



面向多目标医疗垃圾分类的智能识别分拣系统设计

张歆羽, 杨钟亮, 周哲画, 张淞, 毛新华

引用本文:

张歆羽, 杨钟亮, 周哲画, 张淞, 毛新华. 面向多目标医疗垃圾分类的智能识别分拣系统设计[J]. 智能系统学报, 2024, 19(3): 584-597.

ZHANG Xinyu, YANG Zhongliang, ZHOU Zhehua, et al. Design of an intelligent identification and sorting system used for classification of multiobjective medical waste[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2024, 19(3): 584-597.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202204039>

您可能感兴趣的其他文章

基于改进的Faster RCNN面部表情检测算法

Facial expression recognition based on improved Faster RCNN

智能系统学报. 2021, 16(2): 210-217 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201910020>

医学知识增强的肿瘤分期多任务学习模型

Multi-task tumor stage learning model with medical knowledge enhancement

智能系统学报. 2021, 16(4): 739-745 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202010005>

利用MISA多目标优化的置信规则库分类算法

Belief rule base classification algorithm using MISA multi-objective optimization

智能系统学报. 2019, 14(5): 982-990 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809022>

基于改进的Faster R-CNN高压线缆目标检测方法

Object detection of high-voltage cable based on improved Faster R-CNN

智能系统学报. 2019, 14(4): 627-634 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905026>

多特征的光学遥感图像多目标识别算法

Research on multi-feature based multi-target recognition algorithm for optical remote sensing image

智能系统学报. 2016, 11(5): 655-662 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201511011>

一种鲁棒的Multi-Egocentric视频中的多目标检测及匹配算法

A robust multi-object detection and matching algorithm for multi-egocentric videos

智能系统学报. 2016, 11(5): 619-626 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201603050>

DOI: 10.11992/tis.202204039

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20231008.1504.006>

面向多目标医疗垃圾分类的智能识别分拣系统设计

张歆羽^{1,2}, 杨钟亮¹, 周哲画¹, 张淞³, 毛新华⁴

(1. 东华大学机械工程学院, 上海 201620; 2. 青岛虚拟现实研究院有限公司, 山东 青岛 266100; 3. 曼彻斯特大学, 曼彻斯特 M13 9PL; 4. 北京中丽制机工程技术有限公司, 北京 101111)

摘要: 医疗垃圾中存在大量的病毒和细菌, 为解决医疗垃圾源头智能分类问题, 开发了基于机器视觉和 Delta 机构的智能分拣平台样机, 并提出一种三阶段的多目标医疗垃圾识别分拣 (medical waste recognition-indexes-sorting, MWRIS) 算法。第 1 阶段提出数据增强扩容的 IE-YOLOv4 算法建立起医疗垃圾识别模型, 与 Faster R-CNN、RetinaNet、CenterNet 等 5 种模型比较; 第 2 阶段索引分类模型用于管理分类规则; 第 3 阶段定位分拣算法指导目标定位分拣。在集成了 MWRIS 算法的分拣样机上, 采集 14 种, 2 217 张医疗样本图像, 完成医疗垃圾分拣实验。结果表明, 使用 IE-YOLOv4 的 MWRIS 算法对医疗垃圾识别准确率显著提升至 99.30%, 分拣实验对目标定位准确率达到 96.17%, 最终分类正确率为 86.67%, 验证了多目标医疗垃圾识别分拣系统的有效性。

关键词: 机器视觉; 目标检测; Delta 分拣系统; 机械设计; 人工智能; 医疗垃圾; 垃圾分类; 智能垃圾箱

中图分类号: TP241.3; TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2024)03-0584-14

中文引用格式: 张歆羽, 杨钟亮, 周哲画, 等. 面向多目标医疗垃圾分类的智能识别分拣系统设计 [J]. 智能系统学报, 2024, 19(3): 584-597.

英文引用格式: ZHANG Xinyu, YANG Zhongliang, ZHOU Zhehua, et al. Design of an intelligent identification and sorting system used for classification of multiobjective medical waste[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2024, 19(3): 584-597.

Design of an intelligent identification and sorting system used for classification of multiobjective medical waste

ZHANG Xinyu^{1,2}, YANG Zhongliang¹, ZHOU Zhehua¹, ZHANG Song³, MAO Xinhua⁴

(1. School of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China; 2. Qingdao Virtual Reality Institute Co., Ltd., Qingdao 266100, China; 3. Manchester University, Manchester M13 9PL; 4. Beijing Chonglee Machinery Engineering Co., Ltd., Beijing 101111, China)

Abstract: Medical waste contains lots of viruses and bacteria. To intelligently sort medical waste from the source, an intelligent sorting platform based on machine vision and the Delta mechanism was developed, and a three-stage multiobjective recognition-indexes-sorting (MWRIS) algorithm was proposed. In the first stage, the IE-YOLOv4 algorithm of data enhancement and expansion was proposed to establish a medical waste identification model, which was compared with five models, including Faster R-CNN, RetinaNet, and CenterNet. In the second stage, the index classification model was used to manage the classification rules. In the third stage, the positioning sorting algorithm was used to guide target positioning and grabbing. For the sorting prototype integrated with the MWRIS algorithm, 2217 medical sample images of 14 kinds were collected, and the medical waste sorting experiment was completed. The results showed that the MWRIS algorithm using IE-YOLOv4 can significantly improve the accuracy of medical waste identification to 99.30%, the accuracy rate of target positioning in the sorting experiment reaches 96.17%, and the final classification accuracy reaches 86.67%, verifying the effectiveness of the proposed medical waste identification and sorting system.

Keywords: machine vision; object detection; Delta sorting system; mechanical design; artificial intelligence; medical waste; garbage classification; intelligent dustbin

收稿日期: 2022-04-23. 网络出版日期: 2023-10-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51905175); 浙江省健康智慧厨房系统集成重点实验室开放基金项目 (2014E10014).

通信作者: 杨钟亮. E-mail: yzl@dhru.edu.cn.

©《智能系统学报》编辑部版权所有

我国医疗卫生事业的进步与发展, 带来了医疗防护系统提升, 随着大量一次性医疗用品投入使用, 医疗垃圾数量快速增长^[1]。在疾病防控、治

疗、康复等各个环节产生的医疗垃圾是一种危害性大且影响广泛的特殊废弃物。医疗垃圾中存在的病毒和细菌,如处理不当,不仅会污染环境,还将成为疾病传播的源头^[2]。尤其在发展中国家及全球欠发达地区,目前医疗垃圾分类普遍不规范^[3],分类、打包及运输都由人工完成,人员分拣接触过程中存在极大的感染传播风险^[4]。医疗废弃物尖锐且极具感染性,又增加了后期垃圾处理难度,也加大了疾病的二次传播机率。在此背景下,亟待一种更加智能、高效的医疗垃圾分类处理办法,以有效解决全球医疗垃圾处理难题,阻断疾病二次传播。

为解决医疗垃圾源头智能化分类问题,本文进行了多目标医疗垃圾智能识别分拣系统设计,主要贡献在以下4个方面:1)提出一种三阶段的多目标医疗垃圾识别分拣算法(medical waste recognition-indexes-sorting, MWRIS),搭建了基于机器视觉和Delta机械臂的分拣平台,实现了完整的医疗垃圾智能识别分拣系统设计。2)建立基于IE-YOLOv4的医疗垃圾识别模型(medical waste recognition, MWR),针对性地提出图像数据增强(image enhancement, EI)扩容算法,使医疗垃圾针头、安瓿瓶等的漏检率降低,被遮挡目标识别能力提升,数据集翻倍,将医疗垃圾识别准确率提升至99.30%;3)提出医疗垃圾索引分类模型(medical waste indexes, MWI),针对后期处理方式变更,由语义网络调节前期分类规则,使模型具备可调节性;4)提出含“7字型”避障、抓取顺序及路径规划在内的定位分拣算法(medical waste sorting, MWS),分拣平台上完成了多目标医疗垃圾的分拣实验,目标定位准确率为96.17%,分类正确率为86.67%。

