

小尺度特征提取的瓶装矿泉水异物检测方法

张冲伟¹, 张云伟^{1,2*}

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650500)

(2. 昆明理工大学云南省人工智能重点实验室, 云南昆明 650500)

摘要: 瓶装矿泉水异物检测旨在查找出矿泉水中的异物杂质, 在矿泉水制造业具有重要的应用价值。然而, 传统的机器视觉检测精度较低, 受背景的干扰较大、且漏检率和误检率较高。为解决上述问题, 提出小尺度特征提取的瓶装矿泉水异物检测算法。该算法主要包含判别性特征学习模块, 数据增值模块以及细粒度信息获取模块。在判别性特征学习模块中, 针对矿泉水异物, 利用聚类的方式设计合理的先验框尺寸并对特征图进行处理, 通过对网络的输出结果进行损失约束以赋予模型提取判别性特征的能力。样本数量的增加能够对算法检测性能的提升起积极作用。为此, 构建数据增值模块。在该模块中, 利用通道随机打乱和重组的方式对自建数据集进行扩充。进一步, 在细粒度信息获取模块中, 采用小尺度特征学习的机制对异物进行表征。实验结果证明了该研究提出算法的优越性和有效性。瓶装矿泉水异物检测平均准确率可达 96.22%, mAP 值为 83.84%, 召回率为 86.31%, 检测速度为 50 f/s。因此, 该研究能够为瓶装矿泉水异物检测提供可靠的技术支持。

关键词: 瓶装矿泉水; 异物检测; 图像处理

文章编号: 1673-9078(2022)01-364-370

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2022.1.0399

Small-scale Feature Extraction Method for Detection Foreign Matter in Bottled Mineral Water

ZHANG Chongwei¹, ZHANG Yunwei^{1,2*}

(1. College of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China) (2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: The foreign matter detection in bottled mineral water was studied, in order to find out the foreign matter and impurities in mineral water, which has important applications in the mineral water manufacturing industry. However, the traditional machine has a low vision detection accuracy, large background interference, and high rates of missed detection and false detection. In order to solve the above problems, a small-scale feature extraction algorithm for foreign matter detection in bottled mineral water was proposed. The algorithm mainly included a discriminant feature learning module, data augmentation module, and fine-grained information acquisition module. For mineral water foreign matter, in the discriminant feature learning module, the clustering method was used to design a reasonable a priori frame size and process the feature map designing prior box size by clustering and processing the feature map. The model was given discriminant features for extraction through imposing loss constraint on the output of the network. The increase in the number of samples can have a positive effect on the improvement of the performance of detection algorithm. To achieve this, a data augmentation module. In this module, the self-built data set is expanded by random channel shuffling and reorganization. Furthermore, in the fine-grained information acquisition module, a small-scale feature learning mechanism is used to characterize foreign matter. The experimental results have proved the superiority and effectiveness of the

引文格式:

张冲伟,张云伟.小尺度特征提取的瓶装矿泉水异物检测方法[J].现代食品科技,2022,38(1):364-370,+270

ZHANG Chongwei, ZHANG Yunwei. Small-scale feature extraction method for detection foreign matter in bottled mineral water [J]. Modern Food Science and Technology, 2022, 38(1): 364-370, +270

收稿日期: 2021-04-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51365019)

作者简介: 张冲伟 (1993-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理, E-mail: 1360699462@qq.com

通讯作者: 张云伟 (1972-), 男, 教授, 研究方向: 机器人学、机器视觉、传感检测技术, E-mail: 1657824262@qq.com

algorithm proposed in this research. The average accuracy of foreign matter detection in bottled mineral water was 96.22%, with the mAP value as 83.84%, recall rate as 86.31%, and detection speed as 50 f/s. Therefore, this study can provide reliable technical support for detecting foreign matter in bottled mineral water.

