

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106112

基于对抗学习的域自适应桶装矿泉水异物检测方法^{*}

张冲伟 张云伟 盛子夜

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500)

摘要:桶装矿泉水在出厂前需要检测里面是否存在异物以减少安全隐患。基于计算机视觉技术的矿泉水异物检测是一类常用的方法。然而,桶装矿泉水的数据难以获取,而直接将在瓶装矿泉水数据上训练好的模型部署到桶装矿泉水进行检测,会由于域偏移导致性能急剧下降。为解决上述问题,提出了一种基于对抗学习的域自适应桶装矿泉水异物检测方法。具体来说,首先设计了一个自动装置以制作桶装矿泉水异物检测数据集;然后,考虑到瓶装矿泉水样本容易获取,在其上训练了一个异物检测模型。其次,为了提高模型的泛化能力,引入对抗学习的思想,设计一个域分类器并通过对抗训练的方式将瓶装和桶装矿泉水进行混淆分类以学习到域不变特征。最后,通过实验证明了提出方法的有效性和优越性。

关键词:异物检测;计算机视觉;域偏移;对抗学习;域自适应

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Domain adaptation foreign matter detection method for bottled mineral water based on adversarial learning

Zhang Chongwei Zhang Yunwei Sheng Ziye

(College of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Barreled mineral water needs to be tested before leaving the factory to see if there are foreign bodies in it to reduce safety risks. The foreign body detection of mineral water based on computer vision technology is a kind of common method. However, barreled mineral water data is difficult to obtain, and directly deploying models trained on bottled mineral water data to barreled mineral water for detection will result in a sharp performance decline due to domain shift. In order to solve the above problems, a domain adaptive foreign body detection method based on adversarial learning was proposed. To be specific, an automatic device is designed to produce foreign body detection data set of barreled mineral water. Then, a foreign body detection model was trained on a bottled mineral water sample, taking into account its easy availability. Secondly, in order to improve the generalization ability of the model, a domain classifier is designed by introducing the idea of adversarial learning, and the bottled and bottled mineral water are confused and classified by adversarial training to learn domain invariant features. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed method are proved by experiments.

Keywords: foreign matter detection; computer vision; domain migration; against learning; domain adaptation

0 引言

桶装矿泉水异物检测任务旨在从矿泉水中识别出外来异物,关系每一个人的饮水健康^[1-2]。由于该任务在实际生产中的实际应用价值,因此具有重要的研究意义。近年来,市场上桶装矿泉水的种类和数量增长迅速,但生产工艺以及生产车间中一些不可控因素,难免会混入一些异物(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)

如橡胶、纤维、玻璃屑等。为保证产品的质量,必须对灌装封盖后水中异物进行质量检测。传统的桶装矿泉水异物检测以人工灯检为主,尽管有效,但这种方式需要消耗大量的人力物力,且检测效率慢,检测精度因人而异。近年来,随着人工智能的发展,基于计算机视觉的瓶装液体异物检测受到了国内外学者的广泛关注,并提出一系列优越的方法^[3]。然而,已有的方法主要针对安瓿^[4]、大输液和医药注射^[5-6]、酒类^[7]进行异物检测。相比较之下,桶装矿泉水的

收稿日期:2021-03-23

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51365019)项目资助

异物来源更加复杂,样本数量较为稀少,而且桶装矿泉水面积更大,水中异物像素占样本像素的比例更小。如果将利用瓶装矿泉水数据训练得到的模型直接部署到桶装矿泉水异物检测上,性能会急剧下降。

