

基于轻量化 YOLOv7 的 GDX2 包装机烟组端面缺陷检测技术

屈永波¹, 张志坚¹, 王浩¹, 付秋萍¹, 金勇¹, 王诗太^{1*}, 浦健², 黄岗²

(1. 湖南中烟工业有限责任公司技术中心, 长沙 410007; 2. 昆明聚林科技有限公司, 昆明 650101)

摘要: 目的 针对当前卷烟烟组端面缺陷检测技术无法准确识别具体缺陷类型, 以及未兼顾识别滤嘴变形或夹沫的局限性, 加之在检测精度上存在不足, 本文引入一种基于轻量化 YOLOv7 模型的检测策略。方法 在 GDX2 包装机上设计并安装图像采集系统, 通过集成轻量化网络结构 ShuffleNetV2、DWConv、DSConv 对 YOLOv7 架构进行定制化改造, 有效减少模型参数量, 加速训练与推理过程; 结合 SimAM 注意力机制进一步增强模型对轻微缺陷特征的关注能力, 显著提升轻微外观缺陷识别的准确性。结果 实验结果显示, 所提算法参数量下降 85%, 计算量下降 81%, mAP@0.5 值达到 0.973, 缺陷类型中滤嘴变形和夹沫的平均精度分别达到 0.978 和 0.945。在低算力 (11.15 TFLOPS) 环境下, 该系统的推理时间低至 1.98 ms。结论 该技术已经应用于 GDX2 型卷烟包装机烟组端面缺陷检测, 能够有效提升缺陷检测的综合性能, 为烟草行业提供兼具高效性与经济性的外观质量控制解决方案。

关键词: 深度学习; 烟支; 缺陷检测; 轻量化

中图分类号: TB484; TS434

文献标志码: A

文章编号: 1001-3563(2025)09-0209-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2025.09.024

Lightweight YOLOv7-based Defect Detection Technology for End Face of Cigarette Set in GDX2 Packaging Machine

QU Yongbo¹, ZHANG Zhijian¹, WANG Hao¹, FU Qiuping¹, JIN Yong¹,
WANG Shitai^{1*}, PU Jian², HUANG Gang²

(1. Technology Center of China Tobacco Hunan Industrial Co., Ltd., Changsha 410007, China;

2. Kunming Julin Technology Co., Ltd., Kunming 650101, China)

ABSTRACT: In view of the fact that the current detection technology for the end face defects of cigarette sets cannot accurately identify specific defect types, does not take into account the limitations of identifying filter nozzle deformation or smoke foam inclusion, and has insufficient detection accuracy, the work aims to introduce a detection strategy based on lightweight YOLOv7 model. An image acquisition system was designed and installed on the GDX2 packaging machine, and the YOLOv7 architecture was customized by integrating lightweight network structures ShuffleNetV2, DWConv and DSConv, which effectively reduced the number of model parameters and accelerated the training and reasoning process. Combined with the SimAM attention mechanism, the model's ability to pay attention to minor defect features was further enhanced, and the accuracy of minor appearance defect recognition was significantly improved. The experimental results showed that the number of parameters and calculation amount of the proposed algorithm decreased by 85% and 81%, and

收稿日期: 2024-06-28

基金项目: 湖南中烟工业有限责任公司科技项目 (KY2021CG0004)

*通信作者

the value of $mAP@0.5$ reached 0.973. The average accuracy of filter deformation and smoke inclusion among defect types reached 0.978 and 0.945, respectively. At low computing power (11.15 TFLOPS), the system's reasoning time was as low as 1.98 ms. This technology has been applied to the detection of end face defects of GDX2 cigarette packaging machine, which can effectively improve the comprehensive performance of defect detection and provide an efficient and economical appearance quality control solution for the tobacco industry.

KEY WORDS: deep learning; cigarette; defect detection; lightweight

从卷接机输出的合格烟支在进入模具进行内衬纸包装前, 输送过程中的机械振动等各种机械原因除了会使其产生缺支、错支、空头等严重质量缺陷, 还会造成卷烟表面夹杂烟沫(以下简称夹沫)、滤嘴变形等消费者易感知的一般外观缺陷。这些缺陷烟支在进入包装工序前若不能被准确、快速地识别和剔除, 将会被包装成有质量瑕疵的产品, 进而影响卷烟品质和消费体验。烟组端面缺陷检测是提升卷烟包装质量的重要手段, 近年来针对烟组端面缺陷的检测技术主要包括光电检测^[1]、红外检测^[2-3]、X 射线检测^[4]以及基于传统图像处理的检测系统^[5-9]。这些检测方式主要聚焦于缺支缺陷, 最新研究成果显示, 其准确率仅为 97.5%^[8]。胡龙^[10]提出一种用于识别烟支是否空头的相似度指标及相应的检测算法; 肖荣等^[11]发明一种烟支空头缺陷和缺支检测装置及检测方法, 但未同时兼顾滤嘴变形与夹沫等一般外观缺陷检测。随着卷烟制造企业对产品质量要求的提高, 在卷烟包装环节开展精益制造面临更大的挑战, 基于深度学习的机器视觉检测技术为高效开展缺陷识别和质量管控应用提供了可能。宗国浩等^[12]为了提升烟包缺陷检测的准确率, 开展深度学习模型在卷烟包装外观缺陷智能检测中的应用研究。

