

同行专家业内评价意见书编号：20250854426

附件1
浙江工程师学院（浙江大学工程师学院）
同行专家业内评价意见书

姓名： 胡宏涛

学号： 22260484

申报工程师职称专业类别（领域）： 电子信息

浙江工程师学院（浙江大学工程师学院）制
2025年03月23日

填表说明

一、本报告中相关的技术或数据如涉及知识产权保护、军工项目保密等内容，请作脱密处理。

二、请用宋体小四字号撰写本报告，可另行附页或增加页数，A4纸双面打印。

三、表中所涉及的签名都必须用蓝、黑色墨水笔，亲笔签名或签字章，不可以打印代替。

四、同行专家业内评价意见书编号由工程师学院填写，编号规则为：年份4位+申报工程师职称专业类别(领域)4位+流水号3位，共11位。

一、个人申报

(一)基本情况【围绕《浙江工程学院(浙江大学工程师学院)工程类专业学位研究生工程师职称评审参考指标》,结合该专业类别(领域)工程师职称评审相关标准,举例说明】

1.对本专业基础理论知识和专业技术知识掌握情况(不少于200字)

本人在人工智能与计算机视觉缺陷检测方向具备扎实的基础理论知识和专业技术能力,具体如下:

基础理论知识:

本人系统掌握了人工智能和计算机视觉相关的核心理论。基础理论涵盖数学(如线性代数、概率论与统计学、微积分)、计算机科学(如数据结构、算法设计与分析)以及信号处理等领域,为技术的深入学习和应用奠定了坚实基础。

人工智能核心理论:

本人深入理解人工智能领域的核心概念与方法,熟练掌握深度学习的基本原理(如神经网络、卷积神经网络、循环神经网络)以及经典算法(如梯度下降法、反向传播算法)。

计算机视觉领域知识:

本人熟悉计算机视觉技术的关键环节,包括图像处理、特征提取、目标检测与跟踪、图像分割和分类等,为复杂视觉任务的高效解决提供支持。

专业技术能力:

本人具备扎实的编程能力,熟练操作主流深度学习框架(如TensorFlow、PyTorch),并熟悉OpenCV等图像处理工具。对于模型的训练、优化、评估与部署,我具有深入理解,能够根据具体应用场景设计高效的缺陷检测解决方案。此外,我还掌握了缺陷检测中数据采集与标注、数据增强、不平衡数据处理等实用技能,并能有效优化模型的精度与鲁棒性。

综上,本人不仅拥有系统的理论基础,更具备将人工智能与计算机视觉技术创新应用于缺陷检测领域的实践能力,能够切实解决实际工程问题。

2.工程实践的经历(不少于200字)

本人在参与课题组的工程实践中,主导完成了从数据采集到模型部署的全流程工作,成功构建了一个高效的智能检测系统。

数据采集与预处理:

我首先设计并搭建了数据采集方案,利用工业相机对卷烟包装进行多角度拍摄,采集了包含30种常见缺陷的图像数据。为提升数据多样性与模型泛化能力,我对原始数据进行了清洗、去重和标注,并采用数据增强技术(如旋转、缩放、亮度调节等)扩充数据集,解决了实际场景中数据不足的问题。此外,还对数据集进行均衡处理,以缓解类别不平衡对模型性能的影响。

模型算法设计与优化:

在模型设计上,本人提出了一种改进的目标检测模型——CDD-YOLOv8。该模型利用特征提取层中更小感受野的高分辨率的特征图与PAN网络中的深层语义特征进行融合,构建了一个专注于小目标的检测头。此外,模型结合了CBAM注意力模块在通道和空间两个维度自适应挖掘和定位异常信息的能力,有效地提高了对小目标缺陷的检测性能。

实际部署与应用:

在部署阶段,我优化了模型推理速度,通过量化和剪枝技术显著降低了模型的计算开销,使其适应工业现场的实时检测需求。结合边缘计算设备,将模型嵌入到检测流水线上,实现了高效自动化检测。

该系统成功应用于卷烟生产线,大幅提升了检测效率和准确率,为企业节约了人工成本,保

障了产品质量。

3. 在实际工作中综合运用所学知识解决复杂工程问题的案例 (不少于1000字)

一、问题分析:

卷烟外包装质量直接影响产品的市场形象和消费者体验。在实际生产过程中, 卷烟外包装可能会出现多种缺陷, 例如划痕、印刷瑕疵、凹陷等, 其中以小目标缺陷 (如微小划痕和边角破损) 最难检测。这类缺陷通常占据图像的较小区域, 且与背景的对比较低, 现有的目标检测算法 (如传统YOLO系列) 难以有效捕捉这些特征, 导致漏检率高。

为了解决这一问题, 本人提出一种改进的YOLOv8算法, 专注于小目标缺陷的检测。该模型结合了高分辨率特征图与深层语义特征的融合, 以及注意力机制对小目标区域的增强, 显著提升了小目标缺陷检测性能。

