

改进 YOLOv5 的轻量化塑料餐具缺陷检测方法

杨 坚^{1,2} 秦 宇¹ 竺志大¹ 陈爱军¹

YANG Jian QIN Yu ZHU Zhida CHEN Aijun

摘 要

针对塑料餐具表面缺陷人工检测效率低和深度学习模型计算量大布置成本高的问题,提出了一种基于 YOLOv5 的轻量化检测方法 FED-YOLOv5。在 YOLOv5 的骨干网络部分引入新型轻量级网络 FasterNet,减少参数和计算量;同时添加高效注意力机制 ECA,增强网络通道间的信息交流,最后在头部网络用解耦检测头替换耦合检测头,将分类和回归任务解耦,提高模型效率。实验结果表明,改进后的 FED-YOLOv5 与 YOLOv5s 相比参数量和计算量分别减少 59.7% 和 63.3%,检测精度达 91.6%,单张图片检测时间仅为 4.6 ms,能够用于塑料餐具的外观检测工序,适合在有限计算资源的环境中部署。

关键词

塑料餐具; YOLOv5; FasterNet; 注意力机制; 解耦检测头

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.02.030

0 引言

塑料餐具作为乳制品包装行业的重要产品,在实际工业生产过程中,受原材料、工艺流程、生产设备和现场环境的影响,不可避免地会产生各种外观缺陷,主要包括黑点、黑纹和缺料。因此,塑料餐具的外观检测已经成为生产的一个关键环节。目前,绝大多数塑料餐具厂商已经实现了自动化生产,但外观检测仍需依靠人工,耗时、低效、主观性强、可靠性差。

随着计算机视觉领域的迅速发展,自动光学检测 (automatic optical inspection system, AOI) 在工业缺陷检测方面展现出了巨大的潜力。传统的检测方法通常采用图像处理技术,如边缘检测和图像滤波,来提取产品表面的特征,然后,利用支持向量机 (support vector machines, SVM)^[1] 和多层感知机 (multi-layer perceptron, MLP)^[2] 等分类技术对缺陷进行分类。然而,这些方法检测速度慢、鲁棒性差、泛化能力差,因此在塑料餐具表面缺陷检测中没有得到广泛应用。相比之下,深度卷积神经网络凭借强大的特征提取和高维数据表达的能力,逐渐在工业表面缺陷检测领域占据主导地位。目前主流的目标检测网络可分为单阶段和两阶段两种。单阶段检测网络方面^[3-5],王立中等人改进了 Faster R-CNN 并应用于带钢表面缺陷检测,最终达到了 98% 的缺陷检测准确

率,满足了带钢的识别要求^[6]。杨彬等人利用变形卷积和空洞卷积,对 Mask R-CNN 做出改进,并用于自动检测和定位焊接缺陷。虽然两阶段检测方法在工业表面缺陷检测方面检测精度较高,但由于参数量巨大导致检测速度慢,无法适用于高速自动化生产领域。而单阶段检测网络无需获取候选区域,直接对目标进行分类和回归,代表的有 SSD (single shot multibox detector)^[7] 和 YOLO (you only look once)^[8] 系列网络,相比两阶段检测算法,单阶段算法具有更快的检测速度,可用于工业品的高速缺陷检测。Chen 等人用 DenseNet-121 代替 Darknet-53 作为 YOLOv3 的主干进行特征提取,并使用 Taguchi 方法进行超参数的敏感性分析,用于检测发光二极管芯片的缺陷^[9]。郭峰等人在 YOLOv4 的基础上优化初始先验框设计,引入基于梯度协调机制的置信度损失函数和交叉注意力网络,用于满足工业现场对陶瓷基板瑕疵检测精度的要求^[10]。Hu 等人在 YOLOv5 的主干网络中嵌入了卷积块注意力模块,并提出了一种快速空间池化金字塔结构,以加快模型的运行速度,提高模型的特征提取能力,用于检测锂电池外壳表面缺陷^[11]。上述研究工作通过增强网络性能来提高模型的检测精度,但参数量也随之增加,不利于模型的工业部署。为了让模型在有限硬件平台资源下完成塑料餐具缺陷检测的任务,并在检测速度和精度方面达到平衡,本文提出了一种基于深度学习的轻量化检测模型 FED-YOLOv5 用于塑料餐具自动化检测的低成本布置。

