

For citation: Tang Li, Shi Yishan, Xiang Xianwu, Mei Shunqi. An Examination of Algorithms for Target Detection and Their Application in Fabric Defect Detection Situations // Grand Altai Research & Education — Issue 2 (20)'2023 (DOI: 10.25712/ASTU.2410-485X.2023.02) — EDN: <https://elibrary.ru/rsxsqc>

UDK 677.014

AN EXAMINATION OF ALGORITHMS FOR TARGET DETECTION AND THEIR APPLICATION IN FABRIC DEFECT DETECTION SITUATIONS*

Tang Li¹, Shi Yishan¹, Xiang Xianwu¹, Mei Shunqi¹

1 Hubei Digital Textile Equipment Key Laboratory, Wuhan Textile University, Wuhan, 430073, China
E-mail: 2502083583@qq.com, meishunqi@vip.sina.com

Abstracts: Fabric defect detection is a significant area of research under the textile industry's growing trend toward automation and intelligence. Deep learning-based target identification algorithms have been applied extensively in the field of fabric defect detection in recent years, which has tremendously aided in the advancement of intelligence in the textile sector. The following factors are taken into consideration when analyzing the research state of YOLO series algorithms in the field of fabric flaw identification. It begins by summarizing the target detection development trend. Next, it summarizes and examines the structure and function of the YOLO family of algorithms. Finally, it talks about the use of YOLO algorithms and their derivatives in the field of fabric flaw identification and inspection. Lastly, it considers the issues and potential paths for target detection development in the future.

Keywords: target detection, YOLO, fabric defect detection

目标检测算法及其在织物疵点检测场景中的应用研究**

唐力¹, 石屹山¹, 向先武¹, 梅顺齐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: 2502083583@qq.com, meishunqi@vip.sina.com

摘要: 在纺织行业的自动化和智能化的发展趋势下, 织物疵点检测是纺织行业中的重要研究方向. 近年来, 基于深度学习的目标检测算法被广泛应用于织物检测领域, 极大的促进了纺织行业智能化的发展. 为此针对 YOLO 系列算法在织物疵点检测领域的研究现状, 从以下方面进行分析. 首先总结目标检测发展趋势;

* This paper was supported by the National and Hubei Provincial High-end Textile Equipment Intellectual Intelligence Base Programme (111HTE2022002, HWZ201819).

** 本文得到国家和湖北省高端纺织装备引智基地计划资助 (111HTE2022002, HWZ201819).

其次, 总结分析了 YOLO 系列算法结构和作用; 接着论述了基于 YOLO 算法在织物疵点检测检测领域的应用. 最后展望了目标检测存在的问题和未来发展方向.

关键词: 目标检测; YOLO; 织物疵点检测

0 引言

目标检测是当今计算机视觉领域热门研究方向之一, 其任务是在图像分类的基础上对图像中的具体目标进行定位. 目前目标检测被运用于众多领域. 在生活场景的人脸识别, 车牌检测, 自动驾驶. 在工业生产领域的钢表面缺陷检测, 织物疵点检测等.

织物疵点检测是近年来的热门研究方向. 众所周知, 中国是世界上最大的纺织品服装生产和出口国. 纺织行业是我国传统支柱产业, 是我国经济增长的重要动力. 传统纺织品的织物疵点检测靠人工肉眼观察, 其效率低, 错误率高, 不稳定性强, 无法长时间工作 [1,2]. 基于深度学习的目标检测通过对大量织物疵点样本的学习, 拥有检测准确率高, 检测速度快等特点, 已成为织物疵点检测领域的主流算法.

1 目标检测算法的发展

目标检测以 2014 年为界, 2014 年之前被称为传统目标检测算法时期, 2014 年之后为基于深度学习的目标检测时期 [3]. 目标检测算法发展历程如图 1.

