

For citation: Ren Zhenghui. Recent advances in fabric defect detection algorithms // Grand Altai Research & Education — Выпуск 1 (26)'2026 (DOI: 10.25712/ASTU.2410-485X.2026.01) — EDN: <https://elibrary.ru/FQBCXE>

UDK 004.896

RECENT ADVANCES IN FABRIC DEFECT DETECTION ALGORITHMS

Ren Zhenghui¹

¹ School of Mechanical Engineering and Automation, Wuhan, 430073, China

E-mail: 19986541758@163.com

Abstract. Against the backdrop of the textile industry's transition to smart manufacturing, fabric defect detection has become a critical step in ensuring product quality, enhancing production efficiency and reducing operational costs. Traditional manual inspection relies primarily on visual judgement; whilst it allows for the immediate identification of obvious defects, it suffers from low efficiency, a high degree of subjectivity and susceptibility to visual fatigue among inspectors, resulting in a high rate of missed detection of minor defects. Consequently, the development of automated inspection technology has become an inevitable trend for improving fabric quality and reducing labour costs. With the rapid advancement of computer vision and machine learning technologies, particularly the increasing maturity of deep learning methods, intelligent algorithm-based fabric defect detection has gradually become a core tool in modern textile quality control. This paper systematically reviews research progress in the field of fabric defect detection, categorising existing methods into two main groups: those based on traditional image processing and those based on deep learning. On this basis, a comparative analysis of the two categories is conducted, exploring in depth their respective technical advantages and limitations, thereby providing a reference for future research and industrial applications.

Keywords: Deep learning; Image processing; Fabric defect detection

织物缺陷检测算法研究进展

任正辉¹

¹ 武汉纺织大学, 湖北省数字化纺织装备重点实验室, 武汉, 430073

E-mail: 19986541758@163.com

摘要: 在纺织业向智能制造转型的背景下, 织物缺陷检测已成为保障产品质量, 提升生产效率及降低运营成本的关键环节. 传统人工检测主要依赖目视判断, 虽能够对显著缺陷进行即时识别, 但其存在效率低, 主观性强以及易受检测人员视觉疲劳影响等问题, 导致对微小缺陷的漏检率较高. 因此, 发展自动化检测技术已成为提升织物质量与降低人力成本的必然趋势. 随着计算机视觉与机器学习技术的快速发展, 尤其是深度学习方法的不断成熟, 基于智能算法的织物缺陷检测逐渐成为现代纺织品质量控制的核心手段. 本文系统梳理了织物缺陷检测领域的研究进展, 将现有方法归纳为基于传统图像处理的方法与基于深度学习的方法两大类, 并在此基础上对两类方法进行对比分析, 深入探讨其各自的技术优势与局限性, 从而为后续研究与工业应用提供参考依据.

关键词: 深度学习; 图像处理; 织物缺陷检测

0 引言

织物作为工业生产与日常生活中的重要基础材料, 其质量水平直接影响产品的外观效果与使用性能. 在实际生产过程中, 由于原材料差异, 设备运行状态波动以及工艺参数变化等多重因素的共同作用, 织物表面往往不可避免地产生各类缺陷 [1]. 这些缺陷不仅会削弱织物的物理性能, 还会降低其产品价值与使用可靠性. 一旦缺陷产品流入市场, 通常难以通过后续手段进行有效修复或弥补. 因此, 开展高效且精确的织物表面缺陷检测, 对于提升产品质量控制水平及优化生

产效率具有重要意义 [2]. 本文主要梳理基于图像处理和基于深度学习在织物缺陷检测领域的主要技术方法, 为该领域研究人员的进一步探索和技术创新提供了理论基础.

1 织物缺陷检测的传统方法

人工检测作为织物疵点检测的传统手段, 至今仍在小批量生产及高精度加工场景中得到广泛应用 [3]. 然而, 随着纺织产业向规模化与自动化转型, 其在检测效率与精度方面的局限性日益凸显. 一方面, 现代纺织生产线的高速运行使人工检测难以及时跟进, 逐渐成为制约生产效率的重要瓶颈; 另一方面, 检测结果高度依赖操作人员的经验与主观判断, 个体差异及长时间作业引发的视觉疲劳易导致漏检与误检, 降低检测结果的稳定性. 常见织物缺陷如图 1 所示, 长期依赖肉眼识别进一步加剧了检测一致性问题. 此外, 人眼在空间分辨率与色差辨识方面存在固有生理极限, 难以有效识别微米级缺陷及细微色差. 在此基础上, 人工检测还存在标准化不足与一致性较差的问题, 检测结果难以实现量化与追溯, 难以满足现代工业对高精度与高一致性质量控制的需求.