综上所述, 现有烟组端面缺陷检测技术主要聚焦于缺支、空头等显著性质量瑕疵的识别, 检测精度尚有提升空间, 且在检测范畴未能全面覆盖滤嘴变形、夹沫等较细微的外观缺陷。本文基于先进的 YOLOv7 模型, 针对其烟组端面缺陷检测存在一定参数冗余的问题, 对模型进行轻量化处理以提高检测效率与响应速度, 融入 SimAM 注意力机制以强化对外观细节缺陷辨识的精确度, 从而在确保高效性的同时实现对各类缺陷的精准识别。

1 烟组成型检测系统

1.1 系统设计

烟组成型是 GDX2 等卷烟包装机对盒烟遮盖性包装前的最后一个关键环节。烟支经卷接、输送后, 按照设定的 7-6-7 排列模式, 通过烟库底部推板推至水平运动的盒模中, 后续进行内衬纸、盒包装纸包装。烟组端面缺陷检测系统主要由烟丝端图像采集

模块、挡板、滤嘴端图像采集模块和剔除模块组成, 如图 1 所示。

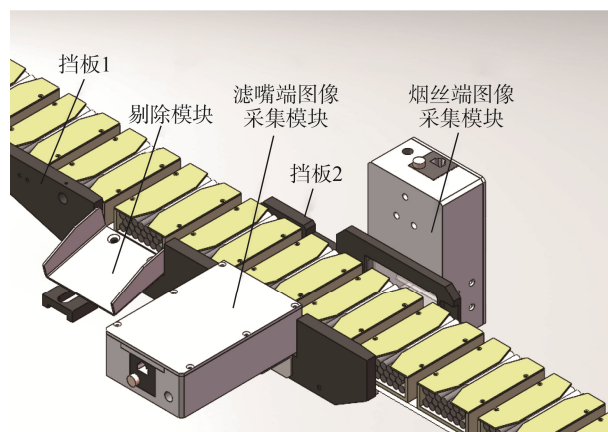


图 1 烟组外观缺陷检测系统

Fig.1 Appearance defect detection system of cigarette set

烟丝端、滤嘴端图像采集模块的作用是采集相应位置的高清晰度图像, 并将图像数据传输给图像处理模块。图 2a 中, 在烟丝端采用倾斜照明与相机侧向拍摄的方式, 利用侧向光增强烟丝空头与表面凹陷等缺陷的对比度。图 2b 中, 在滤嘴端通过垂直照明并加装扩散板, 避免强反射, 实现均匀光源, 以突出细微划痕等缺陷。2 个成像模块均由 130 万像素的彩色工业相机与光源组成, 光源方向与被拍摄面(相机方向)接近且垂直, 既保证光线充分均匀照亮被拍摄面, 也避免光源直接照射烟组端面产生反光, 进而出现无法捕捉细微缺陷的问题。挡板通过占据空隙来避免烟丝等异物堆积, 确保成像效果。图像处理模块为图像运算提供支持, 硬件配置如下: CPU 为 i5-12400, GPU 为 RTX3080。

1.2 系统工作流程

系统工作流程如图 3 所示。当模盒运行至图像采集模块正前方时, 通过包装机主机输出的脉冲信号触发光源控制模块和工业相机, 光源同步提供照明, 工业相机快速拍摄烟组端面外观图像。图像处理模块对图像进行处理, 当识别为外观缺陷时, 将结果反馈至烟组剔除口, 滤嘴端、烟丝端缺陷烟组将在分别向后运行 2 个和 1 个相位后到达剔除口, 然后被推板推出完成在线剔除工作。