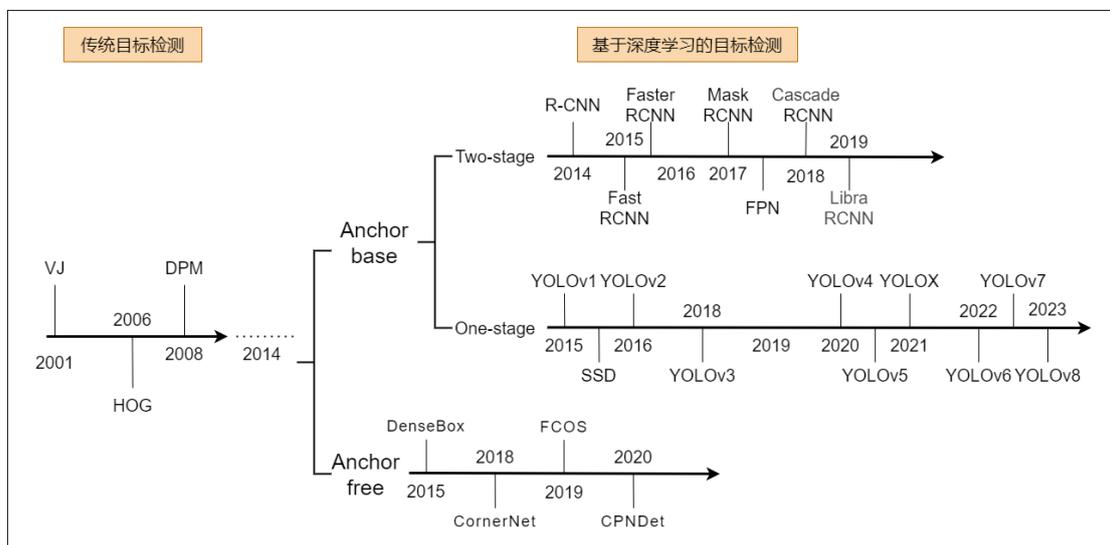


图 1 目标检测算法发展历程

Fig. 1. Evolution of target detection algorithms

1.1 传统目标检测算法

在传统目标检测算法时期, 经典检测算法有 Viola Jones Detector [4]. 其采用滑动窗口的方式检查当前窗口是否存在检测目标. 为了平衡特征不变性 (包括平移, 尺度, 光照等) 和非线性 (区分不同的对象类别), HOG Detector [5] 通过在均

匀间隔单元的密集网格上计算重叠的局部对比度归一化来提高检测准确性. DPM Detector [6] 继续在前者的基础上, 通过硬负挖掘 (Hard negative mining), 边框回归 (Bounding box regression) 和上下文启动 (Context priming) 技术改进检测精度. 但由于以上传统目标检测算法均基于手工提取特征, 算法还是具有识别效果较差, 准确度不高, 检测速度慢, 一次检测可能产生多个正确的识别结果.

深度学习的目标检测时期, 通过堆叠多层的卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 形成深度神经网络 (Deep Neural Network, DNN). 深度神经网络通过多次 Convolutional 能够自主学习图像特征, 无需手工提取. 通过将特征提取与分类器结合到一个框架, 从而实现端到端的学习.

1.2 基于深度学习的目标检测算法

基于深度学习的目标检测算法现今主要有两个方向: 基于锚框 (anchor-based) 和不基于锚框 (anchor-free). 其中基于锚框方法又分为一阶段 (One Stage) 和二阶段目标检测 (Two Stage). 二阶段目标检测一般流程 (如图 2): 先进行特征提取, 然后生成候选区域 (region proposal, 简称 RP, 可能包含待检物体的预选框). 最后根据候选框定位框选目标及分类. 由于生成的候选框大量重叠, 带来了许多冗余计算量, 使得检测速度很慢. 虽然后续通过空间金字塔池化层 (Spatial Pyramid Pooling Layer, SPP) 进行改进, 但其生成候选区域依旧需要消耗大量计算量. 二阶段代表算法有 R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN.