Key words: bottled mineral water; foreign matter detection; image processing

瓶装矿泉水在出厂前需要检测是否含有杂质异物(工业上一般规定半径大于 50 μm 的不溶性物质即为杂质异物^[1]),因此检测环节成为生产流水线上的重要环节。目前该环节检测的手段主要是通过人工用人眼去寻找杂质异物,如图 1 所示。然而,人工灯检需要消耗大量的人力物力,对人眼健康伤害较大,且检测效率低,可靠性差。尽管传统的图像处理方式能够在一定程度上缓解该问题,但是其性能依赖于图像的质量,且检测速度慢。因此研究一种高检测率、快速的检测方法具有重要意义。



图 1 人工灯检法

Fig.1 Artificial light inspection

目前,瓶装液体(白酒、安瓿、大输液)的异物检测方法主要分为基于传统检测、基于视觉、基于神经网络三类。基于传统的检测方法:在早期工作中,由于检测瓶体简单且单一,部分研究者基于传统方法检测瓶装液体中异物。例如,王会昌等人^[2]采用超声波检测法检测透明灌装瓶液体中非透明杂质。Michael 和 Mauricio 等人^[3,4]利用光电传感器检测液体中悬浮固体。这种方法对瓶身的要求很高,主要针对瓶体都是全新且一致的产品,而且算法复杂度高。基于视觉的方法:部分研究人员将异物检测化为目标提取任务,目标提取通常着重于将图像中的目标与背景分割出来。湖南大学王耀南研究团队^[5,6]采用背景减法对酒类进行异物检测;Ishii 等人^[7]针对塑料瓶装药液检测采用图像帧间差分法。以上方法能够有效的将瓶装液体中异物和气泡检测出来,但是瓶体表面的缺陷、外包装和液体中气泡对检测精度影响较大。基于神经网络的方法:针对瓶装液体异物的多样性,将异物检测

任务看成目标分类任务。Moghadas 等人^[8]利用多层感知机(MLP)神经网络设计了一种检测医用小瓶的分类器;Zhou 等人^[9]采用思维进化算法(MEA)对反向传播(BP)神经网络进行优化,设计了一种检测大输液中异物的分类器。但该类方法并没有充分将异物高纬度特征和低纬度特征用于异物检测,造成目标分类不清晰,并且该方法过于依赖样本。随着深度学习能够有效地捕捉目标物的特征,在机器学习领域取得了巨大成就。如果能够将这一技术充分与矿泉水异物检测任务相结合,并针对矿泉水异物固有的特性提出合理的特征提取方法,就能够极大程度上提高检测效率,提升异物检测精度。

本研究旨在创建瓶装矿泉水异物数据集、提取具有判别性的瓶装矿泉水异物特征,结合深度学习算法,建立小尺度瓶装矿泉水异物检测模型,为提高瓶装矿泉水质量提供可靠的理论基础和技术支持。

1 材料与方法

1.1 材料

通过查阅相关文献可知,关于瓶装矿泉水异物检测的研究鲜有报道,所以目前还没有针对瓶装矿泉水异物公开数据集。因此,本文设计瓶装矿泉水异物检测方案采集数据集。具体来说,每次将四种不同的异物随机放进 360 mL 规格的空矿泉水瓶中,再将其放入数据采集装置。接下来,利用京航 USB2.0 带缓存系列 COMS 工业相机 JHSM300f 和 LED 可变聚焦灯获取矿泉水异物图像。

1.1.1 图像采集装置结构

本文设计的瓶装矿泉水异物数据采集简易装置主要由 LED 可变聚焦灯、传送带、转动轮、暗箱、摄像机、推杆、控制器、电机控制装置、齿轮和活动挡板等 10 个部分组成,如图 2 所示。摄像头在暗箱顶部,拍摄角度正对瓶装矿泉水样本,推杆和控制器位于入口处传送带的一侧,传送带与暗箱内的转动轮相接用于传输待测样本,在转动轮的另一侧设置电动门,LED 光源安装在两个转动轮中间,活动挡板置于瓶装矿泉水入口处,电机控制装置布置在转动轮一侧。