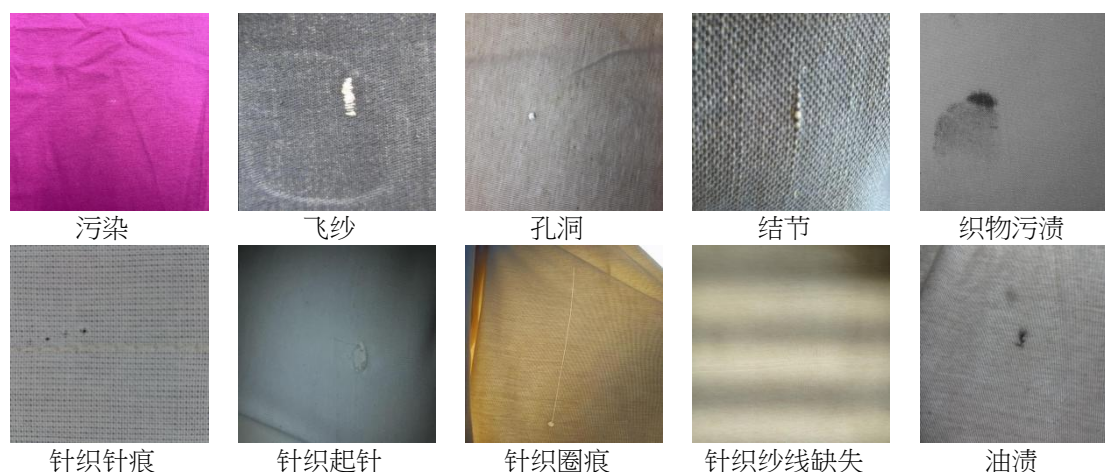


图 1 几种常见的织物缺陷

Figure 1. Several common fabric defects

2 基于图像处理的方法

随着计算机视觉技术的持续发展, 基于传统图像处理的方法在一定程度上推动了织物缺陷检测向自动化与智能化方向演进. 现有研究通常将相关方法划分为统计分析方法 [4], 结构分析方法 [5–6], 频域分析方法 [7] 以及模型驱动方法 [8] 等几类. 具体而言, 统计分析方法主要通过刻画图像灰度分布及其统计特征 (如均值, 方差, 共生矩阵等) 来识别异常区域; 结构分析方法则侧重于挖掘图像的空间结构信息, 例如边缘, 角点及纹理周期性, 并结合形态学运算实现对织物纹理特征的建模与缺陷定位; 频域分析方法通过引入傅里叶变换, 小波变换及 Gabor 滤波等工具, 将图像由空间域映射至频率域, 从频谱角度检测由纹理破坏所引起的异常响应; 模型驱动方法则通过构建描述织物纹理生成机制的数学模

型 (如 Markov 随机场, 纹理基元模型等) 并依据模型参数或重构误差的变化实现缺陷判别.

总体来看, 上述方法在规则纹理或单一缺陷场景中能够取得较为稳定的检测效果, 且在计算复杂度与实现难度方面具有一定优势. 然而, 其仍存在若干共性局限: 首先, 这类方法高度依赖人工特征设计与先验知识, 导致模型通用性较差, 在面对复杂纹理或多样化缺陷类型时适应能力有限; 其次, 对成像条件较为敏感, 尤其在光照变化, 视角偏移及噪声干扰等情况下, 检测性能易显著下降, 鲁棒性不足; 再次, 部分方法在参数选择与阈值设定上依赖经验调节, 缺乏统一优化机制, 限制了其在大规模工业场景中的推广应用. 此外, 随着工业生产对实时性与多缺陷并行检测能力的要求不断提高, 传统图像处理方法在处理复杂背景, 小尺度缺陷及高分辨率图像时, 往往难以在检测精度与计算效率之间取得理想平衡. 因此, 如何提升其泛化能力与环境适应性, 仍是该类方法亟待解决的关键问题.

3 基于深度学习的检测方法

近年来, 深度学习技术的快速发展为织物缺陷检测提供了新的研究范式与技术路径. 相较于依赖人工特征设计与经验规则的传统方法, 深度学习通过构建多层次神经网络结构, 实现从低级纹理到高级语义信息的逐级表征, 能够自适应地学习复杂背景下的细粒度特征, 从而显著提升对多样化缺陷的表征能力与检测性能. 随着相关理论与算力条件的不断成熟, 基于深度学习的织物缺陷检测方法已逐渐成为研究热点, 并形成了以图像分类, 语义分割及目标检测为代表的三类主流技术路线.