1 轻量化检测网络 FED-YOLOv5

针对塑料餐具表面缺陷人工检测效率低和深度学习模型

1. 扬州大学机械工程学院 江苏扬州 225127

2. 宿迁学院机电工程学院 江苏宿迁 223800

[基金项目] 江苏省家禽智慧养殖与智能装备工程研究中心, 宿迁学院 (2023KF02)

计算量大工业布置成本高的问题。本文提出了一种新型的轻量化目标检测网络 FED-YOLOv5，其整体网络结构如图 1 所示，主干网络部分替换为 FasterNet，并在骨干网络的第 8 层加入高效通道注意力（efficient channel attention, ECA）模块，最后将头部网络的耦合检测头改为解耦检测头。FasterNet 作为轻量化网络架构可以有效降低模型的参数量和计算量，ECA 属于轻量化注意力机制，可以通过关注输入对象的重要区域来获取更关键的信息，仅需要很少的计算量即可以实现可观的提升。解耦检测头能有效避免网络的性能损耗，起到提升精度和加速收敛的作用。

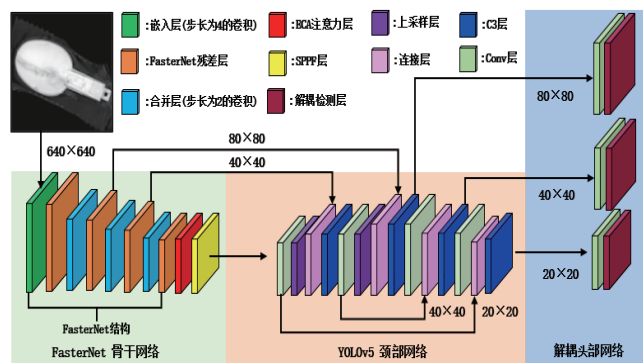


图 1 FED-YOLOv5 网络结构

1.1 轻量化主干提取网络 FasterNet

为了减少通道之间的冗余计算，降低模型的参数量，本文采用 2023 年香港科技大学 Chen 提出的 FasterNet 是轻量级卷积神经网络^[12]。FasterNet 是基于部分卷积和点卷积提出的，相较于标准卷积，部分卷积只与部分通道进行运算，其余通道信息保持不变，因此可以高效提取空间特征，减少通道之间的冗余计算。如图 1 所示 FasterNet 结构由四个 FasterNet 残差层组成，每个残差层前后会有一个嵌入层（步长为 4 的卷积）或合并层（步长为 2 的卷积），这些层负责空间下采样和通道扩展。每个残差层包含若干个 FasterNet 残差块，其结构如图 2 所示，每个残差块包含一个部分卷积和两个点卷积，点卷积之间加批量归一化和激活函数用于加快收敛和增加网络的非线性，其中间层具有扩展数量的通道，最后放置快捷链接以重用输入特征防止网络过深而导致学习退化。本文使用 FasterNet 结构替代 YOLOv5 的骨干网络，可显著降低计算复杂度和参数量，适合部署在计算资源有限的工业环境中。