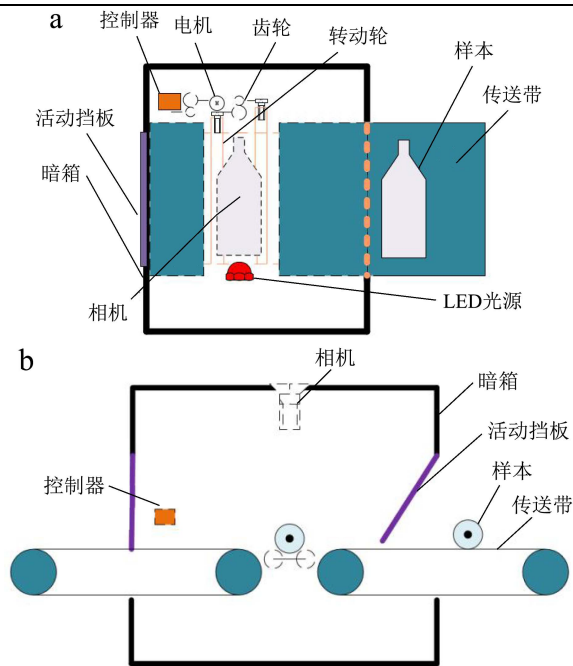


图2 瓶装矿泉水采集装置图

Fig.2 Bottled mineral water collection device

注：a：俯视图；b：正视图。

1.1.2 图像采集工作原理

(1) 采集送样：待检测瓶装矿泉水通过传送带进入暗箱送到两个转动轮上，电机控制出口端一侧的转动轮顺时针转动，电机驱动齿轮带动入口端一侧的转动轮，控制器控制两根转动轮的转速差，使得瓶装矿泉水能够低速顺时针旋转，滚动作用使瓶中的异物处于运动状态，在光源照射下，由于异物颗粒表面对光线的漫反射作用，目标整体清晰明亮，在视觉传感器采集的图像中有较好的成像效果。

(2) 光源照射：LED 光源位于两个转动轮后端正中间，光线中心对应瓶底中心，且垂直于矿泉水瓶底部照射，可照射到整瓶水的状态。

(3) 图像采集：摄像机位于两个转动轮中间正上方暗箱顶部，拍摄方向与 LED 光源方向垂直，即在水瓶正上方拍摄图像。数据采集时，该装置暗箱四周封闭，样本进出口均由活动挡板构成，使得图像采集在只有 LED 光源照射环境下进行，既可以清晰地捕捉到质量好的目标图像，又简化了后续图像处理时对复杂背景的处理。此外，为避免瓶外标签遮挡，应在粘贴瓶外标签工序前完成数据采集。

(4) 样本输出：瓶装矿泉水异物数据采集完成，控制器控制齿轮转速差，将样本由转动轮上运输至传送带上，最后经过活动挡板输送至暗箱外。至此，单个瓶装矿泉水异物数据采集完毕。

1.1.3 瓶装矿泉水异物数据集

一共采集挑选了 1000 张样本，如表 1 所示，并使

用 Labelimg 软件标注，制作了瓶装矿泉水异物小目标检测数据集，将其命名为 BFBSOD (Bottle Foreign Body Small Object Detection) 数据集，如图 3 所示。从左往右图 a、b、c、d 中勾选框中的异物分别为毛发、橡胶、蚊虫、塑料，从图 3 中可以看出，异物在照明系统下的成像较为清晰。

表 1 数据集

Table 1 The data set

类型	单一异物			
异物	橡胶	塑料	蚊虫	毛发
数量	250	250	250	250

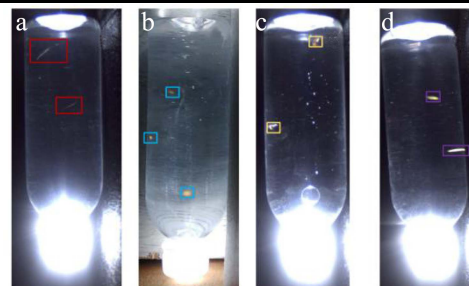


图3 瓶装矿泉水样本图

Fig.3 A sample of bottled mineral water

1.2 数据集增值模块

数据集的扩增可以增加训练集样本，加强网络学习到更鲁棒性的特征，从而使模型拥有更强的泛化能力。当前，常用的数据集扩增方式主要包括对图片的裁剪、平移、改变亮度、加入噪声、旋转角度以及镜像等。本文结合异物目标的颜色特征提出了一种通道重组的方法对数据扩增，针对同一种异物，将采集的图像 RGB 三通道拆分，再重组，能够得到 RBG、GRB、GBR、BRG 和 BGR 等 5 种图像，如图 4 所示。