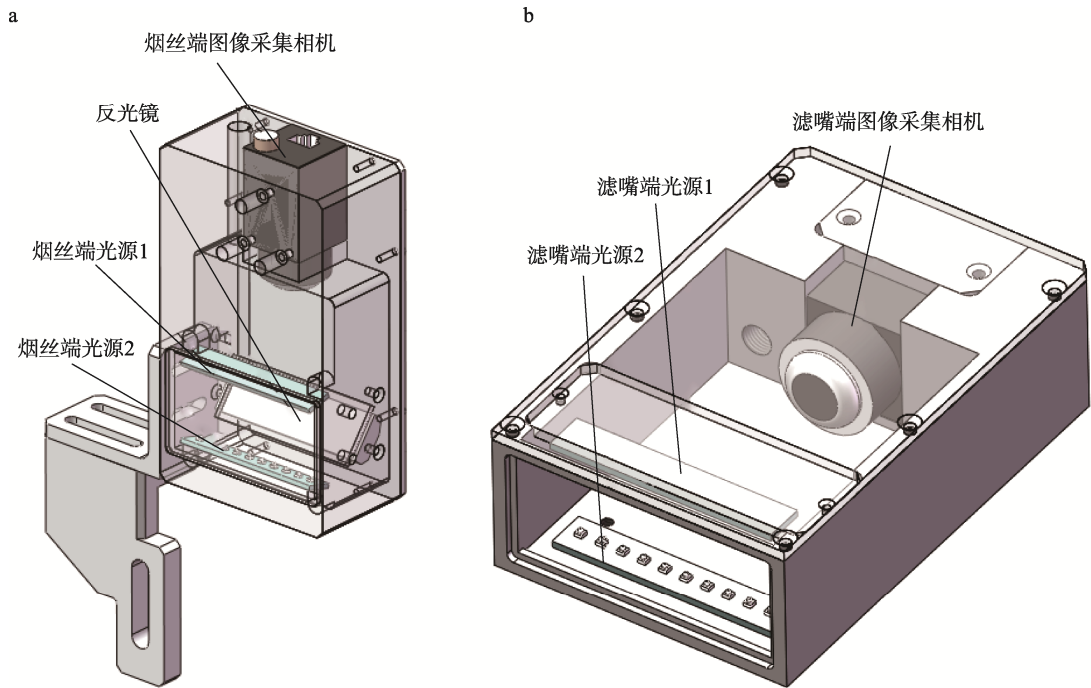


图 2 烟丝端图像采集模块 (a), 滤嘴端图像采集模块 (b)
Fig.2 Tobacco part image acquisition module (a) and filter part image acquisition module (b)

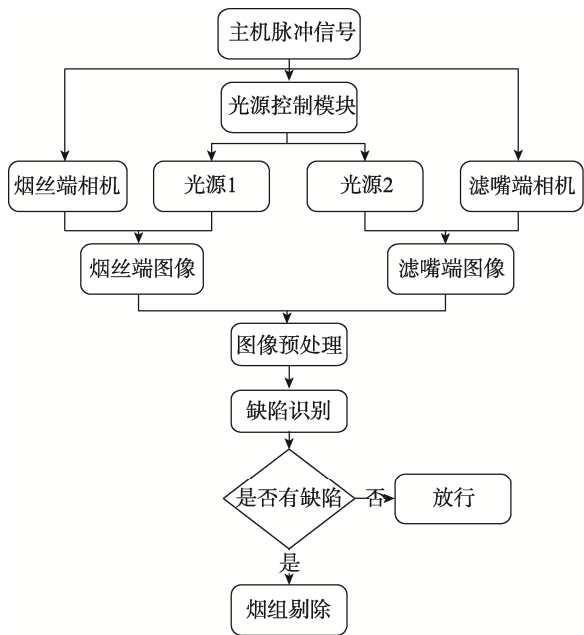


图 3 工作流程
Fig.3 Workflow diagram

2 数据集的构建

2.1 图像数据分析与标注

收集成像模块采集到的 1 223 幅缺陷图像, 选取其中 971 幅作为训练集, 另外 252 幅作为验证集。图像数据中每种缺陷的具体数量如表 1 所示。

本文在实验中标注了烟组端面数据集的正常样本和有缺陷样本, 标注小组由 7 名资深的外观质量检验、卷包机修、图像识别相关专业人员组成, 对正常样本在滤嘴端和烟丝端标注边界框, 对缺支样本在滤嘴端标注边界框, 对其他缺陷图像仅在缺陷区域标注边界框, 如图 4 所示。由于烟组端面缺陷尚无统一标准, 本文在缺陷特征与产生原因的基础上, 聚焦于缺支、倒支、变形、夹沫、空头等消费者易感知的缺陷。缺支缺陷在后续通过计数的方式进行检测, 即完整盒烟烟支数量与无缺陷数量的差值 ≥ 1 则判断为缺支。

表 1 数据集信息
Tab.1 Information of datasets

数据集	总数量	正常数量	缺支数量	倒支数量	变形数量	夹沫数量	空头数量	空模数量
训练集	917	228	300	67	38	86	128	160
测试集	252	52	55	12	17	29	30	48

