

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2024.04.023

陈卫东, 刘超, 王莹, 等. 基于机器视觉的食品瓶罐包装缺陷检测研究进展[J]. 粮油食品科技, 2024, 32(4): 185-191.

CHEN W D, LIU C, WANG Y, et al. Research progress on inspecting food bottle and can packaging shortcomings based on machine vision[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2024, 32(4): 185-191.

基于机器视觉的食品瓶罐包装 缺陷检测研究进展

陈卫东^{1,2}, 刘超¹, 王莹¹, 范冰冰¹(1. 河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001;
2. 粮食储运国家工程研究中心, 河南 郑州 450001)

摘要: 根据近年文献资料, 介绍了机器视觉技术在食品瓶罐包装缺陷检测上的应用和发展, 概述瓶罐包装缺陷检测系统的硬件结构和检测流程; 梳理并分析基于图像处理技术和基于深度学习技术在食品瓶罐包装缺陷检测领域取得的研究成果, 探讨分类网络模型和目标检测网络模型两种技术在该领域的优势和不足, 并对未来的发展进行了展望, 为智能瓶罐包装检测的创新和发展提供参考。

关键词: 机器视觉; 包装缺陷检测; 图像处理; 深度学习

中图分类号: TP39 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-7561(2024)04-0185-07

网络首发时间: 2024-07-02 09:01:26

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/11.3863.ts.20240701.1456.002>

Research Progress on Inspecting Food Bottle and Can Packaging Shortcomings Based on Machine Vision

CHEN Wei-dong^{1,2}, LIU Chao¹, WANG Ying¹, FAN Bing-bing¹

(1. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China; 2. National Engineering Research Center of Grain Storage and Transportation, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: Based on the literature in recent years, the application and development of machine vision in the detection of food bottle and can packaging defects were introduced, and the hardware structure and detection process of the detection system were explained. The research results based on image processing technology and deep learning method in the field of packaging defect detection of food bottles and cans were reviewed and analyzed. The research also summarized the advantages and disadvantages of classification network model and target detection network model both technologies and prospected their future development, and provide a reference for the innovative development of intelligent packaging inspection.

收稿日期: 2023-12-18

基金项目: 财政部和农业农村部国家现代农业产业技术体系资助项目 (CARS-03)

Supported by: National Modern Agricultural Industrial Technology System Funded by the Ministry of Finance and the Ministry of Agriculture and Rural areas (No. CARS-03)

作者简介: 陈卫东, 男, 1972 年出生, 硕士, 副教授, 研究方向为图像处理及其在谷物科学中的应用。E-mail: chenweid@haut.edu.cn

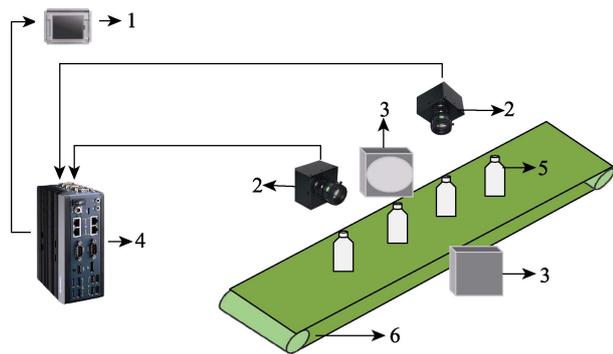
Key words: machine vision; packaging defect detection; image processing; deep learning

食品包装关乎消费者的安全和食品企业的可持续发展。瓶罐包装一般用于食用油、饮料、奶粉等食品，为保证包装安全，在食品制造业的生产过程中，瓶罐包装的缺陷检测是不可或缺的一环。

由于机器视觉检测法具有无接触无损检测、高效率 and 低成本等优势，因此被广泛应用于食品瓶罐包装缺陷检测中^[1]。本文综述了基于机器视觉的瓶罐包装检测方法，对其中的图像处理技术和深度学习方法进行了总结和梳理。

1 机器视觉检测系统

机器视觉检测系统主要包括图像获取模块和图像处理模块^[2]。常用的机器视觉检测装置如图 1 所示。



注：1. 工业显示器；2. 工业相机；3. 光源；4. 工控机；5. 待检瓶罐；6. 传送带。
Note: 1. Industrial display; 2. Industrial camera; 3. Illuminant; 4. Industrial computer; 5. Bottles and cans; 6. Conveyor belt.