1 相关工作

1.1 医疗废弃物处理研究现状

目前针对医疗垃圾的研究多集中于后期无公害处理方式研究,提出了高压灭菌、热解等一系列环境友好型医疗垃圾后期处理方式。Dharmaraj等^[5]提出热解降解医疗垃圾生成生物炭和生物油资源的有效技术;Purnomo等^[6]提出了医疗废物热化学转化技术,降低塑料垃圾对环境的破坏;Nema等^[7]提出医疗废物的等离子体热解技术,低碳高效处理医疗垃圾。但以上后期处理需依赖医疗垃圾源头分类的准确性,这推动了医疗垃圾智能分类的研究,Kumar等^[8]提出了使用人工神经网络、支持向量机和k-最近邻作为分类器

来识别医疗垃圾和生活垃圾图片的图像分类算法,但研究中每张图片只存在一种类型的垃圾,最终仅论述了图片分类准确率为96.5%,未提出具体的垃圾分类处理方法。

1.2 基于图像分类的垃圾分类研究现状

现有的垃圾源头智能分类多使用图像分类算法,MobileNet v2、VGG16、GoogleNet、ResNet50、ResNet101等,配合传送带等投递装置使用。如Oscar与BIN-E^[9]智能垃圾桶使用图像分类识别,通过传送带投递单个垃圾实现二分类。TrashBot^[10]智能垃圾箱,图像分类后由左右摇摆的分拣箱投递。2019FPGA大赛智慧资源回收桶,实现垃圾四分类,但拍摄倾角不利于小目标识别。张淞^[11]的智能垃圾箱利用VGG16图像分类与轨道投递实现,结构具有可扩展性,但运输耗时较长。在本团队前期的工作中也提出生活垃圾智能垃圾桶^[12],但以上基于图像分类算法的智能垃圾箱,存在共同问题为单次仅能识别并分类一个垃圾,无法满足一次多个垃圾连续投递分拣的实际要求。

1.3 基于目标检测的垃圾分拣研究现状

目标检测多用于垃圾后期分拣设备,以R-CNN、Faster R-CNN为代表的Two-stage算法精度高速度慢;以YOLO、RetinaNet为代表的One-stage,速度精度均衡^[13]。芬兰Zen Robotics公司的固体垃圾分拣设备Recycler识别准确率为90%,由单臂机器人实现分拣;广东弓叶公司提出的大型垃圾分选设备PiCKING-AiTM^[14],识别准确率为95%,由Delta机器人完成分拣。马雯等^[15]提出基于Faster R-CNN的垃圾检测加入Soft-NMS算法,识别准确率仅为81.77%,未提出垃圾分拣方案。王文胜等^[16]使用YOLOv5算法和Mosaic增强搭建的垃圾分类箱,识别准确率为93%,虽然使用目标检测算法,但仍采用翻斗机构分类,每张图中仅有一个垃圾,无法实现多目标垃圾分拣,相比图像分类垃圾箱无突破进展。因此,多目标医疗垃圾的智能分拣,需要目标检测算法配合定位分拣机构实现。

1.4 数据增强扩容算法

图像数据增强是通过对图片进行亮度、颜色、gamma、仿射变换、噪点、模糊、翻转等图像变化,突出图像的特征,弱化模型对环境角度的依赖^[17],提高模型泛化能力的手段。针对不同的数据集集中的难识别目标,合理使用不同的图像数据增强手段,如Mixup、Cutout、Random Erasing、CutMix、Mosaic等,配合上述图像变化、数据集扩容

等算法使用,可进一步提升对于特定目标的识别准确率。

2 平台设计

2.1 结构设计

为验证本文医疗垃圾识别分拣算法(MWRIS)的可靠性,搭建了医疗垃圾分拣平台样机^[18],主要由机器视觉模块、分拣机构、垃圾收集储存模块及控制供电系统4部分组成,分拣平台如图1所示。从投递口投掷的医疗垃圾将由滑道滑向中心识别盘,在机器视觉模块采集图像完成识别后,分拣机构将按照目标的类别和位置将垃圾依次分拣到4个箱体。

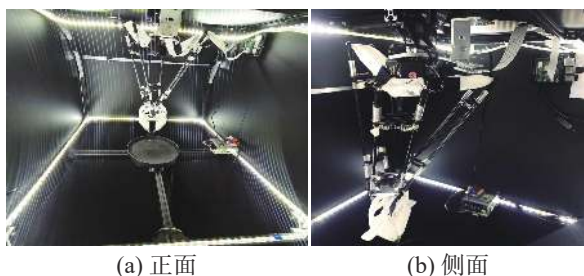


图1 医疗垃圾识别分拣平台样机

Fig. 1 Medical waste identification and sorting equipment

2.2 机器视觉模块

机器视觉模块采用第4代树莓派(Raspberry 4 Pi model B)作为控制终端,控制树莓派摄像头拍照,完成图片处理及目标识别工作,机器视觉模块的构成如图2所示。在垃圾投递口设置光敏传感器给拍照动作设定触发机制,投递门打开时禁止拍照,关门光线变暗时,控制摄像头执行拍照程序;为避免机构误触目标位置改变,在单次分拣完成后即向树莓派发出二次拍照指令,确定新目标坐标点。

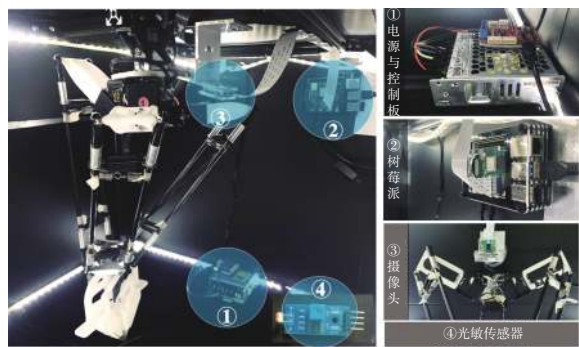


图2 机器视觉模块

Fig. 2 Machine vision module

2.3 分拣机构

现有垃圾分类设备无法分拣多个垃圾,Delta机器人作为经典并联机器人,每分钟多达300次

动作定位精准,适宜作分拣机构^[19]。平台作为第一代开发原型机,考虑产品空间限制,Delta机器人采用球型关节,经运动仿真主动臂长设为10.5 cm,从动臂长为25 cm,3D打印获得基座、主动臂等零件,与FEETECH双轴STS3215舵机装配。

考虑医疗垃圾中针管、针头、棉签的细长形态,设计具有弹性金属片的铲形夹爪,解决了细长圆柱的抓取滑脱问题,采用冗余设计^[20],解决垂直高度的定位精度问题。铲面碰到分拣盘时,产生弹性形变后将目标夹起,最后Delta机械臂与改良平动夹爪的抓取机构设计如图3所示。



图3 分拣平台的抓取机构设计

Fig. 3 Design of grasping mechanism

3 算法设计

3.1 MWRIS 模型框架

本文提出一种三阶段的多目标医疗垃圾识别分拣算法(MWRIS),框架如图4所示。第1阶段,针对医疗垃圾设计目标检测算法实验,经对比选用YOLOv4^[21]算法,加入图像数据增强扩容算法,构建医疗垃圾识别算法模型(MWR),完成医疗垃圾的目标检测,通过非极大值抑制算法,输出医疗目标最大概率种类 P_m 和图像选框坐标点。第2阶段,设计医疗垃圾索引分类模型(MWI),确定 P_m 和分类 C 一一对应的语义网络,MWI模型作为MWR模型和定位分拣模型(MWS)间的信息接口,将MWR模型提供的种类 P_m 、选框坐标对应输出分类 C 、落点坐标信息。第3阶