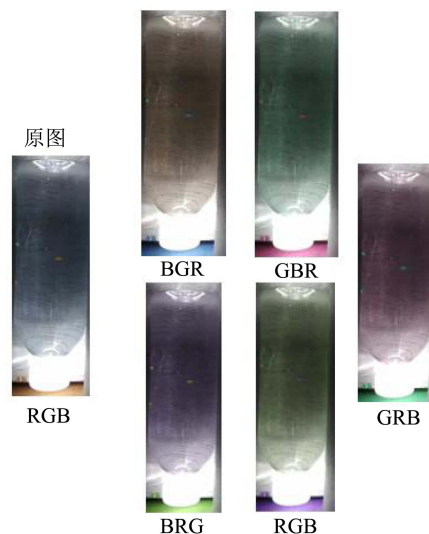


图4 RGB 数据增强

Fig.4 RGB data augmentation

通过采用提出的数据集扩增方法，将数据集扩增至 6000 张。本文采用随机划分的原则，将数据集以 2/3、1/3 的原则进行划分，2/3 其中为训练集，1/3 为测试集。

1.3 判别性特征学习模块

对目标物进行判别性表征是提升识别性能的关键因素。为此，构建了一个深度卷积模型提取样本特征。具体来说，该深度模型主要以 Darknet-53^[10]为基本框架，包含 53 个卷积—归一化—激活块。此外，考虑到梯度消失的问题，在这个模型中借鉴残差连接的思想，在块与块之间设置了快捷链路操作，即将块的输入和输出进行加和操作。首先，将图像送进 Darknet-53 网络以提取特征，在此基础上，利用聚类算法计算出先验框的大小。具体步骤如下：

- (1) 在瓶装矿泉水数据集上随机选取一个样本点，作为第一个聚类中心点。
- (2) 把每个样本点与它最近的一个聚类中心点之间的距离计算出来，记作 D。
- (3) 选取概率大的样本点作为聚类点。
- (4) 重复步骤 (2) 和 (3)，直至第 K 个聚类点选出为止。

如公式 (1) 和 (2) 所示：

$$IOU_{pred}^{truth} = \frac{area(box_{pred} \cap box_{truth})}{area(box_{pred} \cup box_{truth})} \quad (1)$$

$$D(box, centroid) = 1 - IOU(box, centroid) \quad (2)$$

式中：

- box_{pred} ——预测框；
- box_{truth} ——标注框；
- $area$ ——面积。

通过上述算法对数据集进行聚类，得到了 3 种尺寸 anchor box，大小尺寸分别为 (3*4)，(3*6)，(5*5)。

获得上述先验框后，在提取的特征图上利用先验框对异物进行类别预测。为了保证特征的判别性，利用交叉熵损失进行约束以赋予网络识别物体类别的能力，目标函数如下式 (3) 所示：

$$L_{cls} = \sum_{i=0}^{s^2} \mathbb{I}_i^{obj} \sum_{c \in classes} [p_i(c) - \hat{p}_i(c)]^2 \quad (3)$$

式中：

- S ——输入图像分为 $S \times S$ 个格子；
- \mathbb{I}_i^{obj} ——物体落入第 i 个格子内；
- $\hat{p}_i(c)$ ——分类到第 c 个类别的概率；
- $p_i(c)$ ——标签；
- L_{cls} ——类别损失。

除了分类损失，还有坐标误差如下式 (4) 所示：

$$L_{coord} = \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{I}_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{I}_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2]$$