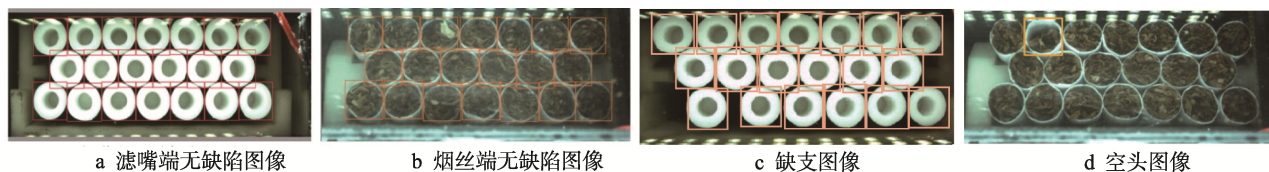


图 4 缺陷标注
Fig.4 Defect labeling

2.2 图像预处理

为满足运算需要,需将训练集图像压缩至 640 像素 $\times$ 640 像素,采取按长边等比例压缩、剩余部分填零处理的方法,在实际检测时仍进行等比例压缩,但不做填零处理。为设置检测框初始值,本文对训练集的检测框进行 K -means 聚类分析,得出(72,76)、(532,186)2 个尺寸,同时对训练集数据做随机镜像翻转、图像平移及模拟光照变化的预处理,以提高系统的抗干扰能力。

3 模型构建

3.1 模型改进方法

YOLOv7^[13]算法是实时目标检测算法的较新成果之一,本文选其作为基准模型。在卷烟缺陷检测应用中,YOLOv7 在模型复杂度、推理时间、特征提取网络计算效率、特征自适应机制以及多尺度目标检测等方面还存在提升空间。因此,本文引入轻量化的卷

积模块 ShuffleNetV2^[14]替换骨干网络,以减少计算量和模型参数,从而缩短推理时间,提高其在低资源设备上的应用能力;使用深度卷积 (Depthwise Convolution, DWConv)、深度可分离卷积 (Depthwise Separable Convolution, DSConv) 分别对原模型的高效层聚合网络 (Efficient Layer Aggregation Networks, ELAN) 及特征提取网络的卷积进行轻量级卷积替换,在保持特征表达能力的前提下提高特征提取的计算效率;引入 SimAM 模块,加强特征自适应机制,优化特征提取和融合,增强模型的特征表达能力;通过改进的多尺度检测策略,提高模型对小目标的检测精度。优化后的网络总体结构如图 5 所示,ShuffleBlock s1 及 ShuffleBlock s2 结构示意图如图 6 所示。

3.2 模型训练

本文采用 Windows 10 操作系统,深度学习框架为 PyTorch 1.11,CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-10875H 2.30 GHz, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2080S (11.15 TFLOPS),内存为 32 GB。网络训练时,批量大小