和对应大类别的变量集。

在焚烧掩埋后期处理方式下, 医疗垃圾识别索引分类方案 $C=1 \mid P_m=\{4,5,6,8,11\}$, $C=2 \mid P_m=\{3,7,12\}$, $C=3 \mid P_m=\{1,2,10\}$, $C=4 \mid P_m=\{9,13,14\}$, 可视化归类方法如图 5 所示。在热解技术后期处理方式下, $C=1 \mid P_m=\{9,11,13\}$, $C=2 \mid P_m=\{5,14\}$, $C=3 \mid P_m=\{4,6,8\}$, $C=4 \mid P_m=\{3,7,12\}$, $C=5 \mid P_m=\{1,2,10\}$, 可视化归类方法如图 6 所示。

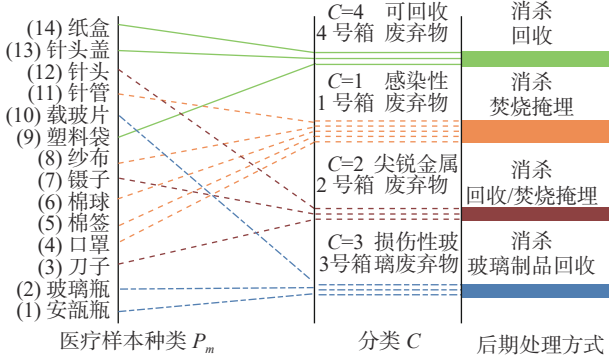


图 5 焚烧填埋方式下 MWI 模型可视化归类

Fig. 5 MWI model under incineration and landfill

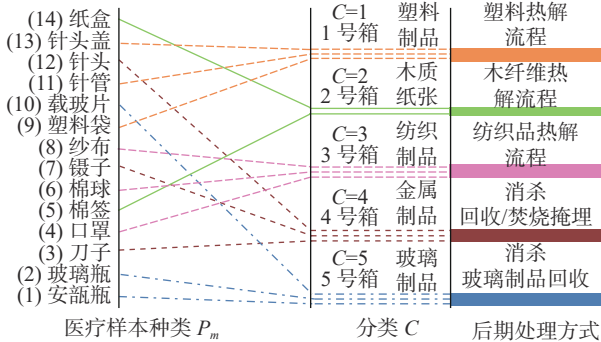


图 6 热解方式下 MWI 模型可视化归类

Fig. 6 MWI model under pyrolysis mode

本团队提出将识别和归类分开的二阶段识别分类方法, 相比一步分类准确率大幅提升且方便调整^[14], 在后期分类处理方式改变时, 只需调整 MWI 中类 P_m 和分类 C 之间的语义网络即可实现转化。

3.5 MWS 医疗垃圾定位分拣模型

由于机械臂位于托盘正上方, 摄像头拍摄存在倾角, 医疗垃圾定位分拣算法 MWS 被提出, 用于坐标转化, 完成 Delta 机器人逆运动学求解, 并指导抓取顺序和路径。采用先目标检测, 再影射变换的方法节约计算资源^[12], 坐标变换原理与矩阵如下:

$$\begin{bmatrix} x' & y' & w' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u & v & w \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$x = \frac{x'}{w'} = \frac{a_{11} \times u + a_{12} \times v + a_{13} \times 1}{a_{13} \times u + a_{23} \times v + 1 \times 1} \quad (5)$$

$$y = \frac{y'}{w'} = \frac{a_{12} \times u + a_{22} \times v + a_{32} \times 1}{a_{13} \times u + a_{23} \times v + 1 \times 1} \quad (6)$$

式中: u, v 为图片坐标, x, y 为真实坐标, $w = 1$, $a_{33} = 1$ 。标定拍摄如图 7, 两点间距 50 mm, 采集 8 组每组 4 点坐标数据导入方程, 得到均值矩阵为

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1164 & -0.0008 & 0.0000 \\ -0.0002 & -0.1187 & 0.0001 \\ -261.8082 & 165.6835 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

因此, MWR 识别目标后, 预测框中心点 (u, v), 经 MWS 转为实际抓取点坐标 (x, y), 转化公式为

$$x = (0.0164u - 0.0002v - 261.8082)/(0.0001v + 1) \quad (7)$$

$$y = (-0.0008u - 0.1187v - 165.6835)/(0.0001v + 1) \quad (8)$$

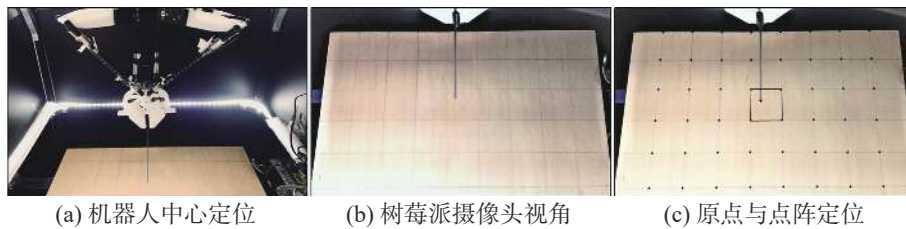


图 7 图像坐标转化实际抓坐标点阵实验

Fig. 7 Transformation of position coordinates of images

抓取顺序依照目标面积 S_m 从大到小顺序抓取:

$$S_m = (x_{\max} - x_{\min}) \times (y_{\max} - y_{\min}) \quad (9)$$

MWS 算法指导 Delta 机构运动, 涉及主动臂转角逆运动学求解问题, 在基座建立坐标系 $O-XYZ$, 如图 8 所示, 静平台中心为 O , 动平台中心

为 $C(x, y, z)$ 。 $OA_i = L$, 主动臂长 $AB_i = R$, 从动臂长 $BC_i = r$ 。 α_i 为主动臂与基座夹角, B_i 为主动臂末端点。

$$\theta_i = (2i/3 - 1/6), (i = 1, 2, 3) \quad (10)$$

$$A_i = (L \cos \theta_i, L \sin \theta_i, 0) \quad (11)$$

$$B_i = (\cos \theta_i (L + R \sin \alpha_i), \sin \theta_i (L + R \sin \alpha_i), R \cos \alpha_i) \quad (12)$$

$$\text{则由 } r^2 = [x - \cos \theta_i (L + R \sin \alpha_i)]^2 + [y - \sin \theta_i (L + R \sin \alpha_i)]^2$$

$(L+R \sin \alpha_i)]^2 + (z - R \cos \alpha_i)^2$ 推导机械臂夹角:

$$\tan(\alpha_i/2) = \frac{-B_i \pm \sqrt{B_i^2 - 4A_iC_i}}{2A_i} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (13)$$

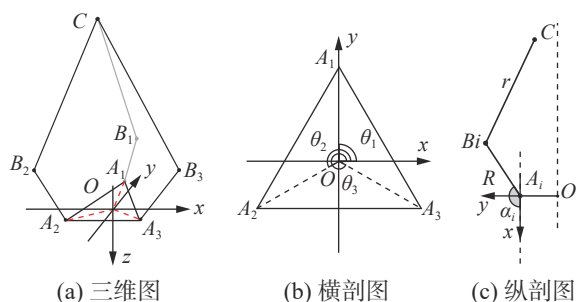


图8 逆运动学求解 Delta 机构剖面图

Fig. 8 Inverse kinematics solving Delta mechanism profile

目标抓取点坐标确认后, A_i, B_i, C_i 均为已知量, 选择小角度 α 计算电机步数。此外设计“7 字型”避障路径如图 9, N 是抓取点, Q 是抛弃点, P 是避障点, 避障高度 45 mm。两点间路径规划分 n 步走完, 分步坐标求取公式为

$$\begin{aligned} x &= x_1 + (x_2 - x_1)i/n, y = y_1 + (y_2 - y_1)i/n, \\ z &= z_1 + (z_2 - z_1)i/n \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (14)$$