式中：

- B ——box 的数量；
- L_{coord} ——坐标的宽高误差；
- x, y, w, h ——物体的坐标值。

通过上述两个约束，能极大程度上保证提取特征的判别性，赋予网络对样本具有提取判别性表征的能力。

1.4 细粒度信息获取模块

随着深度卷积神经网络层数不断的加深，特征图中包含的语义信息不断提高。但不断的卷积与池化使得大量的空间信息和细节信息被丢弃。导致目标定位精度降低甚至小目标无法被感知。尤其对于矿泉水异物而言，其尺寸较小，在图像中占比少，因此网络难以提取具有细粒度信息的特征。为缓解该问题，设计了小尺度特征学习机制。

具体来说，在 8 倍降采样层一个尺度上建立小目标特征检测层。同时，特征图尺寸放大的方法采用尺度转换法，将尺度转换 (scale-transfer) 模块可以嵌入到 Darknet-53 网络中，scale-transfer 没有做卷积操作，减少了计算量和卷积层的参数个数。scale-transfer 将特征图中每个像素的 N^2 个通道排列成一个 $N \times N$ 大小的区域，这个像素通道形成的正方形区域就是高分辨特征图的一部分，将低分辨率图像中所有像素排列形成的方块组合到对应的高分辨率特征图上，就完成了特征图放大，整个过程没有卷积操作，转换速度快。

低分辨特征图输入维度为 $H \times W \times C \times r^2$ ，其中 H 和 W 是特征图的长和宽，输入特征图的通道数 $C \times r^2$ ， C 是输出特征图的通道数， r 是升序比例，本文设置 $r=2$ ，输出的高分辨特征图尺寸为 $2H \times 2W$ 。特征图转换示意图如图 5 所示。

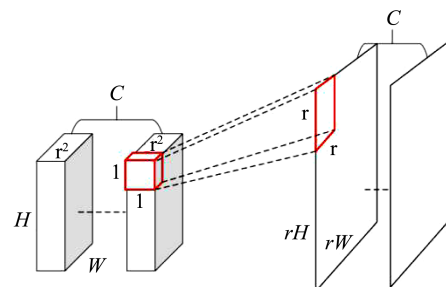


图 5 特征图尺度放大

Fig.5 Feature map scale magnification

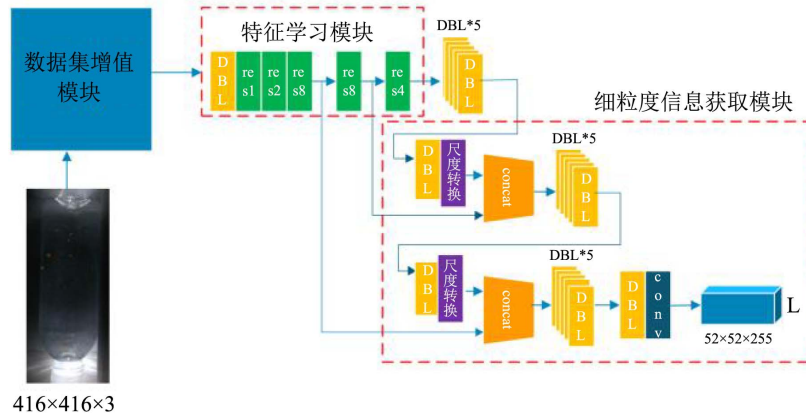


图6 网络结构图

Fig.6 Network structure diagram

从图5可以看出,通过改变通道数的数量来改变特征图的尺寸大小。数学表达式(5)如下:

$$I_{x,y,c}^{HR} = I_{x/r,y/r,r.\text{mod}(y,r)+\text{mod}(x,r)+c}^{LR} \quad (5)$$

式中:

I^{HR} ——大尺寸特征图;