图 1 机器视觉检测系统
Fig.1 Machine vision inspection system

图像获取模块包括光源、工业相机、计算机等组件。图像处理模块包括图像去噪、图像增强、图像分割和特征提取等子模块^[3]。机器视觉检测系统的工作流程为：待检产品通过传送带传输至检测位置，触发工业相机拍摄图像，并将图像传输至图像处理模块，处理模块再对获取的图像进行特征提取、目标分割与缺陷检测等操作，当检测到产品存在缺陷时，工控机发出剔除信号，剔除装置将其剔除。机器视觉检测系统架构如图 2 所示。

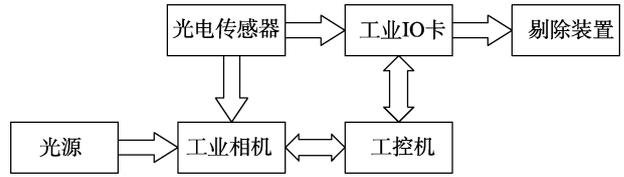


图 2 机器视觉检测系统架构
Fig.2 Machine vision inspection system architecture

2 基于图像处理技术的食品瓶罐缺陷检测

基于图像处理技术的瓶罐缺陷检测基本流程如图 3 所示。基于数字图像处理的瓶罐缺陷检测方法是一种传统的机器视觉检测方法，先对检测目标区域进行定位，进而提取和分析缺陷信息，并通过合适的算法对缺陷进行识别或分类，其中常见的方法包括：阈值分割、边缘检测和模板匹配等。

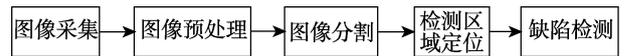


图 3 基于图像处理的瓶罐缺陷检测流程
Fig.3 Bottle and can defect detection process based on image processing

瓶罐缺陷主要缺陷类型有裂纹、破损、划痕和高盖歪盖等。

为提高检测准确率，赵妍等^[4]提取四线性插值梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)特征的瓶口缺陷检测算法，再结合支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行缺陷的分类，检测成功率达到 98%，处理时间为 170 ms。张宝胜等^[5]利用灰度共生矩阵提取包装袋封口处的纹理特征，并采用 SVM 根据灰度共生矩阵特征量实现缺陷分类，准确率达到 97.5%。Zhou 等^[6]对于瓶底中心区域，提出了一种结合显著性检测、各向异性扩散和改进的超像素分割的缺陷检测方法，对于防滑纹区域，提出将小波变换和多尺度滤波算法相结合的缺陷检测方法，两种检测算法的正确率分别为 93.16%、89.26%，处理时间分别为 58 ms、465.04 ms，瓶底的检测精度较高但算法耗时较长。Chen 等^[7]利用多尺度脊谷检测算法进行罐底环形缺陷检测，实验结果表明检测准确率为 99.6%，整个检测过程的时间为 500 ms。为

克服罐底复杂纹理的干扰,肖泽一^[8]提出全局自适应的局部二值模式(Local binary pattern, LBP)检测方法,由于 LBP 算子的旋转不变性和纹理特征不如缺陷特征强烈的物体特性,该方法有效克服了光照和纹理的影响,检测率达到 96.18%,处理时间为 60 ms。

为提高检测速度, Ren 等^[9]应用 prewitt 边缘锐化解决了瓶盖边缘在高速运行中的虚像问题,以提高检测的准确性和快速性。Liu 等^[10]利用现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)设计了一种图像处理边缘设备,实现对瓶盖的快速缺陷检测,并实现了区域图像裁剪,降

低了传输压力、服务器缓存以及计算压力。

综上所述,基于图像处理的检测方法可以分为以下三大步骤:

(1) 图像预处理:对原始图像进行去噪或二值化等操作,便于后续处理;

(2) 缺陷特征提取:对预处理后的图像进行特征处理,包括边缘特征、形状特征和纹理特征等,根据不同的特征对缺陷进行识别或分类;