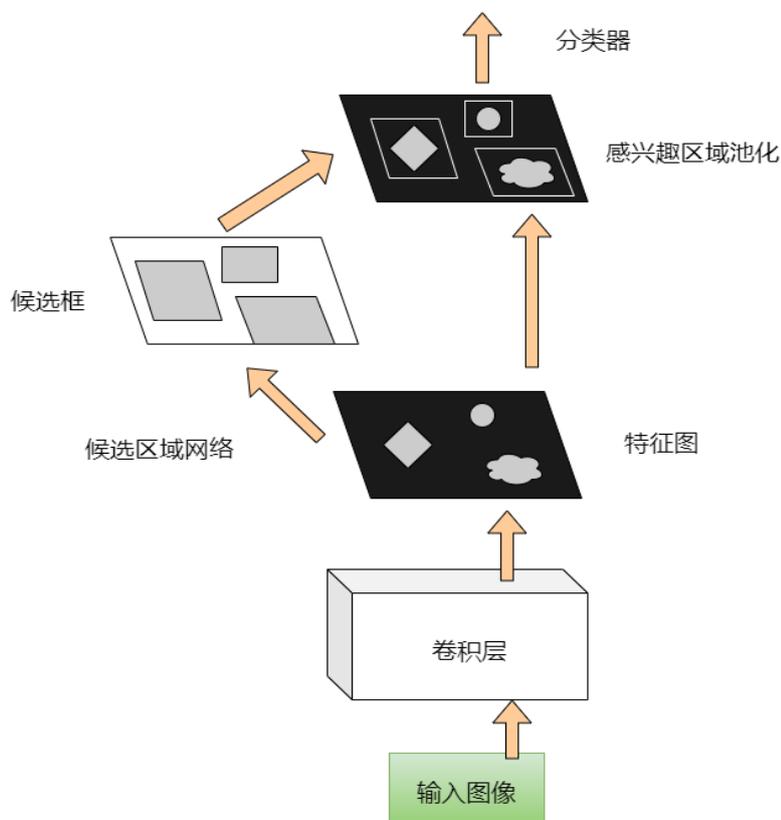


图 2 二阶段目标检测流程图
Fig. 2. Flowchart of two-stage target detection

一阶段目标检测一般流程 (如图 3): 特征提取后, 直接进行定位回归, 分类. 由于不需要生成候选区域, 候选框直接通过聚类方式生成, 因此计算量更小, 检测速度更快, 但同时检测精确度也有所下降. 代表算法有 SSD, YOLO 系列.

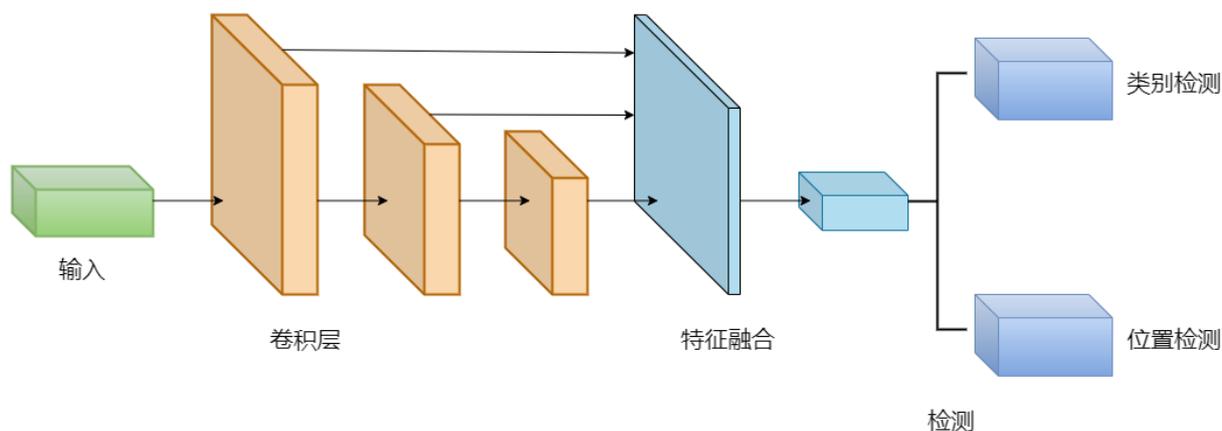


图 3 一阶段目标检测一般流程图

Fig. 3. General flowchart for one-stage target detection

基于锚框算法有许多优点: 网络直接在锚框上进行分类与边界框回归任务, 拥有更高的分辨率, 对检测小目标更友好. 同时加入了先验知识, 使得网络更容易训练. 在一定程度上解决了物品遮挡和尺度不一的问题. 但是基于锚框也存在一些局限, 锚框设计过分依赖手动. 锚框使得网络模型鲁棒性差, 不同的检测目标, 需要重新设置锚框. 锚框生成需要占用大量计算资源.

Anchor free 起源于 2015 年 CVPR 的 DenseBox. 其主要通过多个关键点 (角点) 或通过中心点与对应边界来表示物体, 不用预先设定 anchor, 直接对图像进行目标检测. 现阶段, Anchor free 算法主要被用于姿态估计和分割任务.