在图像分类方向, 研究者主要利用卷积神经网络 (CNN) 对织物图像进行整体判别, 实现缺陷类别的识别. 相关工作通过引入改进的网络结构或预处理策略, 有效提升了分类性能. 例如, R.S.Sabeenian 等人 [9] 通过融合特定滤波器与深度 CNN 模型, 实现了多类别织物缺陷的高精度识别, 分类准确率达到 93.92%. G.Revathy 等人 [10] 提出的 IM-RCNN 模型在多种基准网络对比中表现出更优的分类能力, 其模型结构示意图如图 2 所示, 然而, 基于分类的方法通常仅能对整幅图像进行标签判定, 难以实现缺陷的精确定位与尺度感知; 同时, 该方法对大规模标注数据依赖较强, 在实际工业场景中面临数据获取成本高与泛化能力受限的问题, 尤其在小样本或复杂纹理条件下性能下降明显.

针对分类方法在空间定位方面的不足, 语义分割方法通过像素级预测实现对缺陷区域的精细刻画, 成为织物缺陷检测的重要研究方向. 典型方法多采用编码器-解码器结构, 并结合多尺度特征融合策略以提升分割精度. 例如, Yu Liu 等人 [11] 提出的 FP-DeepLab 模型通过引入特征金字塔结构, 有效增强了多尺度信息表达能力, 相较于 DeepLabv3+ 基线模型在 F1 分数和 mIoU 指标上均取得显著提升. 尽管如此, 语义分割方法在实际应用中仍面临若干挑战: 一方面, 其对高质量像素级标注数据依赖较强, 标注成本高昂; 另一方面, 在处理边界模糊, 细

长结构或低对比度缺陷时, 仍易出现分割不连续或漏检现象. 此外, 分割模型通常计算复杂度较高, 在实时性要求较高的工业场景中部署仍存在一定难度.

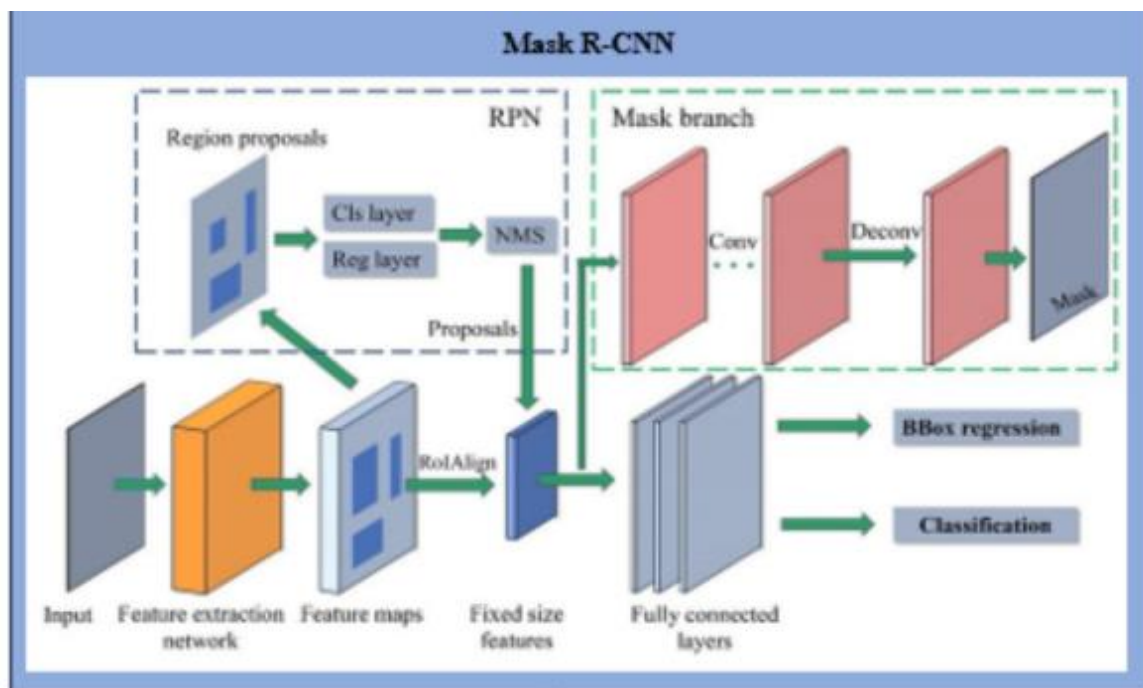


图 2 IM-RCNN 模型结构示意图 [10]