(3) 构建分类器:根据提取的特征,设计合适的分类器对不同部位不同类型的缺陷实现准确识别与分类。

表 1 对比总结了上述文献的各类方法。

表 1 基于图像处理的瓶罐缺陷检测总结
 Table 1 Summary of bottle and can defect detection based on image processing

文献来源	具体方法	处理时间	结果分析
[4]	提取基于四线性插值的 HOG 特征结合 SVM 分类缺陷	检测时间为 170 ms	检出率达到 98%,该方法突出了缺陷像素点的投影权重
[5]	灰度共生矩阵提取纹理特征结合 SVM 进行缺陷检测二分类	\	检测准确率达到 97.5%,易处理复杂纹理
[6]	瓶底中心区域:结合显著性检测、各向异性扩散和改进的超像素分割;防滑纹区域:结合小波变换和多尺度滤波算法	检查时间分别为 58 ms、465.04 ms	检测正确率分别 93.16%、89.26%,消除了防滑纹纹理对缺陷检测的干扰,但耗时较长
[7]	多尺度脊谷检测算法用以检测罐底环形缺陷	平均检测时间为 500 ms 左右	检出率达到 99.6%,有效检出缺陷但耗时较长
[8]	基于全局自适应的 LBP 算子检测方法	检测时间为 60 ms	检出率达到 96.18%,有效克服光照和罐底纹理的影响,但仅能检测出划痕类缺陷
[9]	prewitt 边缘锐化处理	\	消除瓶盖在高速运动中出现虚像问题,提高检测准确率和速度
[10]	设计基于 FPGA 的图像处理边缘设备	算法执行时间从 16 ms 降低到 3.07 ms	降低中央服务器的传输压力、数据计算压力和缓冲空间需求,提高检测率

3 基于深度学习方法的瓶罐缺陷检测

深度学习自问世以来发展迅速,在处理背景复杂、缺陷细微的工业图像时展现出卓越的性能优势^[11]。

3.1 基于分类网络模型的检测

分类网络模型自动提取瓶罐图像的抽象特征,根据抽象特征完成有缺陷、正常或不同缺陷类型的分类,但无法确定缺陷的位置等特定信息。

早期,郭克友等^[12]在啤酒瓶的瓶口缺陷检测中引入 BP 神经网络,对瓶口检测实现二分类检测。随着各类分类模型被提出,更多的分类模型被引入到瓶罐缺陷检测中。Liang 等^[13]运用

ShuffleNet-V2 分类复杂背景下的喷码缺陷类型,实验结果表明模型的精度达到 99.88%。Wang 等^[14]以倒残差模型为基本块,构建透明瓶缺陷检测模型,输出四类:正常、小异物污染、大异物污染和瓶身污染,每个图像平均花费 47.60 ms 完成检测,准确率为 99.6%。针对瓶口缺陷检测,谢泽祺等^[15]构建 18 层的嵌套残差神经网络对瓶口进行缺陷检测,缺陷分类为四类:小缺口、裂纹、断口和磨损,总体分类准确率为 95.5%。Arantza 等^[16]针对细小的气泡缺陷,先利用阈值法和形态学处理定位可能存在缺陷的区域,再对潜在的缺陷区域利用 ResNet 18 确定小气泡缺陷,检测的准确率达到 97%。为减少人力工作,杜坡等^[17]提

出一种基于无监督深度学习的卷烟包装检测模型, 将无监督学习模型 PatchCor 中的主干网络替换为 ResNet 18 以轻量化网络模型, 对烟盒包装缺陷检测进行二分类, 实验结果表明, 检测精度最高达到 100%。