无监督域自适应目标检测能有效克服上述问题。这些方法大致可以分为3类:基于自训练的无监督域自适应目标检测^[8-9]、基于风格迁移的无监督域自适应目标检测以及基于域不变特征提取的无监督域自适应目标检测。基于自训练的无监督域自适应目标检测首先利用训练好的模型对目标域图像进行标签预测,再将预测好的带有伪标签预测的目标域样本对网络参数进行微调。然而,桶装矿泉水和瓶装矿泉水中的异物差异较大,会导致预测的伪标签不准确,从而限制检测性能的提升。基于风格迁移的域自适应目标检测方法主要通过将源域的样本迁移到目标域风格下,再利用迁移后的图像训练检测模型以缓解源域和目标域之间的域偏移。然而,与其他目标检测任务不同,瓶装矿泉水和桶装矿泉水的风格类似,只是异物外观差异较大,因此这类方法并不适用。基于域不变特征提取的方式是近来最受欢迎一类无监督域自适应目标检测算法。这类方法不需要预先进行标签预测和风格迁移,而是围绕如何有效提取具有域不变性特征展开研究。在桶装矿泉水的异物检测任务中,如何利用这类方法,克服瓶装矿泉水和桶装矿泉水中异物具有显著外观差异的挑战,提取不受域影响的特征,是目前亟需解决的问题。

基于上述讨论,针对桶装矿泉水检测中存在的问题和需求,本文设计了桶装矿泉水自动检测装置,并提出一种基于对抗学习的域自适应桶装矿泉水异物自动检测方法。具体来说,首先,由于含有异物瓶装矿泉水的数据极易获取,因此设计一个瓶装矿泉水异物检测模型,该模型主要以SSD为基本框架,通过提取不同尺度的特征并对其进行预测,通过位置损失和类别损失优化该模型。接下来,为使上述模型适用于桶装矿泉水异物检测任务,提出对抗学习^[10-11]的策略,利用有标签的瓶装矿泉水样本和无标签的桶装矿泉水数据进行对抗训练以将模型在瓶装矿泉水数据上学习得到的知识迁移到桶装矿泉水样本上,增强模型的泛化能力。最后,在自建数据集上进行了大量的实验,充分证明了提出方法的有效性。

1 相关工作

1.1 基于自训练的无监督域自适应目标检测

近年来,研究者发现预测目标域图像的标签并利用这些样本对模型进行优化有助于无监督域自适应目标检测任务性能的提升。具体来说,这类算法首先在有标签的源域数据上进行训练以促进网络对图像中的目标物进行表征。接下来,利用训练好的模型预测无标签目标域样本的伪标签。最后,通过微调的方式更新网络参数以适用于目标域。文献[12]构建了一个跟踪器模块,并在该模块中提出软标

签分配的策略以准确的预测目标域样本的伪标签。尽管有效,但对于瓶装矿泉水和桶装矿泉水中的异物来说,其种类不同,外观差异较大,且异物像素有很大差异。利用瓶装矿泉水训练的模型对桶装矿泉水中的异物进行标签预测会导致大量噪声标签的产生,因此这类方法并不适用。

1.2 基于风格迁移的无监督域自适应目标检测

自循环一致性生成对抗网络^[13]提出后,得益于其在图像转换任务上取得的优越性能,基于图像风格迁移的无监督域自适应目标检测方法引起了研究者的极大兴趣。不同于基于自训练的算法,这类方法主要通过将源域的样本迁移到目标域风格下再训练模型以使得网络参数适用于目标域,从而弱化不同数据集之间存在的域偏移。考虑到现实场景图像的标注困难,文献[14]提出了一个卡通数据集,并利用循环一致性生成对抗网络将卡通风格的图像迁移到自然场景风格下,最后对检测模型进行训练。然而,实际生活中,待检测的图像往往来自于多个不同的域,仅对一个源域和一个目标域的图像进行风格迁移会导致图像风格单一,从而限制识别率的提升。为克服这个问题,文献[15]设计了一种新的迁移方式。在这种方式中,将源域和目标域的图像同时生成到多个中间域风格下。然而,对于矿泉水图像而言,瓶装矿泉水和桶装矿泉水的风格类似,只是异物的外观差异较大,因此这类方法也不能直接应用在域自适应的桶装矿泉水异物检测任务上。