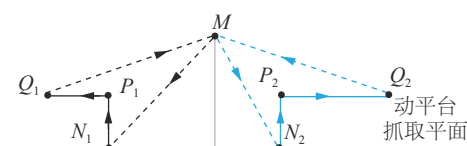


图9 “7 字型”避障分拣轨迹

Fig. 9 “7-shaped” avoiding sorting track

3.6 评价指标

目标检测训练结果, 从精确度 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、 F_1 值、AP 值 (L_{AP})、mAP 值

(L_{mAP}) 5 方面评价考核:

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (15)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (16)$$

$$F_1 = \frac{2T_P}{2T_P + F_N + F_P} \quad (17)$$

$$L_{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (18)$$

$$L_{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^k L_{AP_i}}{k} \quad (19)$$

其中: T_P 为正确检测框, F_P 为误检框, F_N 为漏检框。分拣实验以目标定位准确率 P_{AC} 和最终分类的正确率 C_{AC} 来衡量, 计算公式为

$$P_{AC} = \frac{\sum_{i=1}^4 S_i}{\sum_{i=1}^4 W_i} \quad (20)$$

$$C_{AC} = \frac{\sum_{i=1}^4 T_i}{\sum_{i=1}^4 W_i} \quad (21)$$

其中: W_i 为各类医疗垃圾总数, S_i 为正确定位个数, T_i 为正确分类个数, 此处 $i = C = \{1, 2, 3, 4\}$ 。

4 目标检测实验及结果

4.1 医疗垃圾图像数据集

在搭建的医疗垃圾分拣平台上, 使用树莓派摄像头拍摄并筛选获得 2 217 张图片, 医疗垃圾示例如图 10 所示, 种类与数量统计见表 1 所示。

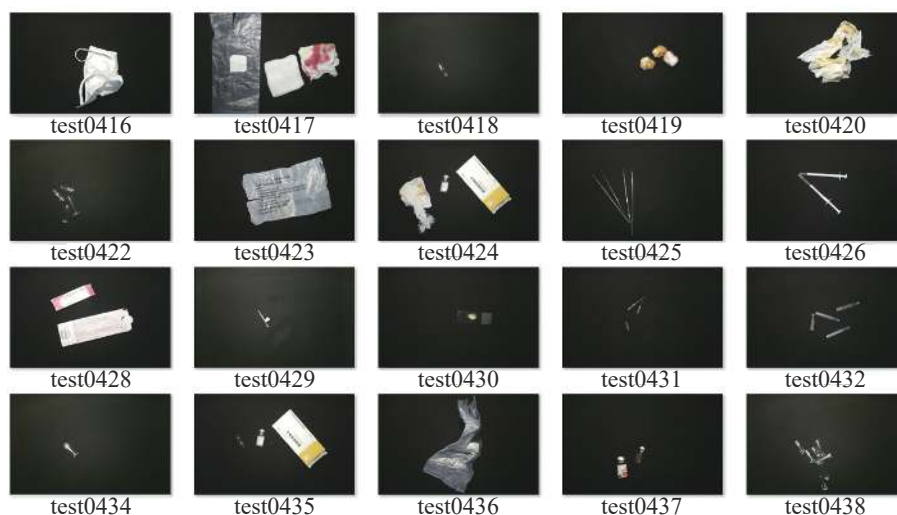


图10 医疗垃圾图像样本集

Fig. 10 Medical waste image sample set

表 1 医疗垃圾实验样本种类与数量
Table 1 Types and quantity of medical wastes

废弃物种类	废弃物名称	样本数量/种	图像数量/张
感染性 废弃物	针管	9	377
	棉球	14	524
	棉签	13	556
	纱布	10	450
	口罩	9	363
尖锐金属 废弃物	针头	12	431
	镊子	6	439
	刀子	11	478
损伤性玻璃 废弃物	玻璃瓶	6	439
	安瓿瓶	16	593
	载玻片	18	474
可回收 废弃物	纸盒	11	404
	塑料袋	13	572
	针头盖	10	415

4.2 目标检测实验模型构建

针对医疗垃圾中安瓿瓶、针头盖、玻璃片、针头等透明细小难识别目标,在 Keras 深度学习框架下对 Faster R-CNN、RFB Net、RetinaNet、CenterNet、YOLOv4 共 5 种目标检测算法进行对比训练实验。YOLOv3-v5 系列中选用性能最强的 YOLOv4,本文将 2 217 张样图像分层抽取 20%,共 444 张图留作测试集,(训练集+验证集):测试集=8:2;训练集:验证集为 9:1。目标检测算法训练所用的平台硬件配置 Intel(R) Core(TM) i5-7500CPU, GTX1060 8 GB 内存 GPU,受电脑性能限制, Batch size 统一采用 8、4、2;训练结束后均在 IOU=0.3, Score-threshold=0.5, MINOVERLAP = 0.5, Confidence=0.5 的阈值指标下对 444 张测试集进行的结果验证,从精确度、召回率、 F_1 、AP、mAP 等 5 个方面进行评价考核。6 种目标检测算法实验使用的算法及环境条件信息如表 2 所示。

表 2 目标检测算法及实验环境条件
Table 2 Experimental environment of target detection algorithm

算法	骨干网络	输入尺寸/像素×像素	Epoch	Batch size	学习率
FasterR-CNN	VGG-16ResNet-101	800×800	0~50	4	1×10^{-4}
			50~100	2	1×10^{-5}
RFB Net	VGG-16	512×512	0~50	8	5×10^{-4}
			50~100	4	1×10^{-4}
RetinaNet	ResNeXt-100FPN	600×600	0~50	8	1×10^{-4}
			50~100	2	1×10^{-5}
CenterNet	ResNet50	515×512	0~50	8	1×10^{-3}
			50~100	4	1×10^{-4}
YOLOv4	CSPDarknet-53	608×608	0~50	8	1×10^{-3}
			50~100	2	1×10^{-4}
IE-YOLOv4	CSPDarknet-53	608×608	0~50	8	1×10^{-3}
			50~100	2	1×10^{-4}

4.3 IE-YOLOv4-MWR 训练过程与结果

在 IE-YOLOv4-MWR 识别模型训练中,尝试使用 Mosaic 数据增强^[25],4 张图片随机翻转、缩放、色域变换如图 11(a),裁剪、拼接为如图 11(b)组合图像输入模型。进行 Batch Normalization (BN)时将计算 4 张图片数据,相当于变现提高了 BatchSize。训练后 mAP 值为 96.24%,未明显提升。分析 Mosaic 增强并不适合医疗垃圾中针头、安瓿瓶等透明细小目标。

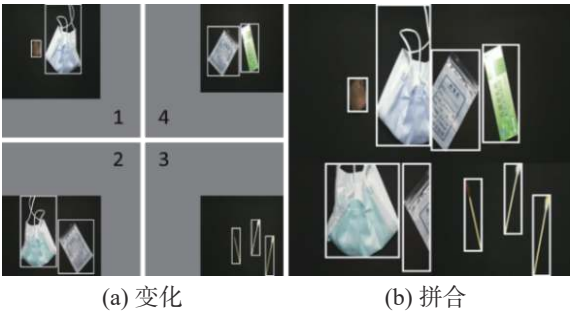


图 11 Mosaic 数据增强效果
Fig. 11 Mosaic data enhancement effect

引入随机擦除(Random Erasing)^[22],在训练中生成局部遮挡框,模拟物体遮挡效果,图12第1行,矩形面积上下阈值 $S_l=0.1$, $S_h=0.4$ 遮挡面积过大;调整为第2行所示 $S_l=0.02$, $S_h=0.04$,长宽比 $r_e=0.3$;最终IE数据增强如图12第3行,训练集扩容4倍。经IE数据增强扩容和特征融合、Cosine annealing应用,训练得到IE-YOLOv4-MWR模型 Loss值收敛如图13,各类目标识别准确率AP值见图14。