分类网络适用于分类瓶罐图像中的缺陷, 但是需要确保缺陷部分在整张图中占据一定的比例, 否则池化和卷积操作会导致缺陷特征的消失。

3.2 基于目标检测网络模型的检测

根据是否存在候选区域, 将目标检测网络分为两大类: 两阶段目标检测网络和一阶段目标检测网络^[18]。

两阶段网络主要有 RCNN^[19]、Fast R-CNN^[20]、Faster-RCNN^[21]、R-FCN^[22]等。林峰等^[23]使用 ResNet101 作为 Faster R-CNN 的特征提取网络并调整锚框的尺度, 实现对玻璃瓶黑点、冷斑、模缝、气泡和裂纹的检测, mAP 为 83.73%。张师嘉^[24]针对瓶身缺陷检测, 提出将形变卷积、特征金字塔网络与 Faster R-CNN 相结合, 增强了模型的泛化能力, 并且将 ResNet101 作为特征提取网络, 增强特征提取能力, 实验结果表明, mAP 为 86.13%, 该方法对小目标的检测具有极强的鲁棒性, 但数据集数量不够并且缺陷种类数量不够均衡。姚琳华^[25]对于瓶盖的缺陷检测, 将 Faster R-CNN 中的骨干网络替换为减层后的 ResNet 101, 并在 ResNet 网络中添加可变形卷积, 并连接了级联 RPN 的特征金字塔网络, 实验结果表明 mAP 为 81.54%, 平均检测时间为 290 ms。曾秀云等^[26]针对棉布包装的特点, 对 Faster R-CNN 中的主干网络融入特征金字塔网络结构, 为解决 ROI Pooling 在检测过程中出现像素偏差问题, 对 ROI Pooling 进行双线性插值改进, 实验结果表明, mAP 为 91.34%, 准确识别了 5 类缺陷。夏军勇等^[27]同样基于 Faster R-CNN 构建食品包装缺陷检测模型, 将 ResNet 50 设置为主干网络, 融合特征金字塔网络以提升多尺度检测能力, 并使用 K-means++ 对数据集中的缺陷尺度进行聚类处理, 来优化锚框方案, 该模型的 mAP 达到 93.9%, 单张图像检测时间为 115 ms。为轻量化目标检测模型提升模型的运行速度, 朱志豪^[28]将 MobileNet-V2 作为

Faster R-CNN 的主干网络, 利用模型减枝策略降低模型复杂度提升推理速度用以检测安瓿瓶表面缺陷, 模型的平均精度为 89.3%, 在 JetsonTX2 边缘计算平台单张图像需 82.23 ms。

一阶段网络的主要代表有: YOLO^[29]和 SSD^[30]等。针对灌装容器罐口的裂口、凹痕和擦伤等典型缺陷, Li 等^[31]提出了一种基于 MobileNet-SSD 的检测方法, 将 MobileNet 网络与 SSD 网络结合, 利用 MobileNet 进行特征的提取, 再利用 SSD 网络进行分类回归和边界回归, 该方法缺陷识别准确率达到 95%, 单张图像处理时间为 120 ms。吴华运等^[32]构建了基于改进的 SSD 瓶身检测模型, 在 SSD 中引入尺寸特征融合模块和注意力机制网络 GCNet^[33]中的全局上下文模块以提升网络模型的检测精度, 检测准确率为 98.3%。Gizaw 等^[34]利用 YOLOv3 从给定的图像中检测出瓶子, 再利用 CNN 模型检测经过预处理的瓶盖缺陷图像。陈镛等^[35]采用 YOLOv4 模型对条烟包装进行检测, 对包装装反、包装纸反折、油封无和油封拉线错位等多种包装缺陷, 检测准确率最大为 98%。葛俏等^[36]针对传统喷码质量检测的精度不高与速度慢等问题, 以 YOLOv5 为基础, 对卷积层进行降维。根据喷码字符不存在重叠的特点, 针对在同一喷码字符检测位置上可能出现不同类别的预测结果, 将传统后处理做法中对每一个类别采用非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 改为对所有类别同时采用 NMS, 该模型的精确率和召回率分别达到了 100% 和 99.99%, 检测速度可以达到约 36 帧/s。叶宇星等^[37]对 YOLOv5s 进行改进, 构建蔬菜真空包装缺陷检测模型, 将 YOLOv5s 中 CSP 模块替换为 Ghost 卷积以提升特征的提取能力并轻量化模型, 并在模型中引入 SPD 模块, 减少下采样过程中信息的丢失, 再连接深度可分离卷积, 融合通道维度信息, 最后在主干网络的最后添加 SE 注意力机制, 实验结果表明, mAP 为 93.88%, 模型尺寸相比原始模型缩减了 44.38%。