1.3 基于风格迁移的无监督域自适应目标检测

由于缺乏标签信息,模型无法学习到目标域数据集中的有用信息,从而导致检测性能不高。过去的几年中,研究人员发现,如果能够在有标签的源域样本上学习到具有判别性且不受域影响的特征,再将这种先验知识迁移到目标域数据上,就能有效缓解域偏移对检测性能带来的不利影响。为此,基于域不变特征提取的无监督域自适应目标检测算法被提出。这类方法通过构建域判别器的方式,将源域和目标域的特征分布对齐到同一公共空间中。例如,文献[16]在faster-rcnn模型的基础上构建一个域判别器分支,再通过对抗训练优化该分支,从而促进网络学习图像级别和目标物级别的域不变特征,一定程度上提升了检测性能。与传统的判别网络不同,文献[17]在判别器中新增了注意力模块,促使网络在鉴别图像所属域的过程中能够关注到目标物的具体细节,从而进一步提升了模型的表征能力。针对域自适应的桶装矿泉水异物检测任务,如何有效对齐瓶装矿泉水和桶装矿泉水中异物的特征分布,提取域鲁棒的特征,是本文研究的核心内容。

2 方法

2.1 桶装矿泉水异物检测装置

1) 装置结构

本文的桶装矿泉水异物自动检测装置依据现场人工灯检工位设计的,在不大范围的改动生产流水线的前提下,降

低优化成本,确保检测效果。如图1所示,左边的灯检人员负责正前方外标签没有大范围遮挡的矿泉水,如遇到小范围的遮挡,工作人员通过调整脑袋位置进行检测;右边的工作人员负责第1位不利于检测的矿泉水。



图1 人工灯检

结合生产流水线该装置主要分为旋转装置和识别装置两大部分。旋转装置主要由舵机、旋转体托台、齿轮、支撑套筒和托板等组成,在此基础上加入单片机实现对转速和转向角度的控制,目的一是将摄像机的摄影盲区给剔除了,减少了第2个工位检测流程,二是旋转急停让水桶中的异物跟随水快速运动起来,将盲区的异物移动到可检测的区间视野;识别装置主要由LED光源、摄像机等组成,通过训练好的网络模型对采集的图像进行目标识别,如图2所示。

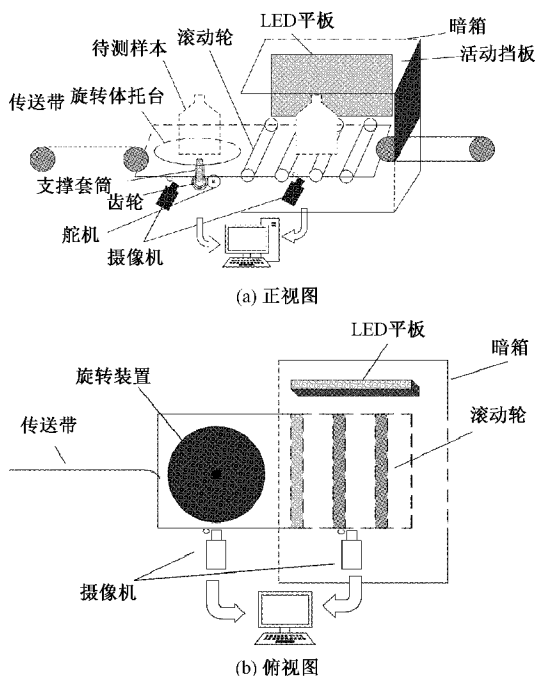


图2 自动检测装置结构

2) 工作原理

旋转装置:待检测桶装矿泉水通过传送带送到旋转平台上,对应的摄像机工位位于旋转平台的正前方,对桶装矿泉水下半部分进行正面拍摄,如图3(a)~(d)所示,对于摄像机采集到的桶装矿泉水图像,标签都有遮挡异物的可能,对检测结果容易造成漏检,只有当处于图3(d)时,桶装水的位置才是合适的。