二、技术方案设计

(1) 模型架构改进

在YOLOv8基础上, 本人设计了一种针对小目标检测的改进模型, 主要包括以下两方面:

高分辨率特征与深层语义特征融合: 利用YOLOv8的特征提取层中的高分辨率特征图 (通常在浅层网络中产生), 结合PAN网络中的深层语义特征, 通过级联融合的方式构建了一个专注于小目标的检测头。该检测头能够在捕捉小目标的细节信息和利用上下文信息之间实现有效平衡, 从而提高对小目标缺陷的检测性能。

引入CBAM注意力模块: 在特征提取和融合过程中, 结合CBAM (Convolutional Block Attention Module)

注意力机制, 通过在通道和空间两个维度上自适应挖掘和定位异常信息的能力, 增强了对小目标区域的关注。CBAM的引入帮助模型更好地捕捉缺陷区域的微小特征, 有效减少漏检。

(2) 训练策略设计

为了进一步优化模型的实际应用效果, 尤其是防止小目标缺陷被误判为背景类别, 我设计了一种专门的训练策略:

类别权重平衡: 在损失函数中对小目标类别赋予更高权重, 通过引入基于样本分布的权重平衡机制, 缓解类别不平衡对模型的影响。

焦点损失改进: 结合Focal Loss,

对小目标的误分类赋予更高的惩罚权重, 进一步降低模型对小目标的误判。

多尺度训练: 采用多尺度训练策略, 随机调整图像输入尺寸, 以增强模型对不同尺寸目标的适应能力, 从而提升对小目标缺陷的检测效果。

三、实验验证

(1) 数据集准备

实验基于卷烟外包装缺陷数据集, 该数据集包括5类常见缺陷, 其中包含大量小目标缺陷的样本。为了确保实验的公平性和可靠性, 本人对数据集进行了以下处理:

数据清洗与标注: 去除模糊、重复和无效样本, 对缺陷区域进行精确标注。

数据增强: 通过旋转、裁剪、亮度调节等数据增强方法扩充数据集, 并在增强过程中特别注重保持小目标特征的清晰度。

数据集划分: 按照8:1:1的比例划分训练集、验证集和测试集, 确保每个类别的样本分布均衡。

(2) 实验结果

实验对比了改进模型与原始YOLOv8及其他主流目标检测算法的性能表现, 主要评价指标包括精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度均值 (mAP) 以及推理速度。实验结果表明:

改进YOLOv8在小目标缺陷检测上的mAP值达到了 99.5%，相比原始YOLOv8提高了 6.8%，相比YOLOv5提高了 26.1%。

在推理速度上，改进YOLOv8依然保持了每帧图像7.91ms的实时检测性能，适应工业现场的高效需求。

四、实际部署与应用

(1) 系统部署

在完成模型训练与优化后，我将模型部署到工业现场的检测流水线上。为满足实时检测需求，采用边缘计算设备对模型进行推理。通过模型量化与剪枝技术，将模型大小减少至原来的50%，在性能和资源消耗之间实现平衡。

(2) 实际效果

经过实际应用，系统对小目标缺陷的检测准确率达到99.5%以上，漏检率显著降低。同时，检测效率相比人工检测提高了约3倍，为企业节省了大量时间和成本。

五、案例总结

本案例通过改进YOLOv8算法，创新性地解决了卷烟外包装中小目标缺陷检测的难题。改进模型充分结合了高分辨率特征与深层语义特征的优势，并通过CBAM注意力模块提升了对小目标的检测性能。结合优化的训练策略和高效的部署方式，该方法在实际应用中取得了显著成效。

(二)取得的业绩(代表作)【限填3项,须提交证明原件(包括发表的论文、出版的著作、专利证书、获奖证书、科技项目立项文件或合同、企业证明等)供核实,并提供复印件一份】

1. 公开成果代表作【论文发表、专利成果、软件著作权、标准规范与行业工法制定、著作编写、科技成果获奖、学位论文等】

成果名称	成果类别 [含论文、授权专利(含发明专利申请)、软件著作权、标准、工法、著作、获奖、学位论文等]	发表时间/ 授权或申 请时间等	刊物名称 /专利授权 或申请号等	本人 排名/ 总人 数	备注
Few-Shot Class Incremental Object detection for Packaging Defects in Domain Transfer Scenarios	会议论文	2024年11月01日	中国自动化大会2024		EI会议收录

2.其他代表作【主持或参与的课题研究项目、科技成果应用转化推广、企业技术难题解决方案、自主研发设计的产品或样机、技术报告、设计图纸、软课题研究报告、可行性研究报告、规划设计方案、施工或调试报告、工程实验、技术培训教材、推动行业发展中发挥的作用及取得的经济社会效益等】