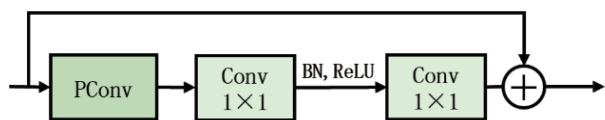


图 2 FasterNet 残差块结构

1.2 高效通道注意力 ECA

为了兼顾模型大小和检测精度，本文在改进的骨干网络中添加了高效通道注意力 ECA^[13] 模块。注意力机制与人眼的聚焦功能类似，当聚焦于某一区域时，它会削弱和模糊其他区域，从而获取更多关键信息，ECA 注意模块的结构见图 3，将输入 $H \times W \times C$ 的特征张量经过全局平均池化（global average pooling, GAP）压缩为 $1 \times 1 \times C$ 的张量，此时该张量有着全局的感受野，为了避免降维对通道信息造成的损失，ECA 舍弃了用全连接层实现通道信息交流的方式，而是通过关注每个通道及其 K 个相邻通道信息（核大小为 K 的一维卷积）来实现跨通道信息交互，其中 K 可以通过自适应方法确定，如式（1）它与输入通道的维度成正比。最后将得到的权重特征张量与输入逐层相乘完成特征图的重新校准。

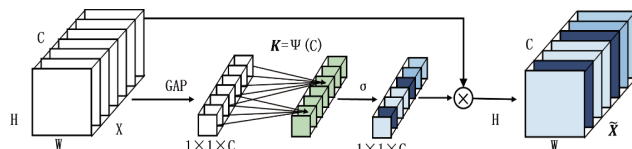


图 3 ECA 结构

$$K = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2 C}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

式中： K 为一维卷积的核大小； C 为通道数； b 和 γ 分别取 1 和 2； $\lfloor \cdot \rfloor_{\text{odd}}$ 表示距离 m 最近的奇数。

1.3 解耦检测头

本文将 YOLOv5 的耦合检测头改为解耦检测头，其结构图见图 4。传统的耦合检测头忽视了目标检测任务中回归和分类任务的冲突问题，造成了网络性能的浪费。解耦检测头则将输出分为两部分，分别用于分类和回归任务，其具体步骤如下：首先通过 1×1 卷积调整输入通道，随后用两个并行的 3×3 卷积将分类和回归任务剥离，在并行的 3×3 卷积后相应的增加 1×1 卷积输出的各自的特征张量。最后将分类和回归的结果叠加作为输出。

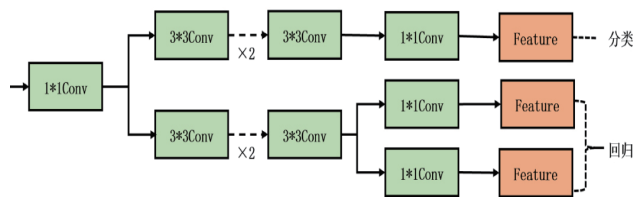


图 4 解耦检测头

2 实验与分析

2.1 实验平台及参数设置

图 5 为自主搭建的图像采集装置，其主要由工业相机、穹顶光源和传送带组成。深度学习模型训练和测试的工作站

硬件为 Intel i5-10105F CPU, 16 GB 内存, Nvidia RTX 2060 GPU, 使用 CUDAv11.1 加速运算, 此外环境中其他运用到的库主要还有 Python v3.8, OpenCV-Python v4.6.0, PyTorch v1.10.0。训练采用迁移学习的方式。

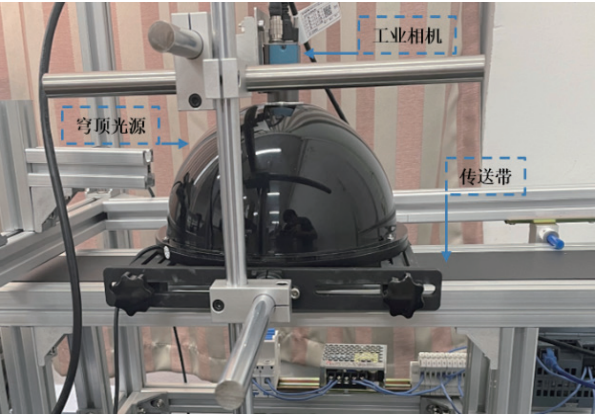


图5 图像采集装置

2.2 实验数据及评价标准

对于深度学习而言数据集的质量至关重要, 文中的数据集为自建数据, 如图6所示, 该数据集有三类标签, 分别为黑点 (dark spot)、黑纹 (dark line) 和缺料 (incomplete), 采集工作在模拟实际生产过程中动态完成, 最终收集了 2334 张塑料餐具的图片数据, 其中包含 1691 张带有缺陷的图片和 643 张质量合格的图片, 将这些数据用标注工具 Labellmg 进行标注, 标注完成后, 将所有图片数据打乱并按 8:2 分为训练集和测试集, 测试集中的 20% 作为验证集用于模型训练中的交叉验证, 即训练集图像 1867 张, 测试集图像 467 张, 验证集图像 93 张。