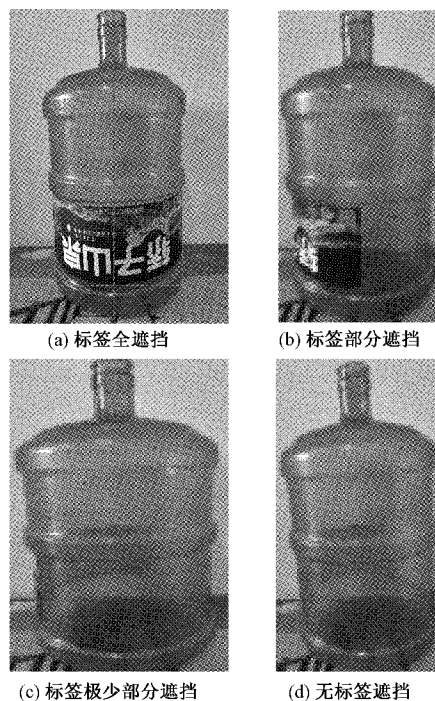


图3 空桶实物图

旋转角度的控制:通过摄像机对输送到旋转装置上的桶装矿泉水进行图像采集,以桶的对称轴为分割线,将桶分为左右两个部分如图3(a)中轴线两边,分析采集图像上标签像素所占该部分总像素(矩形框为总面积)的比例。如图3(b)所示,该图的标签左半部分像素大于右半部分像素,则桶需要顺时针旋转 N° ,如果,左半部分像素小于右半部分像素,则需要顺时针多旋转 90° ,通过图像处理技术求出标签的像素和 P ,再除以所占左半区域或右半区域的像素和 Z 。通过实验表明,该类型桶装矿泉水最低旋转3个完整圈才能够充分实现桶内异物运动起来,最终的旋转角度计算公式如式(1)所示。

$$N = \left(\frac{P}{Z} \times \frac{\pi}{2} \right) + 6\pi \quad (1)$$

$$N = \left(\frac{P}{Z} + 1 \right) \times \frac{\pi}{2} + 6\pi$$

3) 自建数据集

在实际生产中,桶内可见的异物可能包括塑料颗粒、纸屑、标签碎片、昆虫(苍蝇或蜘蛛)等。本实验中使用的异物实验样本有塑料颗粒、纸屑、蚊子、标签碎片。矿泉水桶采用某水厂公司提供的18.9L规格。为了对异物检测方法进行实验验证,本文按照前述桶装矿泉水异物自动检测装置的原理结构制作了实际的实验装置。首先,模拟实际生产桶装矿泉水传送流程,当待测样本处于检测工位上,图像采集装置对桶装矿泉水拍照取样;将工业相机设置成帧间捕捉样本图片,人工对图片进行筛选,使其能够更好的契合深度学习网络的学习规律和贴合实际生产,一共采集挑选了600张样本,如表1所示。

表 1 桶装矿泉水数据集

类型	单一异物				混合异物
异物	橡胶	塑料	蚊虫	毛发	4 种异物随机组合
数量	100	100	100	100	200

在标注数据集的过程中,发现异物目标尺寸微小。通过对整张图像按照一定的比例进行裁剪,如图 4 所示。裁剪示意图如图 5 所示,图中所需裁剪部分分为左上、左下、右上、右下 4 个区域,每个区域尺寸大小一样,都是原图尺寸(3/5)长×(3/5)宽。避免异物位置刚好在裁剪线上被破坏,同时裁剪得到的 4 个区域尺寸都扩大为原图尺寸,有利于异物被精确检测。若检测到 4 个区域中任何一个存在异物就判定整桶矿泉水为不合格产品。

