凸包的最小体积有向包围盒生成算法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2019, 46(2): 105-111.
- [14] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2980-2988.
- [15] Sun Y J, Qu Z Y, Li Y H. Study on target detection of breast tumor based on improved mask R-CNN[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(2): 0212004.
孙跃军, 屈赵燕, 李毅红. 基于改进的 Mask R-CNN 的乳腺肿瘤目标检测研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(2): 0212004.
- [16] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [17] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2015, 39(4): 640-651.
- [18] Zhang Z Y. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations[C]//Proceedings of

- the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 666-673.
- [19] Guo W B, Zhang Q C, Wu Z J. Real-time three-dimensional imaging technique based on phase-shift fringe analysis: a review[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(8): 0800001.
郭文博, 张启灿, 吴周杰. 基于相移条纹分析的实时三维成像技术发展综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 0800001.
- [20] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [21] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [22] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [23] Zhao M F, Cao L B, Song T, et al. Independent method for selecting radius of FPFH neighborhood in 3D point cloud registration[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(6): 0610002.
赵明富, 曹利波, 宋涛, 等. 三维点云配准中FPFH邻域半径自主选取算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(6): 0610002.
- [24] Song T, Cao L B, Zhao M F, et al. Registration and optimization algorithm of key points in three-dimensional point cloud[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 0415008.
宋涛, 曹利波, 赵明富, 等. 三维点云中关键点的配准与优化算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 0415008.
- [25] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms [C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 22-26, 2008, Nice, France. New York: IEEE Press, 2008: 3384-3391.
- [26] Zhang B, Xiong C B. Automatic point cloud registration based on voxel downsampling and key point extraction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041008.
张彬, 熊传兵. 基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041008.