根据以上综述, 深度学习目标检测模型可以实现对食品瓶罐包装的高效准确地检测, 相比分类模型, 目标检测模型能够得到更具体的缺陷信

息,但仍存在一些挑战,例如缺陷数据稀缺、需要人工标注和提升细小缺陷的检测能力等。

表 2 总结了分类和目标检测网络模型在瓶罐检测中的应用。

表 2 基于目标检测网络的检测方法总结
 Table 2 Summary of detection methods based on object detection network

网络模型	文献来源	技术方法	实验结果分析
分类网络	[13]	利用 ShuffleNet V2 检测瓶身喷码,分类输出正常和有缺陷两类	准确率为 99.88%,适用于复杂背景环境下的喷码检测
	[14]	基于倒残差块,构建透明瓶缺陷检测网络模型,输出四类结果	处理时间为 47.60 ms,分类准确率为 99.6%,只针对是否存在污染物
	[15]	构建 18 层的嵌套残差神经网络的瓶口缺陷检测模型,输出四类缺陷	总体分类准确率为 95.5%,对光照要求较高
	[16]	先利用图像处理定位缺陷候选区域,再利用 ResNet 18 确定瓶身小气泡缺陷	检出率达到 97%,证明了深度学习可以弥补图像处理不足
	[17]	基于改进的无监督网络 PatchCor 二分类检测缺陷	最高检测精度达到 100%,缺少细小缺陷类型
目标检测	[18]	基于 Faster R-CNN,主干网络替换为 ResNet 101,调整 anchor 的尺度	mAP 为 83.73%,对于细小的缺陷检出率不高
	[19]	Faster R-CNN 主干网络替换为 ResNet 101,引入可变形卷积和 FPN	mAP 为 86.13%,适用于小目标检测,实验中数据量不足
	[20]	在 Faster R-CNN 中的主干网络添加特征金字塔结构,对 ROI Pooling 进行双线性插值改进	mAP 达到 91.34%,检测时间较长
	[21]	将 ResNet 50 设置为 Faster R-CNN 的主干网络,融合特征金字塔网络	mAP 达到 93.9%,单张图像检测时间为 115 ms
	[22]	将 MobileNet-V2 作为 Faster R-CNN 的主干网络,并利用模型减枝策略	平均精度为 89.3%,处理时间最快达到 82.23 ms
	[23]	结合 MobileNet 和 SSD	玻璃瓶口缺陷检测准确率到达 95%,检测时间为 120 ms
	[24]	基于 SDD 引入尺寸特征融合模块和注意力机制	检测准确率为 98.3%,有效检测出细小的污染和划痕
	[25]	利用 YOLOv3 模型进行检测和定位,利用 Inception-ResNet-v2 分类缺陷	检测精度和速度基本满足生产需要
	[26]	构建基于 YOLOv4 的烟条包装缺陷检测模型	检测准确率最高达到 98%,能够检测多种缺陷
	[27]	YOLOv5 为基础,引入幻影模块,对所有预测结果的类别同时采用 NMS	精确率和召回率分别为 100% 和 99.99%,检测速度较快
	[28]	将 YOLOv5s 中 CSP 模块替换为 Ghost 卷积,并引入 SPD 模块和深度可分离卷积	mAP 为 93.88%,模型尺寸缩减了 44.38%

4 总结与展望

基于机器视觉的食品瓶罐包装缺陷检测技术主要包括数字图像处理技术和深度学习方法两种,图像处理技术依赖于图像的质量,对光源、对比度和产品种类的变换较为敏感,但是图像处理不需要数据训练,成本较低;深度学习的适应性较高,能够从大数据中自动学习特征,但是需要有足够的训练数据,各种类数据的不均衡分布会影响模型的性能。未来的食品瓶罐包装缺陷检测工作应注意以下几点:

(1) 工业生产中数据集较少。针对数据较少

的问题,除了数据增强和迁移学习技术,还应当考虑设计合理的网络结构和运用半监督或无监督网络模型。

(2) 多种信息结合。有些缺陷难以被图像捕获,可以利用光谱信息结合图像信息更准确地检测缺陷。

(3) 提升模型的稳定性。在长时间地生产过程中,光源和相机不可避免地发生变化可能会导致系统的性能下降,对原始图像进行旋转和对数灰度值变换等预处理可降低模型对目标位置和色彩的敏感性,提高模型的稳定性和泛化能力。