I^{LR} ——小尺寸特征图。

因此,将提取到的低维度特征与高维度特征互补融合能得到特征性表达能力更丰富的特征^[11-13]。当前,很多目标检测算法通过融合多层特征来提升检测性能,本文采用 concat 系列特征融合,直接将两个特征进行张量拼接,获得小尺度目标检测特征,以此建立小目标检测层。因此小目标检测模块的损失函数如下式(6)所示:

$$L(M) = \sum_{m=0} (L_{cls} + L_{coord}) \quad (6)$$

本文提出方法的网络结构如图6所示,提出的方法主要包含三个模块,分别为特征判别性学习模块,数据集增值模块以及细粒度信息获取模块。

1.5 实验细节

1.5.1 实验参数设置

实验所用计算机配置为 Linux 操作系统, i7 9700KF 处理器 (3.6 GHz), 深度学习框架为 Torch1.4, GPU 为 GTX2070Super, 8G 显存。在此次实验中, 本文将批大小设为 4, epochs 设为 180 轮, 学习速率设置为 0.009, 动量设置为 0.9, 权重衰减值设置为 0.0005。采用动量优化器^[14] (Adam) 对网络参数进行更新。

1.5.2 性能指标

本次实验使用 mAP、R 和 f/s 等指标作为评估算法性能。f/s 表示每秒检测图像的帧率、mAP 指所有类别 C 检测精度的均值, 一个类别的检测精度用 AP

(Average Precision) 表示、召回率 R 预测结果中被正确预测正样本与样本的比值。它们的计算公式(7)如下:

$$P = \frac{TP}{TP + RP}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$AP_c = \frac{1}{N_c} \sum_{r_c \in R_c} P(r_c) \quad (7)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum AP_c$$

式中:

P——精确率;

TP (True Positive) ——真正例;

FP (Flase Positive) ——假正例;

FN (Flase Negative) ——假负例;

N_c ——C 类划分精确率 (Precision, P) 和召回率 (Recall, R) 最大值的数量;

$P(r_c)$ ——在第 C 类召回率 r_c 时的 P 值。

2 结果与讨论

2.1 对比实验

2.1.1 已有研究对象对比

国内外研究矿泉水异物检测的团队非常少, 盛子夜等人^[15]采用帧间差分法检测瓶装矿泉水中悬浮物。该方法先通过差分法检测到异物, 然后对处理后的图像中异物进行数量和尺寸大小的分析统计。但是作者没有表明具体的检测准确率, 因此, 一方面从算法的流程进行分析。1) 抗干扰能力。差分法对照明的均一性要求较高, 相机捕捉的连续帧图像光照饱和度要保持一致; 2) 消除抖动。消除瓶装矿泉水碰撞带来的抖动增加了算法的复杂性; 3) 降低误检率。瓶装矿泉水

中的气泡易被当成异物检测; 4) 检测异物时间。检测时间主要包括, 连续帧图像的获取时间、人工挑选图像时间、差分后图像的预处理时间, 检测异物时间消耗较长, 对于实际的生产应用存在一定的局限。另一方面从实际测试效果进行对比, 由于差分法需要的是连续帧图像, 准备 50 组差分图像进行测试, 一组样本图像如图 7 所示。实验从检测的准确率和时间进行对比, 结果如表 3 所示。

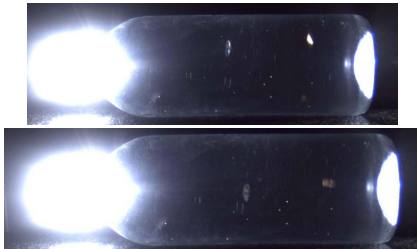


图 7 一组样本图像

Fig.7 A set of sample images

表 2 已有方法对比实验结果

Table 2 Existing methods compare experimental results

方法	准确率/%	时间/s
差分法	91.04	15.42
本文提出方法	98.12	1.61

从表 2 中可以看出, 本文提出的方法准确率比差分法高出 7 个百分点, 差分法所需时间是本文方法的 9.6 倍。综上测试结果可知, 本文提出方法整体性能高于差分法。

2.1.2 相关方法对比

表 3 瓶装矿泉水异物检测对比实验结果

Table 3 Comparative test results of foreign matter detection in bottled mineral water