在织物疵点检测领域, 由于需要目标检测能拥有更快的检测速度和更高的检测精度, 还需要网络模型小, 易用于在移动设备上. 因此当前织物疵点目标检测主流算法为一阶段检测算法中的 YOLO 系列.

2 目标检测算法的结构及作用

2.1 YOLO 算法通用架构

由于在织物疵点目标检测领域的主流算法为 YOLO. 其一般架构如图 4. 本文以 YOLO 为例, 介绍目标检测算法的基本结构. YOLO 算法可分为三部分, (1) 由多层卷积层堆叠成的骨干网络 (Backbone), 其任务为对输入图像进行特征提取. (2) 由卷积层和上采样层结合形成的颈部网络 (Neck), 其主要任务为将骨干网络提取的浅层特征与深层特征进行融合. (3) 由分类算法和回归算法组成的头部 (Head), 其主要任务是利用得到的特征对目标进行分类以及边界框的调整.

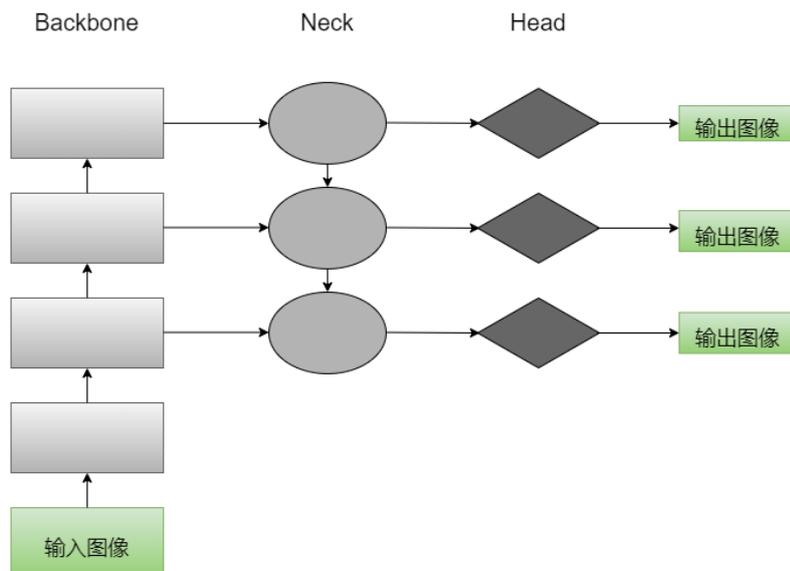


图 4 YOLO 算法一般架构

Fig. 4. General architecture of YOLO algorithm

2.2 YOLO 系列算法及其改进

YOLOv1 网络结构比较简单, 直接使用 24 个卷积层和 4 个最大池化下采样层来提取特征, 最后使用两个全连接层进行目标分类及边界框回归。

YOLOv2 [6] 在前者基础上进行了如下重要改进. (1) Batch normalization, 帮助模型收敛更快, 同时还起到正则化的作用. (2) 基于 anchor 的目标边界框. 在 YOLOv1 中网络直接预测目标在图像中的中心点和长宽, 效果差. 基于 anchor 能简化预测目标边界框的问题, 网络收敛更快, 计算量更小, 定位更准. (3) 通过 K-means 聚类方法得到 anchor. (4) 初步的特征融合思想. (5) 多尺度训练. 通过在训练时改变输入图像尺寸, 增加网络鲁棒性.

YOLOv3 [8] 第一个改进就是 Backbone. 受 ResNet 网络影响, YOLOv3 设计了更深的 Backbone, 卷积层由原来的 19 变成了 53, 以及增加了残差结构来解决深层网络训练时梯度消失的问题. 该网络还采用全卷积思想, 将最大池化下采样层替换为步长为 2 的卷积层, 卷积核全部使用 3x3, 卷积核数量减少, 运行速度加快. YOLOv3 还改进了检测头. 其使用三种尺度的检测头, 同时每个检测头还拥有三种不同尺寸的预测边界框. 还有使用 spp 模块实现不同尺度的特征融合. 定位损失计算方法改进, 用 CIoU Loss 替换之前的 DIoU Loss, 更好的表达目标边界框与预测边界框的重合度.