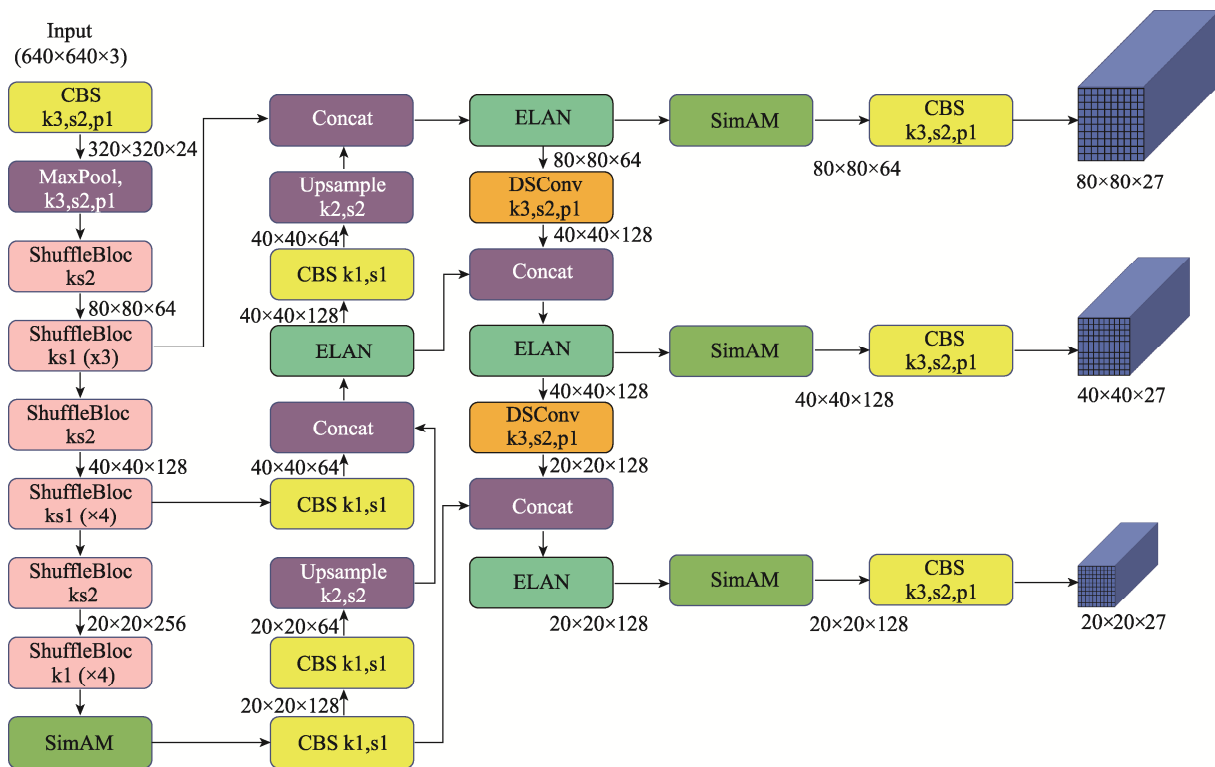


图 5 改进 YOLOv7 网络结构示意图
Fig.5 Schematic diagram of improved YOLOv7 network structure

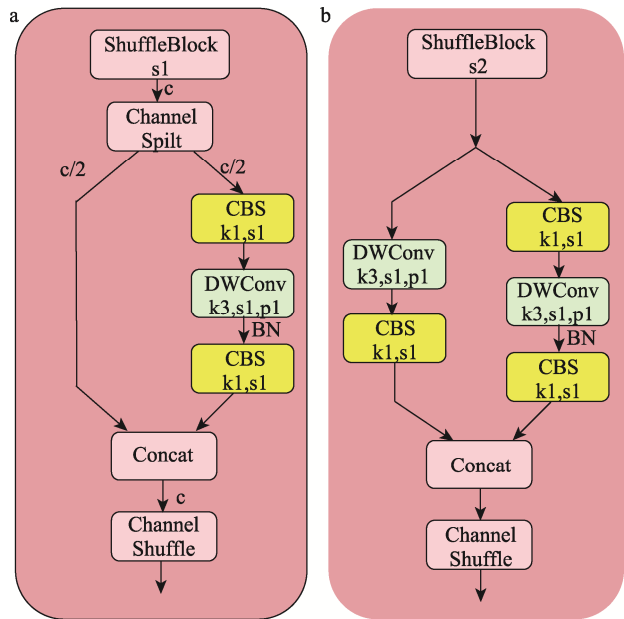


图 6 ShuffleBlock s1 (a), ShuffleBlock s2 (b)
结构示意图
Fig.6 Schematic diagram of ShuffleBlock s1 (a) and
ShuffleBlock s2 (b) structure

(Batch Size) 设置为 32, 训练轮数 (Epoch) 设置为 400 次, 使用随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD) 优化算法训练网络, 初始化学率为 0.01, 并使用 OneCycle 策略调整学习率。

3.3 评价指标

以平均精度 (Average Precision, AP)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 作为评价指标, 计算分别见式 (1) ~ (2)。

$$P_A = \int_0^1 PdR$$
(1)

$$P_{mA} = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m P_{Ai}$$
(2)

式中: P_A 为平均精度; P_{mA} 为平均精度均值; P 为查准率; R 为召回率; m 为类别数量; i 为当前类别编号。

P_A 及 P_{mA} 越大代表精度越高, 其中 mAP@0.5 表示设置交并比 (Intersection over Union, IoU) 阈值为

0.5 时计算得到的平均 P_A 值: mAP@0.5:0.95 表示不同 IoU 阈值 (0.5~0.95, 步长为 0.05) 下计算得到的平均 P_A 。

4 结果与分析

4.1 消融实验

为对比不同优化策略对检测结果的影响, 本文以 YOLOv7-Tiny 为基础模型, 设计消融实验进行对比分析, 实验结果如表 2 所示, 其中“√”表示采用, “×”表示不采用。

由表 2 可知, 利用 DWConv 和 DSConv 替换原模型中 ELAN 及特征提取网络的卷积, 其 mAP@0.5:0.95 值较原模型降低 0.009, 检测准确性略有下降, 但参数量及计算量大幅降低; 主干网络替换为 ShuffleNetV2 和 SimAM 后, 模型的 mAP@0.5:0.95 值增加 0.014, 检测准确性略有上升, 参数量及计算量有所下降; 在 YOLOv7-Tiny 基础上, 同时使用 ShuffleNetV2、SimAM、DWConv 和 DSConv 进行优化后, 模型的检测准确率未受影响, 参数量下降 85%, 计算量下降 81%。

4.2 训练结果

网络训练过程中的损失函数值变化曲线如图 7 所示, 当损失函数值趋于稳定时表示算法已收敛。由图 7 可知, 损失函数值在前期显著降低, 中期震荡下降, 迭代 340 次后算法开始逐步收敛, 迭代训练 400 次时算法已收敛。