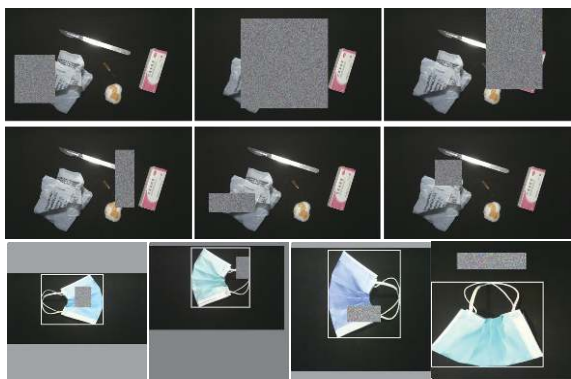


图12 Random Erasing数据增强效果

Fig. 12 Random Erasing data enhancement effect

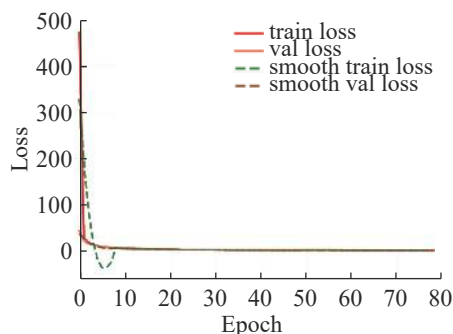


图13 IE-YOLOv4-MWR模型 Loss值

Fig. 13 Loss value of IE-YOLOv4-MWR

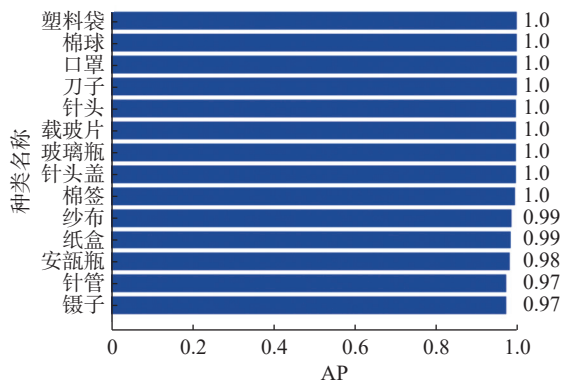


图14 IE-YOLOv4-MWR模型 AP值

Fig. 14 IE-YOLOv4-MWR model AP

4.4 目标检测实验结果对比与分析

对 Faster R-CNN、RFB Net、RetinaNet、CenterNet、YOLOv4、IE-YOLOv4, 6种目标检测算法,从

精确度、召回率、 F_1 值、AP值、mAP值等5方面进行评价,训练结果可视化对比如图15~20所示。

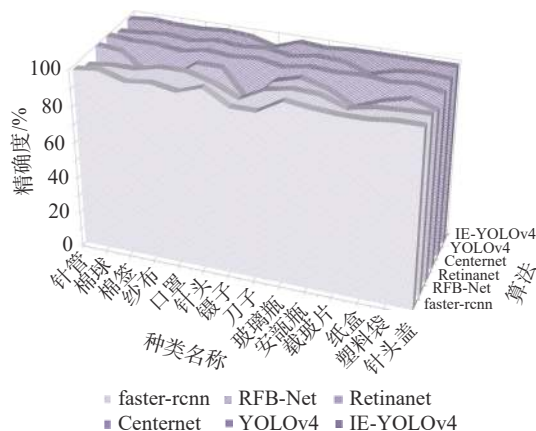


图15 6种目标检测算法精确度对比

Fig. 15 Precision value comparison chart

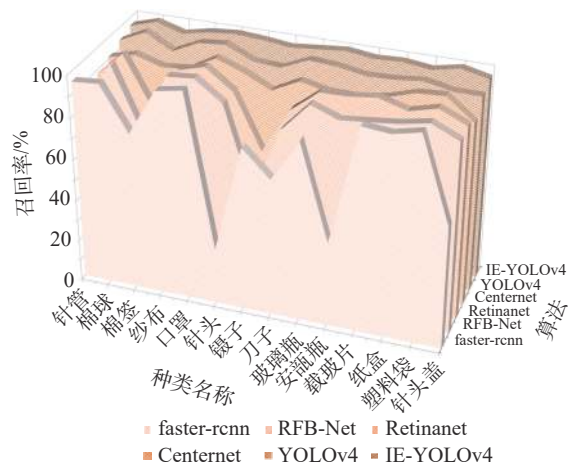


图16 6种目标检测算法召回率对比

Fig. 16 Recall value comparison chart

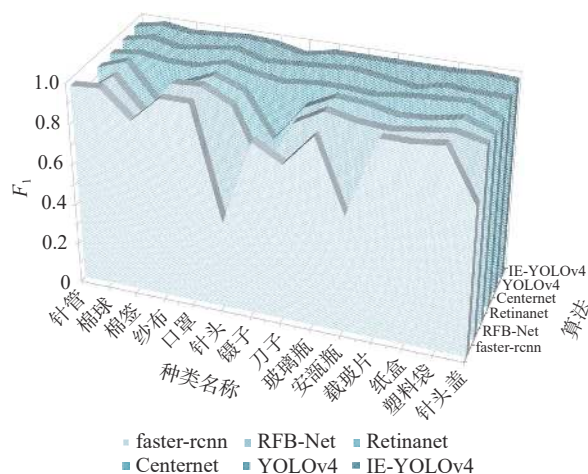


图17 6种目标检测算法 F_1 值对比

Fig. 17 F_1 value comparison chart

6种算法漏检率对照如图19所示,发现在医疗垃圾目标检测实验中,透明安瓿瓶、玻璃片、针头、针头盖等目标漏检率较高。Faster R-CNN漏

检率(lamr)较高,安瓿瓶 lamr 为 0.4,针头 lamr 为 0.39,针头盖 lamr 为 0.36。经过本文数据增强改善的 IE-YOLOv4 模型漏检丢失率明显降低,镊子 lamr 为 0.03,安瓿瓶 lamr 为 0.02,棉签、针头等多项样本漏检率为零。

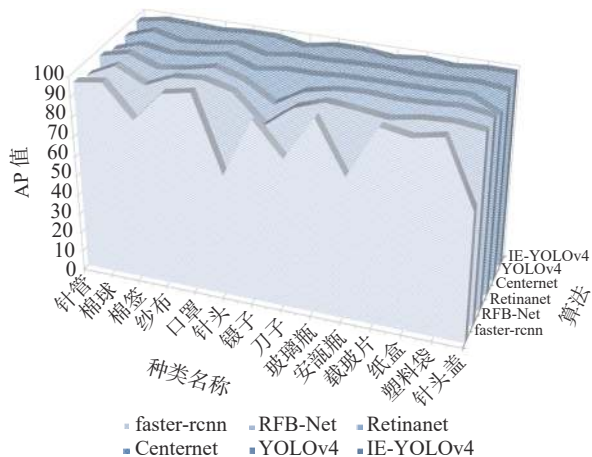
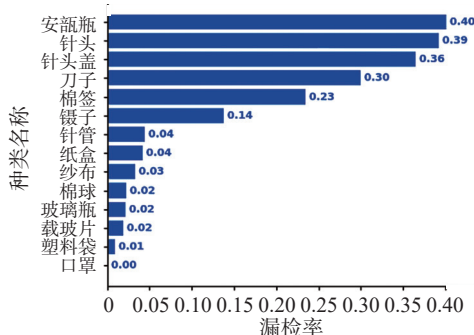
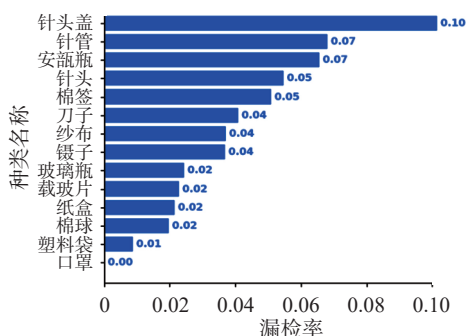