(三) 在校期间课程、专业实践训练及学位论文相关情况	
课程成绩情况	按课程学分核算的平均成绩： 85 分
专业实践训练时间及考核情况(具有三年及以上工作经历的不作要求)	累计时间： 1.1 年(要求1年及以上) 考核成绩： 83 分
本人承诺	
个人声明：本人上述所填资料均为真实有效，如有虚假，愿承担一切责任，特此声明！	
申报人签名：胡宏涛	

22260484

二、日常表现考核评价及申报材料审核公示结果

日常表现 考核评价	非定向生由德育导师考核评价、定向生由所在工作单位考核评价： <input checked="" type="checkbox"/> 优秀 <input type="checkbox"/> 良好 <input type="checkbox"/> 合格 <input type="checkbox"/> 不合格 德育导师/定向生所在工作单位分管领导签字（公章）： 年 月 日
申报材料 审核公示	根据评审条件，工程师学院已对申报人员进行材料审核（学位课程成绩、专业实践训练时间及考核、学位论文、代表作等情况），并将符合要求的申报材料在学院网站公示不少于5个工作日，具体公示结果如下： <input type="checkbox"/> 通过 <input type="checkbox"/> 不通过（具体原因：） 工程师学院教学管理办公室审核签字（公章）： 年 月 日



浙江大学研究生院
攻读硕士学位研究生成绩表

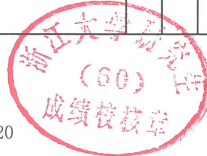
学号: 22260484	姓名: 胡宏涛	性别: 男	学院: 工程师学院	专业: 电子信息	学制: 2.5年						
毕业时最低应获: 24.0学分	已获得: 29.0学分			入学年月: 2022-09	毕业年月:						
学位证书号:			毕业证书号:			授予学位:					
学习时间	课程名称	备注	学分	成绩	课程性质	学习时间	课程名称	备注	学分	成绩	课程性质
2022-2023学年秋季学期	工程技术创新前沿		1.5	87	专业学位课	2022-2023学年秋冬学期	研究生论文写作指导		1.0	74	专业选修课
2022-2023学年秋季学期	实用多元统计分析		2.0	97	跨专业课	2022-2023学年秋冬学期	工程伦理		2.0	89	专业学位课
2022-2023学年秋季学期	研究生英语能力提升		1.0	免修	跨专业课	2022-2023学年冬季学期	自然辩证法概论		1.0	99	公共学位课
2022-2023学年秋季学期	研究生英语基础技能		1.0	免修	公共学位课	2022-2023学年夏季学期	智能装备创新设计案例分析		2.0	88	专业学位课
2022-2023学年秋季学期	研究生英语		2.0	免修	专业学位课	2022-2023学年春夏学期	智能装备与创新设计实践		4.0	86	专业学位课
2022-2023学年冬季学期	新时代中国特色社会主义思想理论与实践		2.0	90	专业学位课	2022-2023学年春夏学期	高阶工程认知实践		3.0	79	专业学位课
2022-2023学年秋冬学期	数据分析的概率统计基础		3.0	70	专业选修课		硕士生读书报告		2.0	通过	
2022-2023学年冬季学期	产业技术发展前沿		1.5	90	专业学位课						

说明: 1. 研究生课程按三种方法计分: 百分制, 两级制 (通过、不通过), 五级制 (优、良、中、及格、不及格)。
2. 备注中 "*" 表示重修课程。

学院成绩校核章:

成绩校核人: 张梦依

打印日期: 2025-03-20



Few-Shot Class Incremental Object Detection for Packaging Defects in Domain Transfer Scenarios

Publisher: IEEE [Cite This](#) [PDF](#)

Hongtao Hu; Chunhui Zhao [All Authors](#)

8
Full
Text Views



Abstract

Document Sections

- I. Introduction
- II. Related Works
- III. Methods
- IV. Experiment
- V. Conclusion

Authors

Figures

References

Abstract:

Few-shot class incremental learning presents a promising approach for the adaptation of detect models to evolving scenarios where the diversity of cigarette defect classes dynamically expands. While in practical production scenarios, the diversity of cigarette boxes may also alter due to production plan adjustments, with new brands potentially replacing old ones. This results in a domain shift within the training data, posing challenges for defect detection models. To circumvent the need for redundant training and reduce costs, we can transfer the detection model from old to new brand. We frame this challenge as a Domain-Transfer Few-Shot Class Incremental Learning (DT-FSCIL) problem, where the key difficulties stem from overfitting and catastrophic forgetting when learning from only a few samples of new defect categories within the newly introduced domain. To tackle these challenges, we devise a transfer strategy based on knowledge distillation to harness expertise from the source domain and propose a parameter update method guided by class sensitivity, which decouple the learning of classification and detection to avoid performance degradation of old class. We have verified the superiority of the proposed method through experiments and achieved good performance on the cigarette defect dataset.