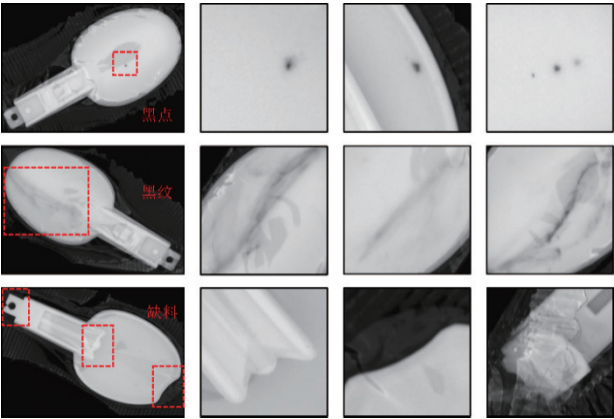


图6 塑料餐具缺陷类型

评价检测方法性能的指标主要有精准率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度 (average precision, AP)、和全类平均精度 (mean average precision, mAP)。其中, P 反映了模型区分负样本的能力, R 反映了模型识别正样本的能力, AP 是通过积分 P - R 曲线得到的面积值, P - R 曲线由

以精确率为纵坐标、召回率为横坐标的样本点组成, mAP 是 AP 的平均值。此外, 网络层数、浮点计算量、参数量 (params) 等指标用于衡量模型大小和计算复杂度; 检测时间用于衡量模型检测的速度。

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \tag{2}$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \tag{3}$$

$$AP = \int P(R) dR \tag{4}$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_i^C AP_i \tag{5}$$

式中: T_P 表示所有被正确划分到正样本的数量; F_P 表示被错误划分到正样本的数量; F_N 为表示被错误划分到负样本的数量; C 为类别总数; $mAP@0.5$ 表示 IoU 阈值设置为 0.5 条件下的所有类别的平均准确率。

2.3 消融实验性能对比

为了验证 FED-YOLOv5 不同改进部分的具体效果, 设计了如表 1 所示的消融实验, 表中“√”代表采用了对应的改进方法。实验 1 是未改进的 YOLOv5s 模型, 为了使网络轻量化, 实验 2 仅将骨干部分替换为 FasterNet, 虽然精度有所下降, 但是参数量和浮点计算量显著减少, 仅有原来模型的 13%, 检测速度也比改进前快 28%, 实验 3 在替换骨干网络的基础上加了解耦头, 以增加少量参数量和浮点计算量为代价, 检测精度提升了 8.8 个百分点, 实验 4 增加 ECA 注意力进一步加强各通道之间信息的交流, 最终本文算法相较于未改进的 YOLOv5s 算法参数量和浮点计算量减少约 60%, 检测速度快 30%, 而检测精度仅损失 1.1%。

表 1 消融实验性能对比

实验序号	Faster-Net	解耦头	ECA	mAP @0.5/%	Params /MB	FLOPs /GB	检测时间 /ms
1	—	—	—	92.7	7.02	15.8	6.4
2	√	—	—	78.2	1.05	2.2	4.2
3	√	√	—	87.0	2.04	4.1	4.6
4	√	√	√	91.6	2.83	5.8	4.6

2.4 不同模型的检测性能对比

此部分本文将改进后的模型 FED-YOLOv5 与 FasterRCNN, SSD, YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5s 等主流目标检测算法进行了比较, 表 2 展示了各个算法之间的性能对比结果。