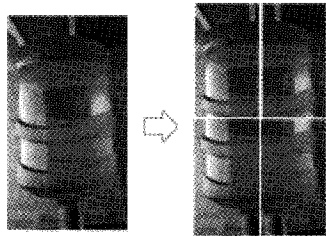


图 4 裁剪后的样本图像

瓶装矿泉水数据集根据文献[18]设计的瓶装矿泉水悬浮物自动检测装置进行样本采集,如图 6 所示。选取当前瓶装矿泉水生产中常见的橡胶、蚊虫、毛发、塑料等作为异物,采用自动检测装置采集图片,最终挑选 1 100 张样本用 Labeling 软件标注,制作了瓶装矿泉水异物目标数据集。

2.2 瓶装矿泉水异物检测模型

考虑到数据获取的难易程度,设计一个瓶装矿泉水异

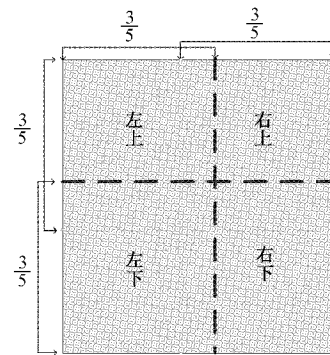


图 5 裁剪示意图

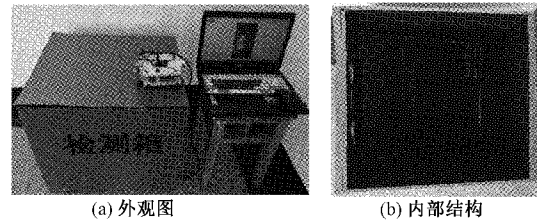


图 6 实验装置实物图

物检测模型以学习一定的先验知识。如图 7 所示,该模型主要以 SSD^[19-21] 为基本框架。给定瓶装矿泉水数据集中的图像样本 X_s , 且 $X_s \in R^{H \times W \times 3}$, H 和 W 分别表示图像的长和宽。首先,将这些数据送进模型后可以得到 6 个不同尺度的特征图。接下来,在这些特征图的每个位置上假定 4 个不同宽横比的默认框,并在这些默认框中预测所有对象类别的形状偏移和置信度。假定其中一个特征的大小为 $m \times n$, 由于一个位置处可能包含多个默认框,因此能够得到 $(c+4) \times k \times m \times n$ 个输出。这里的 k 就表示给定位置处包含的默认框的个数。

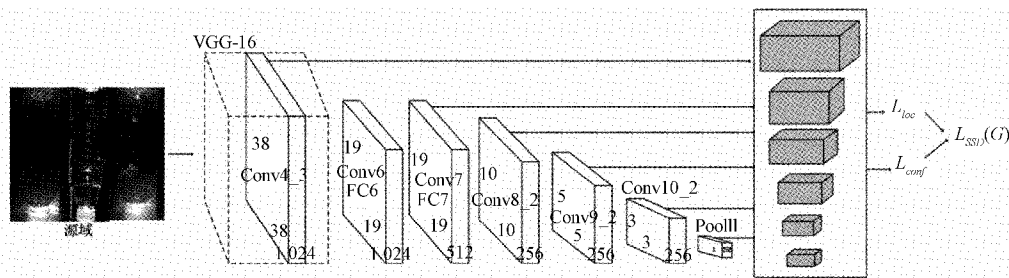


图 7 瓶装矿泉水检测模型

首先,利用平滑 L1 损失对预测框和真实框中目标物的位置偏移量进行约束,有:

$$L_{loc}(x, l, g) = \sum_{i \in pos} \sum_{m \in \{cx_s, cy_s, w, h\}} x_{ij}^k smooth_{L1}(l_i^m - \hat{g}_j^m)$$

$$\hat{g}_j^{cx_s} = (g_j^{cx_s} - d_j^{cx_s}) / d_i^{cx_s}$$

$$\hat{g}_j^{cy_s} = (g_j^{cy_s} - d_j^{cy_s}) / d_i^{cy_s}$$

$$\hat{g}_j^w = \log \frac{g_j^w}{d_i^w}$$

$$\hat{g}_j^h = \log \frac{g_j^h}{d_i^h} \tag{2}$$

式中: l 和 g 分别表示预测框和真实框; i, j 分别代表第 i 个默认框和第 j 个真实框; cx_s, cy_s 表示默认框的中心偏移量; w, h 表示其宽和高; N 代表匹配的默认框的数量。