4.3 模型效果评估

为验证改进模型的有效性, 以 YOLOv7、Faster-RCNN^[15]、EfficientDet^[16]算法作为对比, 其中 Faster-RCNN 和 EfficientDet 的检测网络使用 MMDetection 代码库完成训练与测试, 通过对比实验、推理及内存实验验证本文改进算法 (Ours) 采取的 3 种优化策略的有效性, 然后使用准确率-召回率曲线及热力图更直观地展示改进模型识别结果的准确性。

表 2 模型消融实验结果
Tab.2 Ablation test result of model

实验编号	ShuffleNetV2	SimAM	DSConv	DWConv	mAP@0.5:0.95 值	参数量/M	计算量/G
1	×	×	×	×	0.941	5.74	13.2
2	×	×	√	√	0.932	3.62	9.5
3	√	√	×	×	0.955	3.45	6.4
4	√	√	√	√	0.956	0.84	2.5

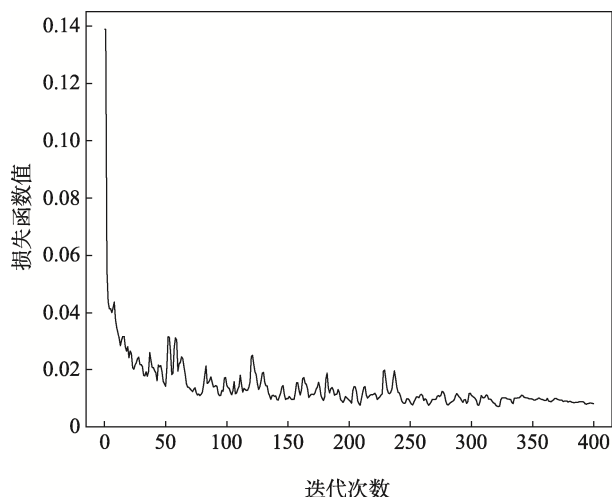


图 7 训练集损失函数值曲线
Fig.7 Curve of loss function value of training set

4.3.1 对比实验

本文使用验证集对 4 种算法进行对比实验,如表 3 所示,其中括号部分表示检测网络采用的骨干网络。由表 3 可知,改进算法的 $mAP@0.5$ 值最大,达到 0.973,且对于空头检测 P_A 值最高,这是因为空头与正常烟丝属于易混淆目标,SimAM 注意力机制提高了网络对这 2 种不同目标的特征提取能力。

4.3.2 推理时间及内存实验

本文统计 4 种网络的推理时间,如表 4 所示,GPU 表示显卡推理单幅图像所消耗的平均时间,CPU 表示部署于 CPU 上推理单幅图像所耗费的平均时间。由表 4 可知,改进算法的推理时间最短,在 RTX 2080S 设备的 GPU 上仅需消耗 1.98 ms,在 CPU 上推理一幅图像仅需 41.1 ms;其次为 YOLOv7-Tiny 算法,它在 GPU 和 CPU 上分别消耗 3.90、63.9 ms,其他算法

表 3 烟组数据集上 4 种算法的检测精度
Tab.3 Detection accuracy of 4 algorithms on tobacco dataset

编号	算法名称	P_A 值						$mAP@0.5$ 值
		滤嘴	烟丝	空模	空头	变形	夹沫	
1	Faster-RCNN (r50)	0.99	0.99	0.99	0.834	0.985	0.855	0.941
	Faster-RCNN (r101)	0.99	0.99	0.995	0.886	0.994	0.965	0.97
2	EfficientDet (b0)	0.988	1.0	0.998	0.835	0.945	0.979	0.956
	EfficientDet (b3)	0.988	1.0	0.999	0.864	0.943	0.909	0.951
3	YOLOv7-Tiny	0.998	0.999	0.998	0.886	0.921	0.93	0.955
	YOLOv7	0.997	0.996	0.998	0.841	0.9	0.869	0.934
4	Ours	0.995	0.995	0.995	0.931	0.978	0.945	0.973

表 4 不同算法的参数量、计算量、显存占用情况及推理时间
Tab.4 Parameter number, computation amount, memory usage and inference time of different algorithms

编号	算法名称	参数量/M	计算量/G	显存/MB	推理时间/ms	
					GPU	CPU
1	YOLOv7-Tiny	5.74	13.2	671	3.90	63.9
	YOLOv7	25.5	105.2	1 043	21.79	308.2
2	Faster-RCNN (r50)	41.364	111.785	1 449	37.5	961
	Faster-RCNN (r101)	60.356	142.47	1 523	44.18	1 054
3	EfficientDet (b0)	3.9	3.613	1 331	45.66	504.75
	EfficientDet (b3)	11.908	11.785	1 371	67.16	1 067.38
4	Ours	0.84	2.6	297	1.98	41.1