方法	mAP/%	R/%	f/s
SSD	54.51	55.62	60
YOLOv3	61.13	67.23	41
本文提出方法	83.84	86.31	50

在这一部分, 我们将本文提出的方法与目前一些较为先进的目标检测方法进行实验对比, 从实验结果证明了本文方法的有效性。需要说明的是, 由于目前没有基于深度学习的瓶装矿泉水异物检测的相关工作, 因此在这一部分, 本文在 SSD 和 YOLOv3 模型上进行比较, 结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出, 本文提出的方法平均精度值为 83.84%, 高于 YOLOv3 的 61.13%和 SSD 的 54.51%; 召回率为 86.31%, 较 YOLOv3 提高了 19 个百分点, 较 SSD 提高了 29 个百分点; 本文模型的平均帧率达到 50 f/s, 小于 SSD 模型, 但是从处理速度上来看, 能够满足瓶装矿泉水异物检测任务要求。

2.2 消融实验

提出的方法主要包含判别性特征学习、数据集增值、小尺度目标检测等模块。在这一小节中, 进行了一系列实验用来验证各模块的有效性。每一模块的结果如表 4 所示, 需要说明的是, 为了便于展示, 用字母 A 和 B 分别表示数据集增值模块和细粒度信息获取模块。首先, 应该基于判别性特征学习模块对有标签原数据集进行训练得到基准线 (Baseline), 然后再将 A 和 B 两个模块部署在模型上。

表 4 消融实验结果

Table 4 Ablation test results

方法	mAP	R	f/s
Baseline	61.13	67.23	41
Baseline+A	79.45	77.12	40
Baseline+A+B	83.84	86.31	50

数据集增值模块的有效性: 为了证明 A 模块的有效性, 将 A 模块与 Baseline 相互连接, 由表 4 所示, 相比于 Baseline, 加入 A 模块后, 在瓶装矿泉水异物检测任务上, mAP 值和召回率 R 分别提升了 18.32% 和 9.89%, 有效的证明了该数据集增值的方法能够增强模型的泛化能力。

细粒度信息获取模块的有效性: 如表 4 所示, 加入了 B 模块以后, 提出的方法在异物检测任务上 mAP 值和 R 分别提升了 4.39%和 9.19%, 同时, 由于先验框的减少, 将检测速度提高到了 50 f/s。可见, 提出的方法能够从图像中提取到更具表征的特征。

2.3 测试

为了评估模型的具体检测性能, 本文在测试集中各挑选 50 张含有橡胶、塑料、蚊虫、毛发样本数据分别送入 YOLOv3 和本文提出的模型进行检测, 模型对 200 张样本的检测结果如表 5 所示。本文方法检测的平均准确率相比于 YOLOv3 提高了 10 个百分点, 达到了 96.22%; 对橡胶、塑料、蚊虫、毛发四类异物的检测上准确率均有所增加。可视化效果如图 8 所示。

表 5 不同方法下的检测率

Table 5 The detection rate under different methods

方法	橡胶	塑料	蚊虫	毛发	平均准确率/%
YOLOv3	47	45	42	39	86.50
本文提出方法	49	50	48	44	96.22

为了方便, 将异物标签 foreign matter 简写成 matter, 图中的 bubble 代表的是瓶中产生的气泡, 如图 8 所示, matter 代表的是检测到的异物 (橡胶、塑料、蚊虫、毛发)。图 8a、8c 是 YOLOv3 分别对蚊虫

和橡胶检测的效果图,从图 8a 中可以看出 YOLOv3 对蚊虫的检测存在漏检的情况;对橡胶的检测整体置信度是比较低的,而且对气泡的检测效果也是不理想。反观本文方法对同一目标的检测能够达到预期的效果,能够有效的检测出蚊虫和橡胶。