参考文献:

- [1] 汤勃, 孔建益, 伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1640-1663.
TANG B, KONG J Y, WU S Q. Revertview of machine vision surface defect detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1640-1663.
- [2] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 198-219.
ZHAO L Y, WU Y Q. Development trend of the research and application of machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 198-219.
- [3] 张涛, 刘玉婷, 杨亚宁, 等. 基于机器视觉的表面缺陷检测研究综述[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(35): 14366-14376.
ZHANG T, LIU Y T, YANG Y N, et al. Review of surface defect detection based on machine vision[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(35): 14366-14376.
- [4] 赵妍, 朱泽民, 董蓉, 等. 基于改进 HOG 特征的瓶口缺陷检测算法[J]. 现代制造工程, 2019, 460(1): 126-131.
ZHAO Y, ZHU Z M, DONG R, et al. Inspection algorithm of bottle defects based on improved HOG characteristics[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2019, 460(1): 126-131.
- [5] 张宝胜, 周聪玲, 王永强. 基于机器视觉的透明包装袋真空封口纹理缺陷检测方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(7): 111-118.
ZGABF B S, ZHOU C L, WANG Y Q. Method for detection texture defect of vacuum seal of transparent packaging bag based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2023, 39(7): 111-118.
- [6] ZHOU X E, WANG Y N, ZHU Q, et al. A surface defect detection framework for glass bottle bottom using visual attention model and wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2189-2201.
- [7] CHEN T, WANG Y, XIAO C, et al. A machine vision apparatus and method for can-end inspection[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(9): 2055-2066.
- [8] 肖泽一. 饮料生产线金属罐盖表面缺陷检测方法研究[D]. 湖南大学, 2019.
XIAO Z Y. Research on surface defect detection method of metal can end in beverage production line[D]. Hunan University, 2019.
- [9] REN X, WEN J, LAN Y, et al. Design of bottle cap detection system based on image processing[C]//proceedings of the The 32nd China Control and Decision Conference. 2020: 646-651.
- [10] LIU K Y, LIU Y M, PENG C, et al. Design of hardware acceleration in edge computing device for bottle cap high-speed inspection[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022: 14.
- [11] 罗东亮, 蔡雨萱, 杨子豪, 等. 工业缺陷检测深度学习方法综述[J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52(6): 1002-1039.
LUO D L, CAI Y X, YANG Z H, et al. A review of deep learning methods for industrial defect detection[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2022, 52(6): 1002: 1039.
- [12] 郭克友, 廉丽冰, 李娜. 基于 BP 神经网络的啤酒瓶口检测方
法[J]. 食品科学技术学报, 2014, 32(4): 69-74.
GUO K Y, LIAN L B, LI N. Method of beer bottle mouth inspection based on bp neural network[J]. Journal of Food Science and Technology, 2014, 32(4): 69-74.
- [13] LIANG Q, ZHU W, SUN W, et al. In-line inspection solution for codes on complex backgrounds for the plastic container industry[J]. Measurement, 2019, 148: 106965.
- [14] WANG J, FU P, GAO R X. Machine vision intelligence for product defect inspection based on deep learning and Hough transform[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2019, 51: 52-60.
- [15] 谢泽祺, 徐巍, 邹光明, 等. 基于卷积神经网络的玻璃瓶口缺陷检测[J]. 制造业自动化, 2022, 44(6): 104-108+160.
XIE Z Q, XU W, ZHOU G M, et al. Defect detection of glass bottle mouth based on convolution neural network[J]. Manufacturing Automation, 2022, 44(6): 104-108+160.
- [16] ARANTZA B, GORKA D, JONE E, et al. Deep learning-based method for accurate real-time seed detection in glass bottle manufacturing[J]. Applied Sciences, 2022, 12(21): 11192.
- [17] 杜坡, 张乐年. 基于无监督深度学习的卷烟包装外观缺陷检测[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(5): 222-224.
DU P, ZHANG L N. Appearance defect detection of cigarette packaging boased on unsupervised deep learning[J]. Machine Building & Automation, 2023, 52(5): 222-224.
- [18] WU X, SAHOO D, HOI S C H. Recent advances in deep learning for object detection[J]. Neurocomputing, 2020, 396: 39-64.
- [19] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2014: 580-587.
- [20] GIRSHICK R. Fast r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015:1440-1448.
- [21] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [22] LI Y, HE K, SUN J. R-fcn:Object detection via region-based fully convolutional networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2016, 29: 379-387.
- [23] 林峰, 张师嘉, 傅莉. 基于 Faster R-CNN 的玻璃瓶缺陷检测技术[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2021, 38(3): 47-52.
LIN F, ZHANG S J, FU L. The glass bottle defect detection based on faster R-CNN[J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2021, 38(3): 47-52.
- [24] 张师嘉. 非接触玻璃瓶缺陷检测技术研究[D]. 沈阳航空航天大学, 2020.
ZHANG S J. Research on non-contact detection technology of glass bottle defect[D]. Shenyang University of Aeronautics and Astronautics, 2020.
- [25] 姚琳华. 玻璃酒瓶包装缺陷检测技术的研究[D]. 电子科技大学, 2021.