Published in: 2024 China Automation Congress (CAC)

Need Full-Text
access to IEEE Xplore
for your organization?
[CONTACT IEEE TO SUBSCRIBE >](#)

More Like This

A Machine Vision-based Fabric Defect Detection Solution for Textile Production Industry Using Object Detection
2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC)
Published: 2021

Synthetic Training Data Generation and Domain Randomization for Object Detection in the Formula Student Driverless Framework
2022 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME)
Published: 2022

[Feedback](#)



谷歌学术网页链接:

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10865715>

论文 pdf 链接:

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=10865715>

Few-Shot Class Incremental Object detection for Packaging Defects in Domain Transfer Scenerios

1st Hongtao Hu
College of Control Science and Engineering,
Zhejiang University
Hangzhou, China
huhongtao@zju.edu.cn

2nd Chunhui Zhao*
College of Control Science and Engineering,
Zhejiang University
Hangzhou, China
chzhao@zju.edu.cn

Abstract—Few-shot class incremental learning presents a promising approach for the adaptation of detect models to evolving scenarios where the diversity of cigarette defect classes dynamically expands. While in practical production scenarios, the diversity of cigarette boxes may also alter due to production plan adjustments, with new brands potentially replacing old ones. This results in a domain shift within the training data, posing challenges for defect detection models. To circumvent the need for redundant training and reduce costs, we can transfer the detection model from old to new brand. We frame this challenge as a Domain-Transfer Few-Shot Class Incremental Learning (DT-FSCIL) problem, where the key difficulties stem from overfitting and catastrophic forgetting when learning from only a few samples of new defect categories within the newly introduced domain. To tackle these challenges, we devise a transfer strategy based on knowledge distillation to harness expertise from the source domain and propose a parameter update method guided by class sensitivity, which decouple the learning of classification and detection to avoid performance degradation of old class. We have verified the superiority of the proposed method through experiments and achieved good performance on the cigarette defect dataset.

Index Terms—FSCIL, Domain Shift, Cigarette Packing, Defect Detection, Incremental Learning

I. INTRODUCTION

The defect detection of external packaging is crucial for improving product quality. It relied on manual inspection in the early stages, but with the development of computer technology and deep learning, the method of using cameras to capture images and using computer vision technology for detection has become mainstream [1]. For example, Zhou *et al.* [2] proposed a multi-level attention network for detecting anomalies in videos captured by cameras. Liu *et al.* [3] segmented anomalies in medical images.

For industrial defect detection, the most common setting currently is unsupervised anomaly detection, which detects defect samples by learning the information of normal samples. For examples, PatchCore [4] extracted patch features of normal samples and built a corresponding memory bank, achieved sota performance on MVTEC dataset. Chen *et al.* [5] used AE-based method for anomaly detection. Zhu *et al.* [6] used a

This work is supported by Zhejiang Key Research and Development Project (2024C01163).
(Corresponding author: Chunhui Zhao.)

unsupervised method to detect defects on cigarette packages under could-edge collaboration scenario.

However, in some scenarios, enterprises need to further classify defects to adjust production tasks accordingly, which requires the use of prior knowledge. Cheon *et al.* [7] proposed a model based on a single Convolutional Neural Network (CNN) to classify various types of surface damages on wafers. Zhu *et al.* [8] designed a CDD-YOLOv8 model to detect and classify small defects, so that relating problems can be solved fundamentally. The above methods all used supervised methods to handle fixed category anomaly detection problems.

While in the real factory environment, caused by external disturbances and the influence of materials, new defect categories may dynamically appear, which poses higher requirements for defect recognition and classification tasks. Especially for the type of few-shot class incremental defect detection problem, existing methods [9] [10] often encounter overfitting and catastrophic forgetting problems due to being able to learn from limited samples. To address this, Tao [11] adopts a topological network structure and solved the forgetting problems effectively.

In this article, we are addressing a more complex problem. Due to the adjustment of production plan of the cigarette factory and the limited number of machines that can be put into operation simultaneously, cigarette boxes of different brands will be produced on machines that have already deployed the original cigarette brand classification model. We want to use the original algorithm for migration instead of training an algorithm from scratch, which helps save computational and time costs. However, there is a certain domain shift issue between the training data of the original model and the newly deployed cigarette brand image data.

For the existing source free domain adaptation problems, methods such as sofa [12], JMDS socre [13] have shown great performance on them. However, in our problem setting, defect categories in new fields will gradually emerge, often with limited learnable samples, which poses a daunting challenge for transfer tasks. We will refer to this issue as DT-FSCIL problem. Unlike the previous domain transfer problem, as the types of defects that appear in the new brand may not necessarily be consistent with the source domain and may undergo dynamic changes, we will not perform any domain