除了坐标位置损失外,还有类别的置信度损失,如式(3)所示。

$$L_{conf}(x, c) = - \sum_{i \in pos} x_{ij}^p \log(c_i^p) - \sum_{i \in Neg} \log(\hat{c}_i^0)$$

$$\hat{c}_i^p = \frac{\exp(c_i^p)}{\sum_p \exp(c_i^p)} \quad (3)$$

式中: c 代表类别置信度, p 代表类别。

最后,得到瓶装矿泉水异物检测模型的总损失如式(4)所示。

$$L_{SSD}(G) = \frac{1}{N}(L_{conf}(x, c) + \alpha L_{loc}(x, l, g)) \quad (4)$$

表示位置损失所占的相对权重,将其设为1。

2.3 基于对抗学习的域自适应桶装矿泉水异物检测模型

通过上述设计,模型学习到了一定的先验知识,能够

对瓶装矿泉水中的异物进行表征。然而,由于瓶装矿泉水和桶装矿泉水之间存在的域偏移,训练好的模型不能直接对桶装矿泉水进行测试。为克服这一问题,在这一部分提出基于对抗学习的域自适应桶装矿泉水异物检测模型。如图8所示,该模型在瓶装矿泉水异物检测模型的基础上构建了一个域判别器分支。输入瓶装矿泉水和桶装矿泉水样本,利用特征提取器分别提取两者的特征。接下来,为了减少计算量,将两者的第1个尺度的特征图送进域判别器进行对抗学习。