图 18 6 种目标检测算法 AP 值对比

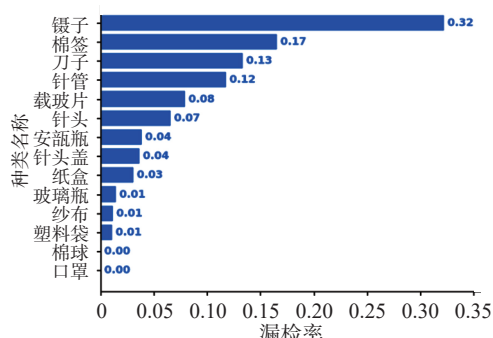
Fig. 18 AP value comparison chart



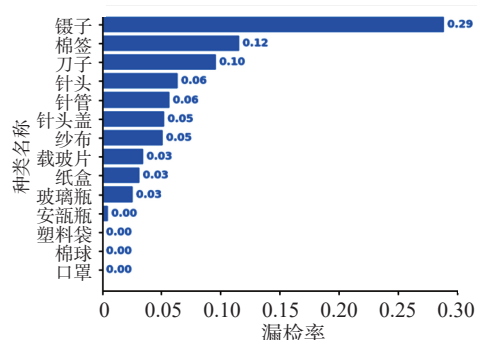
(a) Faster R-CNN



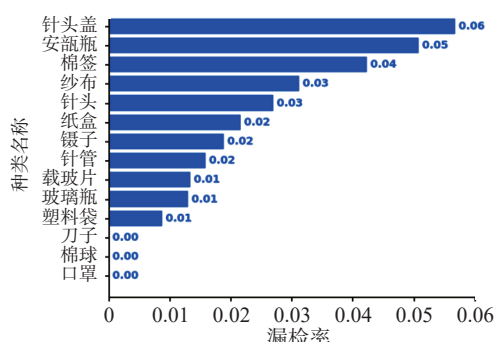
(b) CenterNet



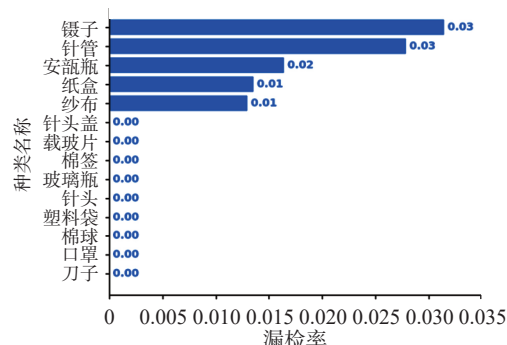
(c) RFB-Net



(d) RetinaNet



(e) YOLOv4



(f) IE-YOLOv4

图 19 6 种目标检测模型漏检率对比

Fig. 19 Comparison chart of log-average miss rate

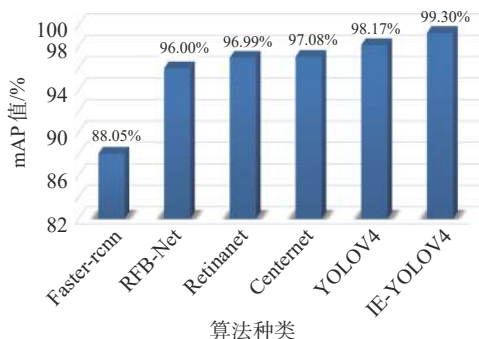


图 20 6 种目标检测算法 mAP 对比

Fig. 20 mAP value comparison chart

以 mAP 值为综合评价指标见图 20 所示, IE-YOLOV4 模型识别准确度 mAP 值达 99.30%, 与原 YOLOv4 算法相比明显提升; 且从图 19 也能看出, 对安瓿瓶、针头等透明、细小目标的漏检率也

大大降低;从图 21 的预测图来看, IE-YOLOv4 目标识别置信度均大于 0.95, 与其余 5 种目标检测算法相比优势明显;对复杂环境重叠遮挡目标进行识别测试, 如图 22 所示, YOLOv4 对多个被遮

挡目标无法识别, IE-YOLOv4 识别出全部被遮挡目标且置信度大于 0.84。综上所述, 本文提出的 IE-YOLOv4-MWR 识别模型对医疗垃圾透明细小目标及被遮挡目标的识别能力明显提升。

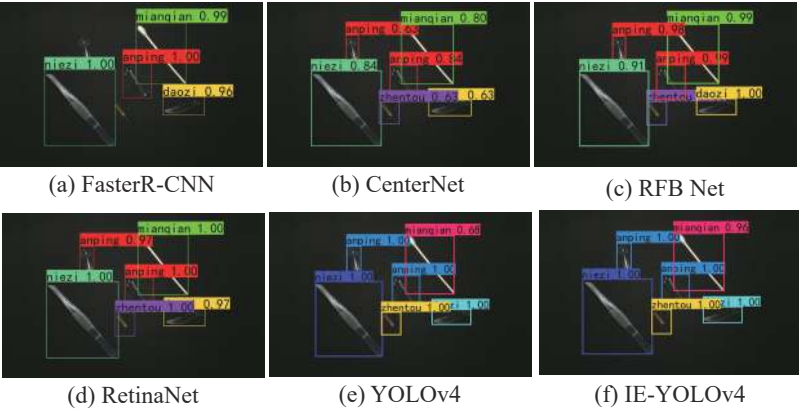


图 21 各算法医疗垃圾识别效果

Fig. 21 Recognition rendering of test0789

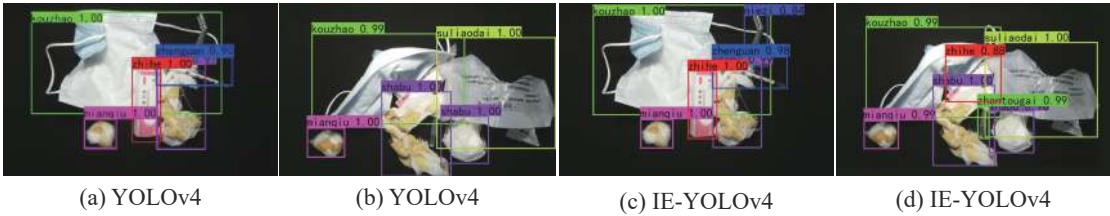


图 22 复杂遮挡目标识别测试

Fig. 22 Complex occluded target recognition test

详细评价指标数据见表 3~6 所示。由表 3~6 的精确度、召回率、 F_1 、AP 实验数据可知, 在本实验较为纯净的黑色背景下, CenterNet 在识别精准度上表现十分优秀, 在召回率上存在部分损失; Faster R-CNN 识别精准度高但严重损失召回率,

RFB Net、RetinaNet 几种算法在识别精准度上尚可, 针头、镊子、棉签召回率损失较多。与上述算法相比, IE-YOLOv4 算法在对医疗垃圾识别的精确度、召回率、 F_1 、AP 等指标值均优于其他的 5 种目标检测算法。

表 3 6 种目标检测算法精确度统计

Table 3 Precision statistics of six target detection algorithms

种类名称	Faster R-CNN	RFB-Net	RetinaNet	CenterNet	YOLOv4	IE-YOLOv4	%
针管	98.48	94.92	100.00	100.00	96.97	98.73	
棉球	100.00	96.74	98.89	98.82	97.80	100.00	
棉签	96.00	96.81	88.29	99.14	99.16	99.04	
纱布	97.65	100.00	89.13	97.50	97.67	98.91	
口罩	95.35	100.00	98.80	100.00	100.00	100.00	
针头	100.00	96.25	98.72	98.77	98.77	99.07	
镊子	92.06	90.24	82.76	100.00	100.00	95.29	
刀子	92.06	97.33	96.20	97.65	97.75	100.00	
玻璃瓶	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	98.89	
安瓿瓶	98.25	99.21	96.38	99.21	99.24	100.00	
载玻片	97.33	94.59	89.16	100.00	94.74	100.00	
纸盒	97.37	97.33	94.81	98.68	98.68	100.00	
塑料袋	99.12	98.23	98.25	100.00	100.00	100.00	
针头盖	99.21	98.84	94.51	97.62	98.88	100.00	