Figure 2. Schematic diagram of the IM-RCNN model architecture [10]

在目标检测方向, 尤其是以 YOLO (You Only Look Once) 系列为代表的单阶段检测框架, 在织物缺陷检测领域展现出良好的应用前景. 该类方法通过端到端的检测机制, 在保证较高检测精度的同时显著提升了推理速度, 兼顾了实时性与实用性. 相关研究多通过引入注意力机制, 多尺度特征融合及轻量化设计等策略对模型进行优化. 例如, Li 等人 [12] 通过改进 YOLOv4 的数据增强策略与锚框设计, 有效提升了小目标缺陷的检测精度 [13]. Tian 等人 [14] 引入坐标注意力机制, 改善了特征表达能力与类别不平衡问题. Peng 等人 [15] 通过融合通道与空间注意力模块, 进一步增强了模型对复杂形态缺陷的感知能力. 此外, 轻量化模型 Mobile-YOLO [16] 通过结合高效骨干网络与注意力机制, 其网络结构图如图 3 所示, 在保证检测精度的同时显著降低计算开销, 展现出较强的工业部署潜力. 尽管基于目标检测的深度学习已取得显著进展, 但将通用模型直接应用于织物缺陷检测仍面临挑战. 现有模型多面向自然场景, 难以适应织物图像中高度重复的纹理特性, 导致特征表达偏差; 同时, 缺陷常具有尺度变化大, 形态不规则和对比度低等特点, 使小目标与弱特征检测效果受限. 此外, 高性能模型通常结构复杂, 计算开销大, 难以满足工业场景对实时性与资源受限的要求. 因此, 在保证精度的同时实现轻量化与高实时性, 并提升对复杂纹理和多类型缺陷的适应能力, 仍是关键问题.