具体来说,给定桶装矿泉水数据 x_t 。一方面,优化判

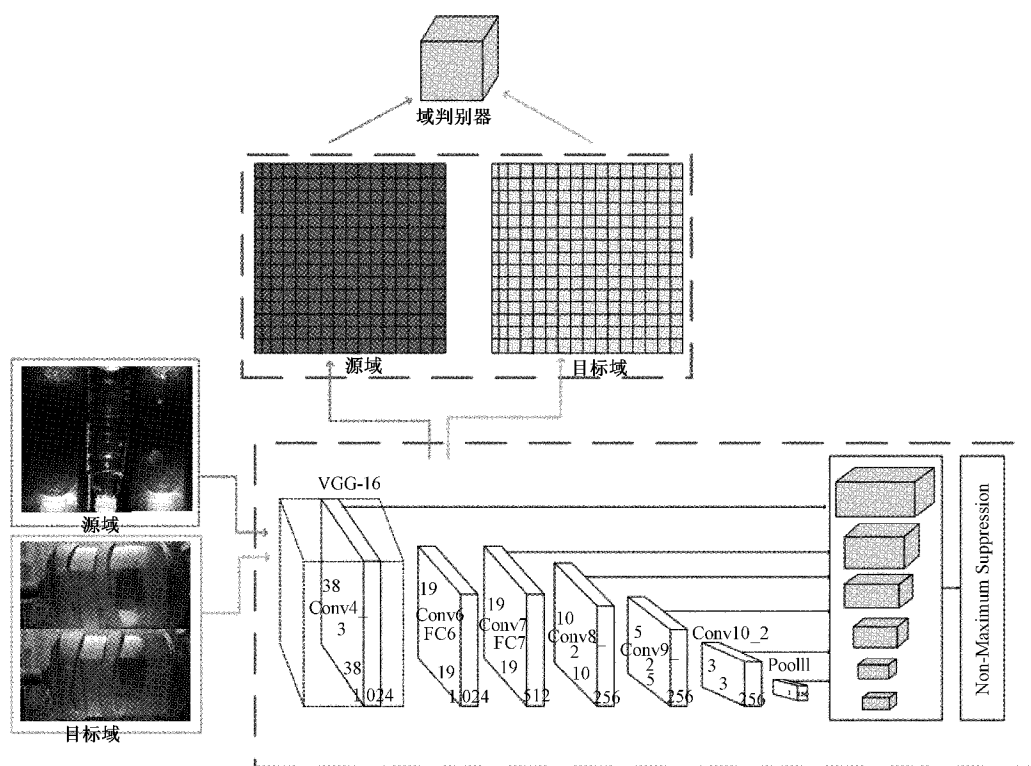


图8 域自适应桶装矿泉水异物检测模型

别器让其能够准确的将瓶装矿泉水和桶装矿泉水进行区分。另一方面,优化特征提取器使得判别器判断不出来输入的特征是属于瓶装矿泉水还是桶装矿泉水。即:

$$\min_G \max_D L_{adv}(G, D) = E_{x_s \sim X_S} [\log D(G(x_s))] + E_{x_t \sim X_T} [\log(1 - D(G(x_t)))] \quad (5)$$

通过特征提取器和域判别器之间的不断博弈,特征提取器能够提取到域不变的特征,从而弱化域偏移对识别性能带来的不利影响。

2.4 总损失

综上所述,总的损失函数如式(6)所示。

$$L_{total} = L_{SSD}(G) + \lambda L_{adv}(G, D) \quad (6)$$

其中, λ 是一个超参数,用以权衡对抗损失在总损失中所占的比重。

3 实验与分析

3.1 实验

为了证明提出方法的有效性,在一个含有1100张瓶装矿泉水和600张桶装矿泉水组成的数据集上进行实验。并将数据集的2/3作为训练集,1/3作为测试集。此外,为了评估性能,采用平均预测精度(mAP)和召回率(R)作为评价指标。

为赋予网络学习域不变特征的能力,设计了一个域自适应桶装矿泉水模块对抗模块分别用以缓解桶装矿泉水图像的背景复杂性和外观差异性对识别性能带来的不利影响。为了证明提出的模块是有效的,在这一部分进行了实验验证。实验结果如表2所示。

表2 实验结果

方法	瓶装跨桶装	
	平均预测精度(mAP)	召回率(R)
瓶装源域检测模块	0.39	0.38
瓶装源域检测模块+域自适应桶装矿泉水模块	0.55	0.56

由表2可以看出,当加入域自适应桶装矿泉水模块后,本文模型平均预测精度 mAP 值提高了 0.16,高于瓶装源域检测模块;召回率为 0.56,较原模型提高了 0.18。总体来说本文方法较瓶装源域检测模块有了一个很大地提升,这充分说明了域自适应桶装矿泉水模块能够有效地避免域偏移对检测性能带来的不利影响。

3.2 实验参数分析

在提出的模型中,用超参数 λ 权衡对抗自适应模块所占的相对权重。将 λ 分别设为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 并进行实验。结果如图9所示。

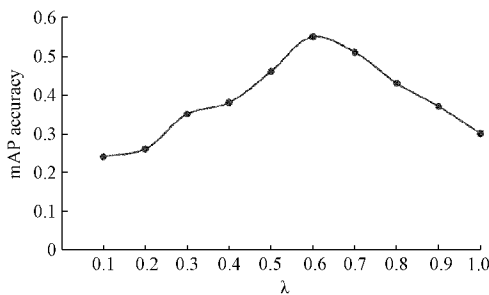


图9 参数分析

由图9可以看出,参数 λ 值为 0.1~0.6 时,平均精度值逐步有所提高,当 $\lambda = 0.6$ 的时候,提出的模型能够取得最优的平均预测精度。但是随着 λ 值的增加,模型的 mAP 值从最优值下降至 0.3,因此,本文最终的 λ 参数值取 0.6。