表 4 6 种目标检测算法召回率统计

Table 4 Recall statistics of six target detection algorithms

%

种类名称	Faster R-CNN	RFB-Net	RetinaNet	CenterNet	YOLOv4	IE-YOLOv4
针管	95.59	82.35	88.24	91.18	94.12	96.30
棉球	96.63	100.00	100.00	94.38	100.00	100.00
棉签	75.59	71.65	77.17	90.55	92.91	96.26
纱布	97.65	98.82	96.47	91.76	98.82	98.91
口罩	100.00	100.00	100.00	98.78	100.00	100.00
针头	27.06	90.59	90.59	94.12	94.12	99.07
镊子	78.38	50.00	64.86	87.84	93.24	97.59
刀子	65.91	82.95	86.36	94.32	98.86	98.80
玻璃瓶	86.17	96.81	96.81	91.49	97.87	100.00
安瓿瓶	40.88	91.97	97.08	91.24	95.62	98.36
载玻片	97.33	93.33	98.67	93.33	96.00	98.89
纸盒	96.10	94.81	94.81	97.40	97.40	97.30
塑料袋	99.12	97.37	98.25	98.25	94.74	100.00
针头盖	59.14	91.40	92.47	88.17	94.62	97.09

表 5 6 种目标检测算法 F_1 值统计Table 5 F_1 statistics of six target detection algorithms

种类名称	Faster R-CNN	RFB-Net	RetinaNet	CenterNet	YOLOv4	IE-YOLOv4
针管	0.97	0.88	0.94	0.95	0.96	0.97
棉球	0.98	0.98	0.99	0.97	0.99	1.00
棉签	0.85	0.82	0.82	0.95	0.96	0.98
纱布	0.98	0.99	0.93	0.95	0.98	0.99
口罩	0.98	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00
针头	0.43	0.93	0.94	0.96	0.96	0.99
镊子	0.85	0.64	0.73	0.94	0.97	0.96
刀子	0.77	0.90	0.91	0.96	0.98	0.99
玻璃瓶	0.93	0.98	0.98	0.96	0.99	0.99
安瓿瓶	0.58	0.95	0.97	0.95	0.97	0.99
载玻片	0.97	0.94	0.94	0.97	0.95	0.99
纸盒	0.97	0.96	0.95	0.98	0.98	0.99
塑料袋	0.99	0.98	0.98	0.99	0.97	1.00
针头盖	0.74	0.95	0.93	0.93	0.97	0.99

表 6 6 种目标检测算法 AP 值统计

Table 6 AP statistics of six target detection algorithms

%

种类名称	Faster R-CNN	RFB-Net	RetinaNet	CenterNet	YOLOv4	IE-YOLOv4
针管	95.59	93.13	96.82	94.31	95.32	97.47
棉球	97.75	99.91	100.00	98.72	100.00	100.00
棉签	81.74	92.73	94.86	96.46	96.62	99.60
纱布	97.04	98.82	96.76	97.70	97.83	98.87

续表 6

种类名称	Faster R-CNN	RFB-Net	RetinaNet	CenterNet	YOLOv4	IE-YOLOv4
口罩	100.00	100.00	100.00	99.99	100.00	100.00
针头	62.07	96.35	95.69	95.13	96.41	99.97
镊子	92.06	82.55	86.81	97.34	98.49	97.43
刀子	75.65	93.76	95.22	97.25	98.19	100.00
玻璃瓶	97.87	98.88	98.33	98.37	98.94	99.95
安瓿瓶	72.22	97.46	99.12	98.46	99.19	98.36
载玻片	98.58	95.58	98.17	98.48	98.16	99.96
纸盒	96.07	98.20	98.70	98.45	98.50	98.65
塑料袋	99.12	99.08	99.81	99.12	99.11	100.00

5 平台系统测试及结果

在搭载了 IE-YOLOv4-MWRIS 算法的分拣平台样机上, 进行了医疗垃圾的分拣抓取测试, 实验场景如图 23 所示, 医疗废弃物数量统计见表 7 所示。

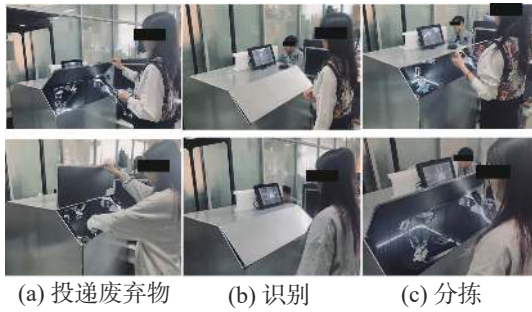


图 23 医疗垃圾识别分拣实验场景
Fig. 23 Scene diagram of sorting experiment

表 7 抓取实验医疗垃圾数量统计
Table 7 List of waste quantity and types

尖锐金属 废弃物/件	损伤性玻璃 废弃物/件	感染性 废弃物/件	可回收 废弃物/件
针头21	玻璃瓶19	针管22	纸盒20
镊子20	安瓿瓶21	棉球25	塑料袋22
刀子16	载玻片15	棉签21	针头盖18
		纱布24	
		口罩23	

抓取实验经过 5 位测试者每人 20 次, 一次 2 至 3 件, 共计 287 件医疗垃圾的投递, 统计数据如表 8 所示。可见在 IE-YOLOv4-MWRIS 指导下, 抓取机构对目标定位精准, 有 276 件样本被 Delta 机器臂及改进平动夹爪的中心点准确定位, 定位准确率 (P_{AC}) 为 96.17%, 对细小医疗样本“棉签”的定位抓取过程, 如图 24 所示。最终, 有 249 件医疗垃圾样本被分拣机构正确的识别、归类、抓取并投递, 抓取分类总正确率 (C_{AC}) 为 86.76%。

表 8 医疗垃圾抓取实验结果统计
Table 8 Experimental results of target grabbing

医疗垃圾 样本类别	总数 W_i	正确定 位数 S_i	正确分 类数 T_i	定位准确 $\frac{S_i}{W_i}/\%$	分类准确 $\frac{T_i}{W_i}/\%$
尖锐金属 废弃物	57	54	51	94.73	89.47
损伤性玻 璃废弃物	55	53	49	96.36	89.09
感染性 废弃物	115	110	101	95.65	87.83
可回收 废弃物	60	59	48	98.33	80.00

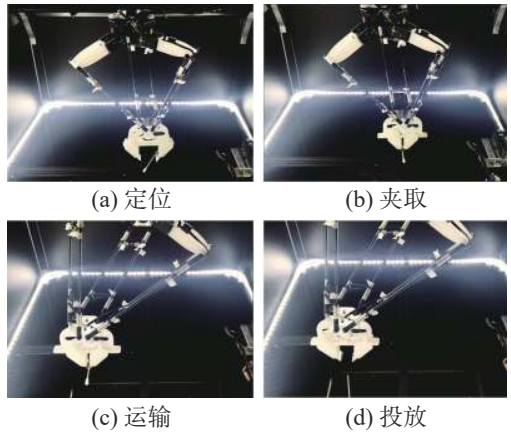


图 24 实验抓取细小医疗垃圾目标
Fig. 24 Manipulator grasping cotton swabs

分析抓取过程中存在目标识别率高、物理坐标定位精准, 但实际抓取失败的问题, 在 38 件失败样本中, 有 12 件因未滑入托盘或靠近边缘, 机构运动受阻失败; 有 11 件因尺寸超过夹爪最大口径未能成功夹取; 8 件样本抓取过程反复滑落, 经三次滑落被计为抓取失败; 有 7 件样本因分布密集, 被夹带抓取投入错误箱体。而目标定位失败的主要原因, 为 7 件被错误夹带和 4 件垃圾未进入抓取范围。现阶段分拣平台及夹爪机构有待改