表 2 不同模型的性能效对比

模型	P/%	Recall /%	mAP @0.5/%	Params /MB	FLOPs /GB	检测时间 /ms
Faster-RCNN	66.2	38.2	61.0	137.1	201.1	330.8
SSD	98.1	62.1	89.9	26.3	142.0	96.7
YOLOv3	94.4	59.6	85.4	61.5	155.3	39.1
YOLOv4	77.9	84.0	84.7	63.9	141.9	37.6
YOLOv5s	94.3	93.4	92.7	7.0	15.8	6.4
FED-YOLOv5	95.2	88.8	91.6	2.8	5.8	4.6

可以看出改进的 FED-YOLOv5 在模型复杂度方面获得了巨大的优势，其参数量和浮点计算量远远小于 Faster-RCNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4，检测速度分别是它们的 71.9、21.0、8.5 和 8.2 倍。精度上，改进的 FED-YOLOv5 模型也比 Faster-RCNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4 高。结果表明本文改进的 FED-YOLOv5 算法计算资源占用小、检测速度快、准确率高，能够完成塑料餐具外观检测任务，更适合在有限计算资源的工业环境中布置。图 7 展示了各个模型检测的可视化结果，对比可知，Faster-RCNN、SSD 和 YOLOv4 对于黑点的小目标识别精度不足且存在漏检，YOLOv3 的缺料缺陷检测准确率最低，改进的 FED-YOLOv5 在模型大小减少 60% 的条件下，依旧可以很好地识别出所有缺陷。

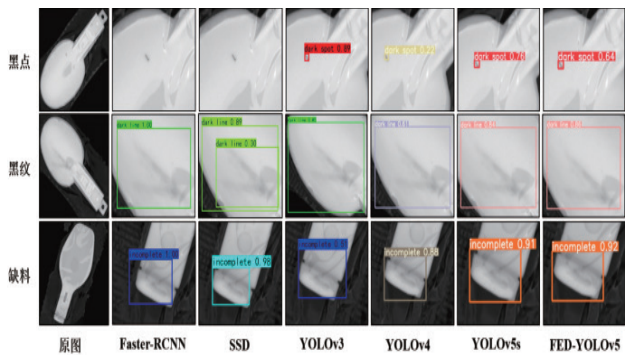


图 7 不同模型检测结果可视化

3 结语

针对塑料餐具表面缺陷人工检测效率低和深度学习模型计算量大工业布置成本高的问题，本文提出一种基于 YOLOv5 改进的轻量化算法 FED-YOLOv5。首先将 YOLOv5 的主干网络替换为 FasterNet，降低了模型的复杂度；然后使用高效注意力机制 ECA，使网络更好地利用特征信息，提高模型检测精度；最后采用解耦检测头替换耦合检测头，避免模型中回归和分类任务的冲突问题。实验结果表明，改进的 FED-YOLOv5 算法参数量和浮点

计算量比原算法降低 60%，单张检测速度为 4.6 ms，提高了 30%，精度为 91.6%，优于 Faster-RCNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4 等主流算法，满足塑料餐具行业的外观检测和高效部署要求。未来将进一步收集实际生产过程中的缺陷数据，在模型轻量化的基础上提高模型的精度和泛化能力。

参考文献:

- [1] MALARVEL M, SINGH H. An autonomous technique for weld defects detection and classification using multi-class support vector machine in X-radiography image[J]. Optik, 2021, 231: 166342.
- [2] JEGOROWA A, KUREK J, KRUK M, et al. The use of multi-layer perceptron (MLP) to reduce delamination during drilling into melamine faced chipboard[J]. Forests, 2022, 13(6): 933.
- [3] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]// Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.. Piscataway:IEEE, 2017: 2961-2969.
- [4] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. Piscataway:IEEE,2015: 1440-1448
- [5] 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.
- [6] 杨彬, 亚森江, 木沙, 等. 改进 Mask RCNN 的焊缝缺陷检测 [J]. 机械设计与制造 ,2023(6):157-161.
- [7] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2016: 21-37.
- [8] 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.Piscataway:IEEE,2016:779-788.
- [9] CHEN S H, TSAI C C. SMD LED chips defect detection using a YOLOv3-dense model[J]. Advanced engineering informatics, 2021, 47: 101255.
- [10] 郭峰, 朱启兵, 黄敏, 等. 基于改进 YOLOV4 的陶瓷基板瑕疵检测 [J]. 光学 精密工程, 2022, 30(13): 1631-1641.
- [11]HU H B, ZHU Z H. Sim-YOLOv5s: A method for detecting defects on the end face of lithium battery steel shells[J]. Advanced engineering informatics, 2023, 55: 101824.