的推理时间均数倍于改进算法, 这表明本文基于 YOLOv7-Tiny 算法的改进有效且可行。

4.3.3 准确率与召回率

各类缺陷检测的准确率-召回率曲线如图 8 所示, 曲线所围面积越大表示算法检测准确率越高。由图 8 可知, “滤嘴”“空模”和“烟丝”曲线包围的面积最大, “空头”曲线包围的面积最小, 说明模型对空头识别准确率最低。“所有类别”曲线表示所有缺陷类别的平均准确率和召回率, 其所围面积居中。

4.3.4 热力图

图 9 为本文改进网络对验证集部分图像目标区域的预测热力图, 图片上部为当前图像算法识别出的目标区域, 下部为检测目标对应的热力图, 颜色越深表示对缺陷类别识别的作用越大。由图 9 可知, 改进模型能准确识别各缺陷所在位置。

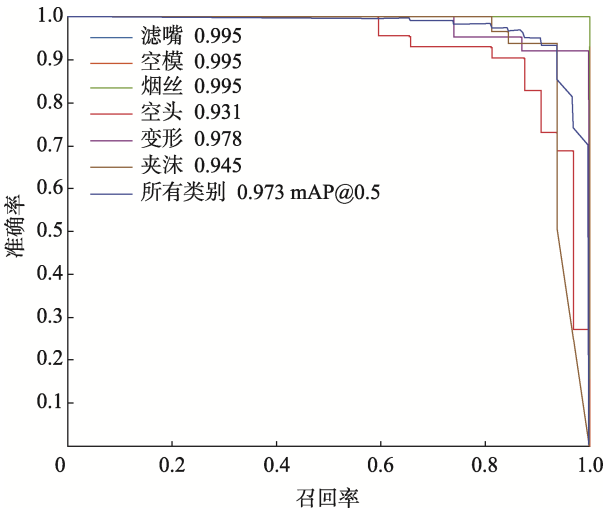


图 8 准确率-召回率曲线
Fig.8 Accuracy-recall curve

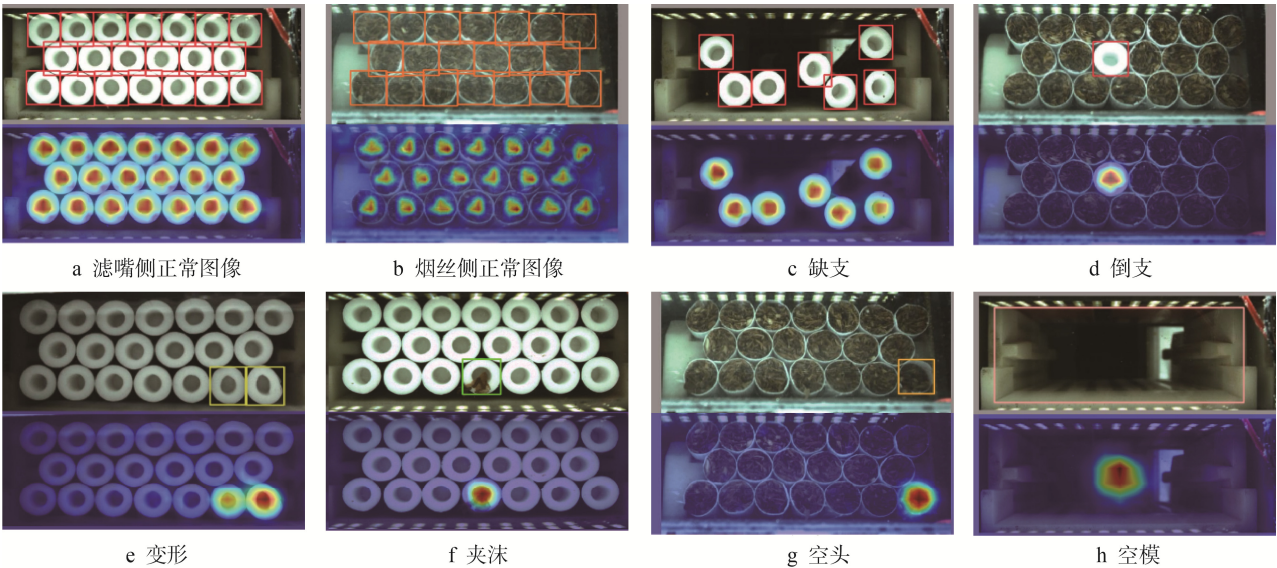


图 9 热力图
Fig.9 Thermal map

5 结语

本文提出一种基于轻量化改进 YOLOv7 的 GDX2 包装机烟组端面缺陷检测方法。通过烟丝端和滤嘴端图像采集模块获取卷烟装盒图像, 利用优化后的 YOLOv7 算法实现高效检测, 在保持高精度的同时显著降低模型参数量与计算复杂度。相比原算法, 改进方案将检测范围扩展至滤嘴变形、夹沫等缺陷类型, 显著提升检测的灵敏度与全面性, 为卷烟质量管控提供关键技术支撑。