- YAO L H. Research on defect detection technology of glass wine bottle packaging[D]. University of Electronic Science and Technology of China, 2021.
- [26] 曾秀云, 陆华才, 吕禾丰. 基于改进 Faster R-CNN 的棉布包装缺陷检测的方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 179-186.
- ZENG X Y, LU H C, LV H F. Research on cotton packaging defect detection method based on improved Faster R-CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 179-186.
- [27] 夏军勇, 王康宇, 周宏娣. 基于改进 Faster R-CNN 的食品包装缺陷检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 131-136+151.
- XIA J Y, WANG K Y, ZHOU H D. Food packaging defect detection by improved network model of Faster R-CNN[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 131-136+151.
- [28] 朱志豪. 基于深度学习的安瓿瓶表面缺陷检测方法研究与应用[D]. 江南大学, 2023.
- ZHU Z H. Research and application on the surface defect detection method of ampoule bottle based on deep learning[D]. Jiangnan University, 2023.
- [29] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
- [30] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//Computer Vision—ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part I 14. Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [31] LI Y, HUANG H, XIE Q, et al. Research on a surface defect detection algorithm based on MobileNet-SSD[J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1678.
- [32] 吴华运, 任德均, 付磊, 等. 基于改进型 SSD 算法的空瓶表面缺陷检测[J]. 计算机与现代化, 2020, (4): 121-126.
- WU H Y, REN D J, FU L, et al. Surface defect detection of empty bottles based on improved SSD algorithm[J]. Computer and Modernization, 2020, (4): 121-126.
- [33] CAO Y, XU J R, LIN S H, et al. GCNet: non-local networks meet squeeze-excitation networks and beyond[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), 2019: 1971-1980.
- [34] GIZAW A, KEBEBAW T. Water bottle defect detection system using convolutional neural network[J]. 2022 International Conference on Information and Communication Technology for Development for Africa (ICT4DA), 2022: 19-24.
- [35] 陈镛, 章韦伟, 郭忠明, 等. 基于 YOLOv4 卷积神经网络的条烟包装外观缺陷检测系统[J]. 机械设计与制造工程, 2023, 52(11): 86-90.
- CHEN R, ZHANG W F, GUO Z M, et al. Appearance defect detection of cigarette package based on YOLOv4 convolutional neural network[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2023, 52(11): 86-90.
- [36] 葛俏, 梁桥康, 邹坤霖, 等. 基于轻量化网络与嵌入式系统的喷码检测[J]. 控制工程, 2022, 29(12): 2349-2356.
- GE Q, LIANG Q K, ZHOU K L, et al. Detection of inkjet code quality based on lightweight network and embedded system[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(12): 2349-2356.
- [37] 叶宇星, 孙志锋, 马风力, 等. 基于改进 YOLOv5s 的腌制蔬菜真空包装缺陷检测[J]. 包装工程, 2023, 44(9): 45-53.
- YE Y X, SUN Z F, MA F L, et al. Vacuum packaging defect detection of pickled vegetables based on improved YOLOv5s[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(9): 45-53. 
- 备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lyspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。