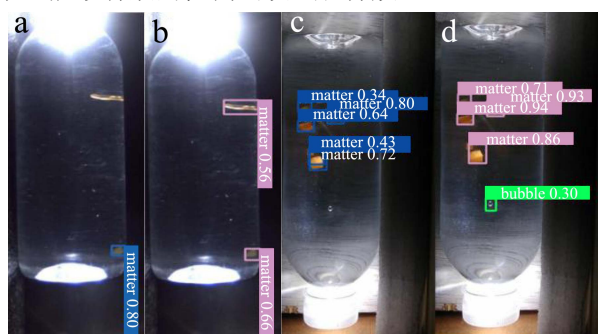


图 8 可视化效果图

Fig.8 Visual renderings

如图 8a、8b 所示,对同一个异物,改进后算法得到的异物置信度为 0.66,低于 YOLOv3 的 0.80。为此,对 200 张测试样本的异物置信度进行了统计,改进后异物置信度低于 YOLOv3 的只有 7 张。经实验分析,置信度反而下降的主要原因如下:YOLOv3 能提取到图 8a 中右下角的异物,提取到的异物特征单一,对一些特定的异物识别率较高;而本文方法对图 8a 中的两个异物特征都能提取,使得提取到的该类异物特征较为丰富,异物的综合特征增加,提高了模型对异物的检测率,但是图 8a 中同一种异物表现出的特征差异较大,就会导致模型对该类异物置信度下降。总体来看,论文方法改进后,与 YOLOv3 相比,多数预测框的置信度得到提高,即在整体样本数据集上预测框置信度的期望值得到了提高,但不排除在个别样本数据上出现比 YOLOv3 低的情况。

3 结论

针对瓶装矿泉水异物检测,本文设计了一个小尺度特征提取模块用于表征瓶装矿泉水中异物细粒度信息。具体来说包含三个模块:判别性特征学习模块利用深度 Darknet-53 网络对数据进行表征学习;数据增值模块主要通过通道随机打乱和重组的方式对 RGB 图像进行处理以增强样本的多样性;考虑到细粒度特征能够进一步对识别性能的提升起积极作用,设计了一个小尺度特征学习机制以提取具有细粒度的判别性信息。最后,实验结果表明,瓶装矿泉水异物检测的 mAP 值达到 83.84%,召回率为 86.31%,检测速度为 50 f/s,测试平均准确率为 96.22%。此外,对已有的瓶装矿泉水检测方法进行测试对比,从检测的准确率

和速度上证明了该方法的优越性;消融实验验证了提出方法中模块的有效性。因此,本研究为瓶装矿泉水异物检测提供了可靠方法和技术指导。

参考文献

- [1] 国家药典委员会.中华人民共和国药典(2005 年版)[M].北京:化学工业出版社,2005
National Pharmacopoeia Commission. Pharmacopoeia of the People's Republic of China (2005 edition) [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2005
- [2] 王会昌.基于图像处理技术的透明灌装瓶液体非透明杂质激光检测技术研究[D].成都:电子科技大学,2009
WANG Huichang. Research on laser detection technology of non-transparent impurities in transparent filling bottle liquid based on image processing technology [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009
- [3] Michael Ondrusek, Eric Stengel, Christopher S Kinkade, et al. The development of a new optical total suspended matter algorithm for the Chesapeake Bay [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 119(1): 243-254
- [4] R Veronez M, Kupssinskü L S, T Guimarães T, et al. Proposal of a method to determine the correlation between total suspended solids and dissolved organic matter in water bodies from spectral imaging and artificial neural networks [J]. Sensors, 2018, 18(1): 159-165
- [5] 张辉,王耀南,周博文,等.基于机器视觉的保健酒可见异物检测系统研究与开发[J].仪器仪表学报,2009,30(5):973-979
ZHANG Hui, WANG Yaonan, ZHOU Bowen, et al. Research and development of health wine visible foreign body detection system based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(5): 973-979
- [6] 周博文,王耀南,张辉,等.基于机器视觉的酒液智能检测系统研究与开发[J].中国机械工程,2010,21(7):766-772,821
ZHOU Bowen, WANG Yaonan, ZHANG Hui, et al. Research and development of intelligent detection system for liquor based on machine vision [J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(7): 766-772, 821
- [7] Ishii A, Mizuta T, Todo S. Detection of foreign substances mixed in a plastic bottle of medicinal solution using real-time video image processing [C]// Proceedings. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition (Cat. No. 98EX170). IEEE Xplore, 1998, 2: 1646-1650

(下转第 270 页)