该方法在 RTX 2080S (11.15 TFLOPS) 设备上的推理时间低至 1.98 ms, 满足高速产线的实时检测需求; 通过降低算力门槛与部署成本, 其成功实现与超高速包装机的同步运作, 为工业 4.0 提供经济高效的质量控制方案。目前, 该技术已应用于 GDX2 机型,

有效提升缺陷检测的综合性能, 推动烟草行业向智能化质检转型。

参考文献:

[1] 陈金斌. 烟支包装机用光电式缺支、空头检测控制装置: CN200320123332.6[P]. 2005-01-05.
CHEN J B. Photoelectric Control Device for Cigarette Packaging Machine for Lack of Support and Blank Detection: CN200320123332.6[P]. 2005-01-05.

[2] 张恒彬. 基于 CPLD 的烟包缺支红外检测系统[J]. 工业控制计算机, 2021, 34(1): 9-11.
ZHANG H B. Infrared Detection System of Cigarette Packet Shortage Based on CPLD[J]. Industrial Control Computer, 2021, 34(1): 9-11.

- [3] 俞忠民, 余其旺, 熊浩. 新型红外光电空头检测在 PROTOS70 上的应用[J]. 软件导刊, 2011, 10(2): 98-100.
YU Z M, YU Q W, XIONG H. Application of New Infrared Photoelectric Short Detection in PROTOS70[J]. Software Guide, 2011, 10(2): 98-100.
- [4] 张钦, 汪明主, 秦思, 等. 基于 X 射线的异形烟包缺支检测系统[J]. 包装与食品机械, 2021, 39(5): 84-88.
ZHANG Q, WANG M Z, QIN S, et al. Detection System of the Shortage of Cigarettes of Special-Shaped Packets Based on X-Ray[J]. Packaging and Food Machinery, 2021, 39(5): 84-88.
- [5] 邓春宁. 一种基于 SVM 的烟包缺支在线检测方法[J]. 机械设计与制造工程, 2020, 49(3): 77-80.
DENG C N. A Online Detection Method of Cigarette Packet Based on SVM[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2020, 49(3): 77-80.
- [6] SARKAR A, DUTTA T, ROY B K. Fault Identification on Cigarette Packets-An Image Processing Approach[C]// 2014 Annual IEEE India Conference (INDICON), 2014: 1-6.
- [7] SARKAR A, DUTTA T, ROY B K. Counting of Cigarettes in Cigarette Packets Using LabVIEW[C]// 2014 International Conference on Communication and Signal Processing, 2014: 1610-1614.
- [8] SARKAR A, CHAKRABARTY S, ROY B K. On Online Counting of Cigarette in Packets-An Image Processing Approach[C]// Proceedings of the International Conference on Nano-electronics, Circuits & Communication Systems, 2017: 177-190.
- [9] 潘昱亭, 蔡培良, 张晶, 等. 基于视觉成像技术的高速包装机模盒内烟支检测的研究[J]. 包装工程, 2023, 44(5): 188-195.
PAN Y T, CAI P L, ZHANG J, et al. Research on Cigarette Detection in Mold Box of High Speed Packaging Machine Based on Visual Imaging Technology[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(5): 188-195.
- [10] 胡龙. 基于机器视觉的烟支缺陷自动检测技术研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2016.
HU L. Research on Automatic Detection Technology of Cigarette Defects Based on Machine Vision[D]. Changsha: Hunan University, 2016.
- [11] 南京大树智能科技股份有限公司. 一种烟支空头缺陷和缺支检测装置及检测方法: CN202111019598.5[P]. 2023-09-05.
Nanjing Dashu Intelligent Technology Co., Ltd. The Invention Relates to a Cigarette Blank Defect and a Cigarette Deficiency Detection Device and a Detection Method: CN202111019598.5[P]. 2023-09-05.
- [12] 宗国浩, 张明琰, 王锐, 等. 卷烟包装外观缺陷数据集构建及深度学习检测技术研究[J]. 包装工程, 2024, 45(5): 135-143.
ZONG G H, ZHANG M Y, WANG R, et al. Cigarette Packaging Appearance Defect Data Set Construction and Deep Learning Detection Technology Research[J]. Packaging Engineering, 2024, 45(5): 135-143.
- [13] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 7464-7475.
- [14] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design[C]// European Conference on Computer Vision, 2018: 122-138.
- [15] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [16] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 10778-10787.