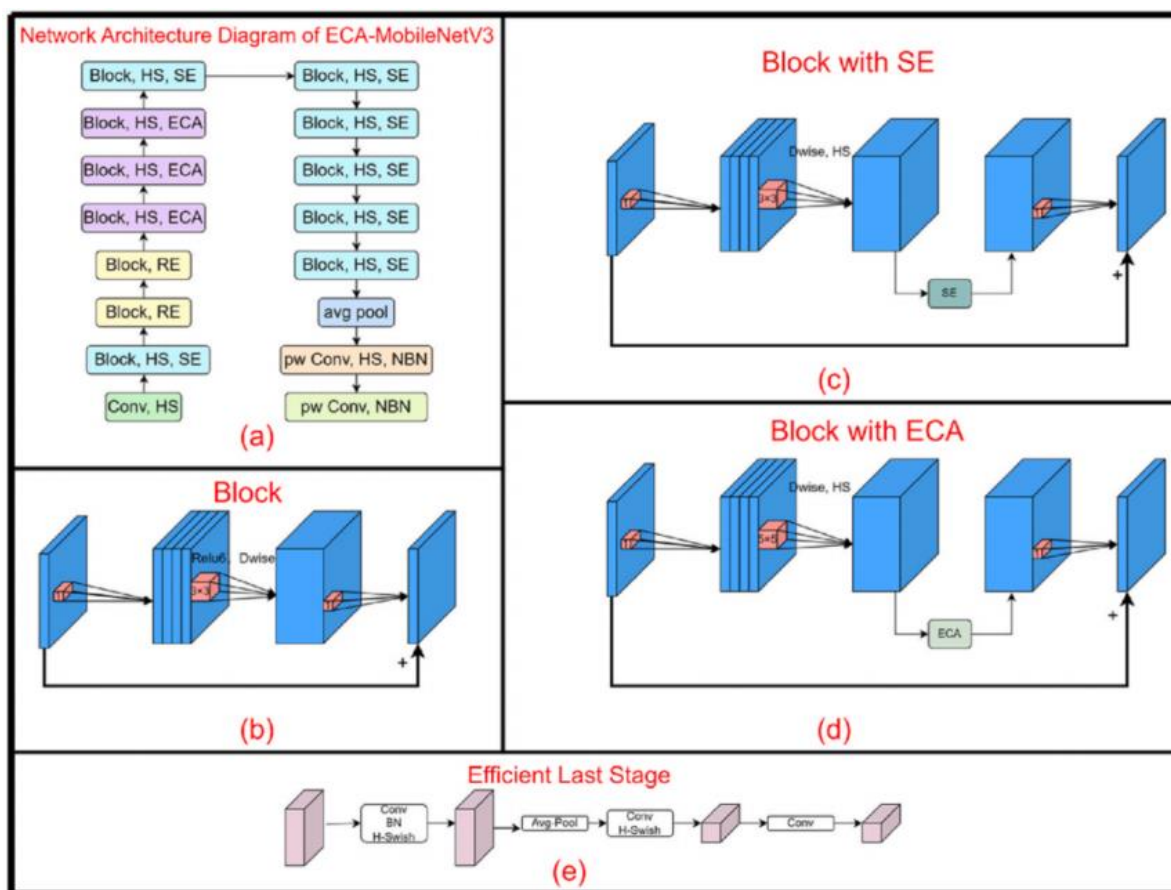


图 3 Mobile-YOLO 网络结构示意图 [16]

Figure 3. Schematic diagram of the Mobile-YOLO network architecture [16]

随着深度学习在缺陷检测中的深入应用, RT-DETR 凭借优异的检测性能与实时性 [17], 逐渐成为重要研究方向. 作为一种面向实时场景的端到端目标检测框架, RT-DETR 基于 Transformer 构建, 通过引入集合预测机制, 将检测任务建模为集合匹配问题, 直接输出无冗余结果, 避免了阈值筛选与非极大值抑制 (NMS) 带来的额外计算开销, 实现了高效一致的端到端检测流程. 在结构设计上, RT-DETR 提出混合编码器, 通过解耦尺度内与跨尺度特征交互, 在利用自注意力建模长距离依赖的同时, 实现多尺度信息的高效融合, 兼顾计算效率与特征表达能力. 同时, 融合卷积网络的局部建模优势与 Transformer 的全局建模能力, 增强了对复杂背景的表达能力. 在解码阶段, 引入查询选择策略与匈牙利匹配, 实现高质量查询筛选与一对一标签分配, 从而提升训练稳定性与检测精度.

总体来看, RT-DETR 在去除 NMS 的基础上, 通过结构优化与高效查询机制, 在检测精度与推理速度之间取得良好平衡, 在复杂场景下展现出较强的鲁棒性, 具有良好的工业应用潜力.

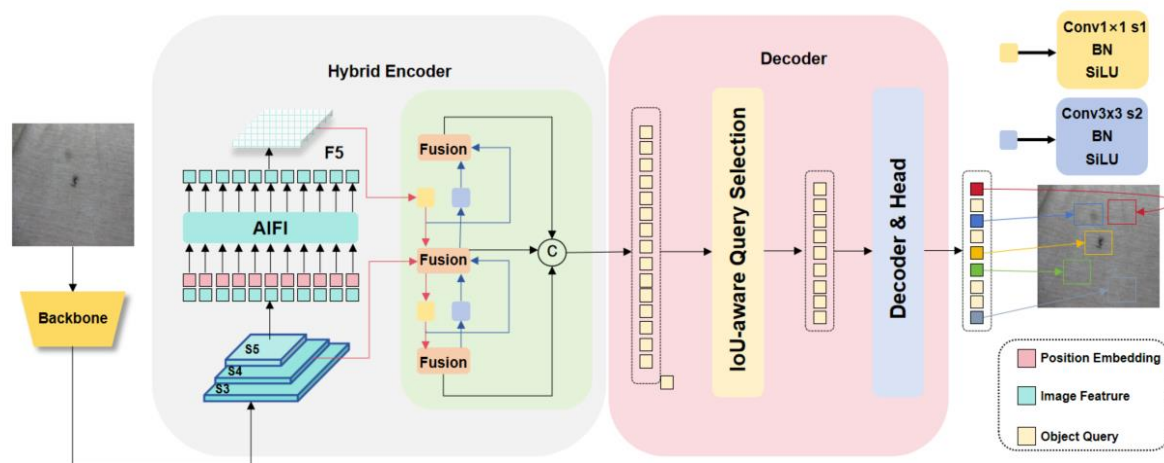


图 4 RT-DETR 网络结构示意图 [17]

Figure 4. Schematic diagram of the RT-DETR network architecture [17]