4 结 论

本文针对桶装矿泉水检测任务面临的挑战,设计了一种自动检测装置,并提出基于对抗学习的域自适应桶装矿泉水异物检测方法。该方法首先利用含有异物的瓶装矿泉水数据训练目标检测模型,促使网络学习一定的先验知识。考虑到桶装矿泉水样本的获取困难,提出对抗学习的策略,同时利用瓶装矿泉水数据和桶装矿泉水样本以对抗学习的方式赋予模型提取域不变特征的能力。值得一提的是,本文建立了一个用于桶装矿泉水异物检测任务的数据集,能够一定程度上推进该技术的进一步发展。最后,大量的实验证明了提出方法的有效性和优越性。

参考文献

[1] 曹毅荣,覃志杰,梁辉鹏.生活饮用水水质检测的重要性[J].食品安全导刊,2017(24):80-81.
[2] 陈浩,刘月明,邹建宇,等.光纤水质检测技术的研究现

状与发展趋势[J].激光与光电子学进展,2015,52(3):030006.

- [3] MOGHADAS S M, RABBANI N. Detection and classification of foreign substances in medical vials using MLP neural network and SVM[C]. Machine Vision & Image Processing, Iranian, IEEE, 2010.
- [4] 杨双,王耀南.基于机器视觉的安瓿溶液异物检测系统[J].光电工程,2010,37(1):141-144.
- [5] 吴成中,王耀南,贺振东,等.基于机器视觉的注射液不溶异物检测方法研究[J].仪器仪表学报,2015,36(7):1451-1461.
- [6] 张耀,王耀南,周博文.异型瓶药液中可见异物的智能视觉检测机器人[J].仪器仪表学报,2010,31(5):1058-1063.
- [7] 周博文,王耀南,张辉,等.基于机器视觉的输液智能检测系统研究与开发[J].中国机械工程,2010,(7):14-20,69.
- [8] MIRRASHED F, MORARIU V I, SIDDIQUIE B, et al. Domain adaptive object detection [C]. 2013 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision(WACV), IEEE, 2013: 323-330.
- [9] WANG T, ZHANG X, YUAN L, et al. Few-shot adaptive faster R-CNN[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7173-7182.
- [10] 包萍,刘运节.不均衡数据集下基于生成对抗网络的改进深度模型故障识别研究[J].电子测量与仪器学报,2019,33(3):176-183.
- [11] 金晓航,许壮伟,孙毅,等.基于生成对抗网络的风电机组在线状态监测[J].仪器仪表学报,2020,41(4):68-76.
- [12] ROYCHOWDHURY A, CHAKRABARTY P, SINGH A, et al. Automatic adaptation of object detectors to new domains using self-training [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 780-790.
- [13] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2223-2232.
- [14] INOUE N, FURUTA R, YAMASAKI T, et al. Cross-domain weakly-supervised object detection through progressive domain adaptation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 5001-5009.
- [15] KIM T, JEONG M, KIM S, et al. Diversify and match: A domain adaptive representation learning

- paradigm for object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 12456-12465.
- [16] CHEN Y, LI W, SAKARIDIS C, et al. Domain adaptive faster r-cnn for object detection in the wild [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3339-3348.
- [17] WANG X, CAI Z, GAO D, et al. Towards universal object detection by domain attention[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7289-7298.
- [18] 盛子夜,张云伟. 基于视觉的瓶装矿泉水悬浮物自动检测方法[J/OL]. 激光与光电子学进展, 2020: 1-20 [2020-09-30].
- [19] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd:Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [20] 李晖晖,周康鹏,韩太初. 基于 CReLU 和 FPN 改进的 SSD 舰船目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 183-190.
- [21] 刘寒迪,赵德群,陈星辉,等. 基于改进 SSD 的航拍施工车辆检测识别系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(7):127-132.

作者简介

张冲伟,硕士研究生,主要从事计算机视觉方面的研究。

E-mail:1360699462@qq.com

张云伟,博士,教授,硕士生导师,主要从事机器人学、机器视觉、传感检测技术方面的研究。

E-mail:1657824262@qq.com

盛子夜,硕士研究生,主要从事计算机图像处理和视觉检测方面的研究。

E-mail:1538051646@qq.com