良, 针对目标的定位抓取, 还有深入研究价值和提升空间。

6 结束语

1) 本文提出医疗垃圾识别分拣算法(MWRIS)搭建了基于机器视觉和 Delta 机构的智能分拣平台, 完成了多目标医疗垃圾识别分拣测试, 初步验证了多目标医疗垃圾智能识别分拣系统的可行性, 解决了图像分类垃圾箱一次分类一个垃圾的弊端。

2) 本文提出的 IE 数据增强扩容算法加入 MWR 识别模型, 相比原 YOLOv4 算法降低了透明细小目标的漏检率, 对复杂环境下重叠遮挡目标的识别效果显著提升, 将医疗垃圾的识别准确率 mAP 提升到 99.30% 的较高水平。今后将尝试使用 YOLOv7、Swin Transformer 等算法深入研究。

3) 目前医疗垃圾分拣平台处于原型开发阶段, MWI 索引算法和 MWS 分拣算法能有效发挥作用, 在 IE-YOLOv4-MWRIS 算法模型指导下, 平台定位准确率 96.17%, 但抓取分类正确率仅为 86.76%。未来将进一步改良分拣平台和夹爪机构, 改进抓取算法来提升目标定位抓取的准确率, 并针对研究发现的目标重叠和避障抓取问题进行深入研究。

参考文献:

- [1] WEI Yujun, CUI Meng, YE Zhonghua, et al. Environmental challenges from the increasing medical waste since SARS outbreak[J]. *Journal of cleaner production*, 2021, 291: 125246.
- [2] FABIANO B, HAILWOOD M, THOMAS P. Safety, environmental and risk management related to Covid-19[J]. *Process safety and environmental protection: transactions of the institution of chemical engineers, Part B*, 2022, 160: 397–399.
- [3] XU Linping, KONG Yan, WEI Mingxue, et al. Combating medical plastic waste through visual elicitation: insights from healthcare professionals[J]. *Journal of cleaner production*, 2021, 329: 129650.
- [4] EREN E, TUZKAYA U R. Safe distance-based vehicle routing problem: medical waste collection case study in COVID-19 pandemic[J]. *Computers & industrial engineering*, 2021, 157: 107328.
- [5] DHARMARAJ S, ASHOKKUMAR V, PANDIYAN R, et al. Pyrolysis: an effective technique for degradation of COVID-19 medical wastes[J]. *Chemosphere*, 2021, 275: 130092.
- [6] PURNOMO C W, KURNIAWAN W, AZIZ M. Technological review on thermochemical conversion of COVID-19-related medical wastes[J]. *Resources, conservation, and recycling*, 2021, 167: 105429.
- [7] NEMA S K, GANESHPRASAD K S. Plasma pyrolysis of medical waste[J]. *Current science*, 2002, 83(3): 271–278.
- [8] KUMAR N M, ABED MOHAMMED M, ABDULKAREEM K H, et al. Artificial intelligence-based solution for sorting COVID related medical waste streams and supporting data-driven decisions for smart circular economy practice[J]. *Process safety and environmental protection*, 2021, 152: 482–494.
- [9] AWADEH M, BASHIR A, FAISAL T, et al. IoT-based intelligent waste bin[C]//2019 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences. Dubai: IEEE, 2019: 1–6.
- [10] MEGHNA A, IMMANUEL M, SUBHAGAN P, et al. Trash bot[J]. *International journal of research in engineering, science and management*, 2019, 2(7): 301–304.
- [11] 张淦. 智能垃圾分类产品的模块化设计与开发[D]. 上海: 东华大学, 2020.
ZHANG Song. Modular design and development of intelligent waste sorting products[D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [12] ZHANG Song, CHEN Yumiao, YANG Zhongliang, et al. Computer vision based two-stage waste recognition-retrieval algorithm for waste classification[J]. *Resources conservation and recycling*, 2021, 169: 105543.
- [13] 苏丽, 孙雨鑫, 苑守正. 基于深度学习的实例分割研究综述[J]. *智能系统学报*, 2022, 17(1): 16–31.
SU Li, SUN Yuxin, YUAN Shouzheng. A survey of instance segmentation research based on deep learning[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2022, 17(1): 16–31.
- [14] 莫卓亚, 彭创权. 基于深度学习的垃圾分类识别技术[J]. *现代工业经济和信息化*, 2020, 10(10): 60–61.
MO Zhuoya, PENG Chuanguan. Garbage classification and recognition technology based on deep learning[J]. *Modern industrial economy and informationization*, 2020, 10(10): 60–61.
- [15] 马雯, 于炯, 王潇, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的垃圾检测与分类方法[J]. *计算机工程*, 2021, 47(8): 294–300.
MA Wen, YU Jiong, WANG Xiao, et al. Garbage detection and classification method based on improved faster R-CNN[J]. *Computer engineering*, 2021, 47(8): 294–300.
- [16] 王文胜, 年诚旭, 张超, 等. 基于 YOLO v5 模型的非住宅区自动垃圾分类箱设计[J]. *环境工程*, 2022, 40(3): 159–165.

- WANG Wensheng, NIAN Chengxu, ZHANG Chao, et al. Design of automatic garbage sorting bin for non-residential area based on yolo v5[J]. *Environmental engineering*, 2022, 40(3): 159–165.
- [17] 何锐波, 狄岚, 梁久祯. 一种改进的深度学习的路标交通标识识别算法 [J]. *智能系统学报*, 2020, 15(6): 1121–1130.
- HE Ruibo, DI Lan, LIANG Jiuzhen. An improved deep learning algorithm for road traffic identification[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2020, 15(6): 1121–1130.
- [18] 周哲画. 医疗废弃物识别与分拣垃圾箱设计 [D]. 上海: 东华大学, 2021.
- ZHOU Zhehua. Design of medical waste identification and Sorting bin[D]. Shanghai: Donghua University, 2021.
- [19] STOCK M, MILLER K. Optimal kinematic design of spatial parallel manipulators: application to linear delta robot[J]. *Journal of mechanical design*, 2003, 125(2): 292–301.
- [20] MATS I, CLÉMENT G, KRISTAN M. An introduction to utilising the redundancy of a kinematically redundant parallel manipulator to operate a gripper[J]. *Mechanism and machine theory*, 2016, 101: 50–59.
- [21] YU Zhenwei, SHEN Yonggang, SHEN Chenkai. A real-time detection approach for bridge cracks based on YOLOv4-FPM[J]. *Automation in construction*, 2021, 122: 103514.
- [22] ZHONG Zhun, ZHENG Liang, KANG Guoliang, et al. Random erasing data augmentation[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington: AAAI, 2020, 34(7): 13001–13008.
- [23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020–04–23)[2022–04–23]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:216080778>.
- [24] NIE Yixin, WANG Songhe, BANSAL M. Revealing the importance of semantic retrieval for machine reading at scale[EB/OL]. (2019–09–01)[2022–04–23]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:202660724>.
- [25] ZENG Guangmiao, YU Wanneng, WANG Rongjie, et al. Research on mosaic image data enhancement for overlapping ship targets[EB/OL]. (2021–05–11)[2022–04–23]. <http://arxiv.org/abs/2105.05090>.

作者简介:



张歆羽, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、人工智能产品设计。发表学术论文 4 篇。E-mail: 654345268@qq.com。



杨钟亮, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能交互系统、人工智能设计。主持国家自然科学基金项目 1 项, 发表学术论文 30 余篇。E-mail: yzl@dhu.edu.cn。



周哲画, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能产品设计、智能交互设计。E-mail: sherry8826@126.com。