4 研究展望

综上所述, 织物缺陷检测技术经历了由人工检测, 传统图像处理方法到深度学习方法的演进过程. 人工检测虽在特定场景下仍具应用价值, 但受效率与主观因素限制, 难以满足现代工业需求; 传统图像处理方法在规则纹理场景中具有一定优势, 但依赖人工特征设计, 鲁棒性与泛化能力不足. 随着深度学习的发展, 基于分类, 分割及目标检测的多种方法显著提升了检测性能, 其中目标检测方法在精度与实时性之间取得了较优平衡. 然而, 面对织物纹理复杂, 小目标缺陷及工业部署约束等问题, 现有方法仍存在一定局限. 作为新兴端到端检测框架, RT-DETR 通过去除 NMS, 引入高效编码与查询机制, 在保证检测精度的同时提升了推理效率, 展现出良好的应用潜力. 因此, 围绕轻量化设计, 多尺度特征建模及复杂场景适应性的进一步研究, 将成为织物缺陷检测领域的重要发展方向.

References

- [1] Kahraman Y., Durmuşoğlu A. Deep learning-based fabric defect detection: A review[J]. Textile Research Journal, 2023, 93(5-6):1485-1503.
- [2] Nasim M., Mumtaz R., Ahmad M., et al. Fabric defect detection in real world manufacturing using deep learning [J]. Information, 2024, 15(8): 476.
- [3] Dhivya, M., & Renuka Devi, M. (2019). Detection of structural defects in fabric parts using a novel edge detection method. The Computer Journal, 62(7), 1036–1043.
- [4] Liu Q., Wang C., Li Y., et al. A fabric defect detection method based on deep learning [J]. IEEE access, 2022, (10): 4284-4296.
- [5] Kahraman, Yavuz, and Alptekin Durmuşoğlu. Deep learning-based fabric defect detection: A review [J]. Textile Research Journal, 2023, (5-6): 1485-1503.
- [6] Khanam R., Hussain M., Hill R., et al. A comprehensive review of convolutional neural networks for defect detection in industrial applications [J]. IEEE Access, 2024, 12: 94250-94295.
- [7] Chen M., Yu L., Zhi C., et al. Improved faster R-CNN for fabric defect detection based on Gabor filter with Genetic Algorithm optimization [J]. Computers in Industry, 2022, 134: 103551.
- [8] Tulbure A.A., Tulbure A.A., Dulf E.H. A review on modern defect detection models using DCNNs–Deep convolutional neural networks [J]. Journal of Advanced Research, 2022, 35: 33-48.
- [9] Sabeenian R.S., Paul E., Prakash C. Fabric defect detection and classification using modified VGG network [J]. The Journal of The Textile Institute, 2023, 114(7): 1032-1040.

- [10] Revathy G., Kalaivani R. Fabric defect detection and classification via deep learning-based improved Mask RCNN [J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(3): 2183-2193.
- [11] Liu Y., Shen J., Ye R., et al. FP-Deeplab: a segmentation model for fabric defect detection [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(10): 106008.
- [12] Li, C., Li, Lulu, Jiang, H., Weng, K., Geng, Y., Li, Liang, Ke, Z., Li, Q., Cheng, M., Nie, W., Li, Y., Zhang, B., Liang, Y., Zhou, L., Xu, X., Chu, X., Wei, Xiaoming, Wei, Xiaolin, 2022. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications. ArXiv Preprint.
- [13] Li, Q., Zhu, L., Li, B., Luo, J., Liu, D., Chen, M., 2022. Small target detection algorithm based on YOLOv4. In: 2022 International Seminar on Computer Science and Engineering Technology (SCSET). IEEE, pp. 76–79.
- [14] Tian, L., Guan, Y., Peng, J., Chen, X., 2024. An improved YOLOv5s target detection algorithm. In: Bilas Pachori, R., Chen, L. (Eds.), International Conference on Remote Sensing, Mapping, and Image Processing (RSMIP 2024). SPIE, p.140.
- [15] Peng, M., Zhang, W., Li, F., Xue, Q., Yuan, J., An, P., 2023. Weed detection with improved Yolov 7. EAI Endorsed Transac. Internet Things 9, e1.
- [16] Li, J., Kang, X., 2024. Mobile-YOLO: an accurate and efficient three-stage cascaded network for online fiberglass fabric defect detection. Eng. Appl. Artif. Intell. 134, 108690.
- [17] Zhao Y., Lv W., Xu S., et al. Detrs beat yolos on real-time object detection [C] // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2024: 16965-16974.