移动应用终端网络数据加密传输方法研究

王 斌¹ 郑渭渭¹
WANG Bin ZHENG Weiwei

摘 要

为了提高移动应用终端网络数据传输的安全性与可靠性,优化其抵抗攻击的能力,开展了移动应用终端网络数据加密传输方法研究。首先,线性加密预处理移动应用终端网络数据,形成对数据的限制和加密;其次,计算移动应用终端网络数据加密核心节点的细粒度,布设加密节点;然后利用公钥密码体制,设计数据加密算法,对数据进行加密与解密处理;最后,在此基础上,设计数据传输程序,将加密处理完毕的数据安全传输给接收方,实现加密传输目标。实验结果表明,在加密传输数据量持续增加的情况下,提出方法的抵抗攻击能力始终较高,均达到了98%以上,能够有效抵抗各种攻击手段,保护数据的安全性和机密性。

关键词

移动应用终端;网络;数据;加密;传输

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.02.031

0 引言

随着移动设备的广泛普及和互联网技术的飞速发展,移动应用终端已经成为人们日常生活和工作中不可或缺的一部分。然而,与此同时,网络安全问题也变得日益严峻。如何保障移动应用终端网络数据的安全,防止数据泄露和非法获取,成为一个亟待解决的问题。移动应用终端网络数据传输面临的安全威胁主要来自以下几个方面。(1)网络攻击:黑客可以通过网络监听、截获、篡改等方式,获取移动应用终端的网络数据,造成用户信息的泄露和财产的损失^[1]。(2)恶意软件:恶意软件可以感染移动应用终端,记录用户的输入信息、窃取用户的账号密码等敏感数

据,或者通过发送垃圾信息、恶意扣费等方式侵犯用户的权益^[2]。(3)内部人员泄露:由于内部人员的不当操作或者恶意行为,可能导致移动应用终端网络数据的泄露^[3]。为了应对以上安全威胁,对移动应用终端网络数据进行加密传输显得尤为重要。

当前,传统的网络数据加密传输方法多数采用文献[4]提出的方法原理,该方法在实际移动应用终端网络应用中仍然存在不足。主要体现在安全性不足,该方法往往只针对单个因素或场景进行加密,难以全面保障数据的安全性,且加密后的数据传输速度变慢,效率降低,影响用户体验^[4]。

为了改善传统网络数据加密传输方法存在的不足,更好地保护移动应用终端网络数据的安全性和用户隐私,本文提出了移动应用终端网络数据加密传输方法研究,为用户提供

1. 甘肃同兴智能科技发展有限公司 甘肃兰州 730050

- [12] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher flops for faster neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway:IEEE, 2023: 12021-12031.
- [13] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway:IEEE,2020:11534-11542.

cn),男,江苏南京人,博士,讲师,研究方向:深度学习、智能制造技术。

秦宇(1996—),男,江苏扬州人,硕士,研究方向:深度学习、智能制造技术。

竺志大(1965—),男,江苏扬州人,本科,正高级工程师,研究方向:装备自动化、智能制造技术。

陈爱军(1996—),男,江苏常州人,硕士,研究方向:深度学习、智能制造技术。

(收稿日期:2023-11-28)

【作者简介】

杨坚(1983—),通信作者(email: jianyang@yzu.edu.