YOLOv4[9] 使用 CSPNet 网络中的 CSP 结构改进 v3 的 Darknet53, 增强了网络学习能力, 移除计算瓶颈, 减少内存占用. 引入 PANet 网络的 PAN 结构加强网络特征融合. 在改进网络结构的同时, 也提出了许多优化策略. 如删除网格的灵敏度 (Eliminate grid sensitivity), 马赛克数据算法 (Mosaic data augmentation), 优化锚框 (Optimized anchors) 等等.

YOLOv5 [10] 进一步优化网络结构, 使网络结构更轻量化, 检测速度更快. 使用多种数据增强方法, 增加网络的鲁棒性. 集成 anchor 聚类算法, 当输入数据的目标与原算法默认 anchor 差别较大时, 能自动重新聚类 anchor, 更好的匹配当前数据集. 还有一些其他优化策略, 如 Warmup and Cosine LR scheduler, EMA (Exponential Moving Average) 等等. 同时 YOLOv5 使用 PyTorch 框架搭建网络, 更易于部署和使用.

YOLOv6 [11] 对网络结构进一步优化, 提高软硬件适配型, 针对特征融合提出了 Rep-PAN 结构. 针对检测部分使用 YOLOX 提出的解耦头设计, 将目标位置信息与类别信息分开处理, 加快了网络模型检测速度. 进一步改进目标边界框的回归损失函数, 使用 SIoU Loss, 加快网络收敛速度, 提高回归精度.

YOLOv7 [12] 着重优化网络框架, 设计了新的高效网络架构 ELAN (Efficient Layer Aggregation Network). 将模型重参数化引入网络架构中. 其思想是通过增加模型训练时的成本, 提高检测精度. 具体操作为在训练模型时使用多分支的卷积层, 而在应用检测时将多分支的参数重参数化到一条主线路路上, 从而减少了目标检测时的参数量与计算量, 减少内存消耗, 检测速度更快. 与模型重参数化方法的思想相似的, YOLOv7 还提出了增加辅助检测头的一个训练方法. 辅助检测头只出现在训练阶段, 用来提高主检查头的精度.

YOLOv8 [13] 不在局限与目标检测, 它集成了目前众多 SOTA 技术, 支持图像分类, 目标检测, 实例分割, 姿态估计等.

3 目标检测算法在织物检测领域的应用

3.1 YOLOv2 在织物疵点检测领域的应用

Zhang [14] 将 YOLOv2 应用于色织物疵点检测研究, 其通过比较 YOLO9000, YOLO-VOC, Tiny-YOLO 网络模型, 分析不同条件下各网络的优缺点, 最后对比分析出网络模型受学习率, 网络迭代次数等因素影响较大. 并提出了两种优化方法, 由于 YOLOv2 对 YOLOv1 进行了改进, 作者将优化方法应用于 YOLOv2 算法中, 使织物检测精度达到较高水平. 但由于改实验样本较少, 且样本仅包含网格织物与条状织物两种织物类型, 适用性差, 局限性大.

3.2 YOLOv3 在织物疵点检测领域的应用

彭亚楠 [15] 改进 Tiny-YOLOv3 算法并应用于织物疵点检测. 通过增加三个卷积层并引入低计算资源的 1×1 卷积核来增强多层特征的复用和融合, 且避免过量增加计算量. 另外增加非线性激励函数, 增强网络的特征提取能力. 改进后的网络结构可以更好地提取织物疵点特征, 提高检测精度. 研究表明, 相比原网络, 改进网络 mAP 提高了 3.1%, 但检测速度略有下降.

3.3 YOLOv4 在织物疵点检测领域的应用

徐恒辉 [16] 将基于 YOLOv4 的检测算法应用于多种纹理布匹疵点检测. 针对 YOLOv4 神经网络对小目标的敏感度不够, 鲁棒性不强的问题. 通过在 YOLOv4 三个检测尺度的基础上增加一个尺度, 提升网络对小目标的检测效果, 多尺度的运用使目标检测的效果变得更好. 接着对 PANet 结构进行改进, 增强网络对特征信息的利用率. 针对织物疵点细长的特点, 使用 K-means++ 重新设置 anchor 尺寸. 实验结果表明在单色布, 条纹布, 格状布中, 改进 YOLOv4 算法的 precision 比原 YOLOv4 算法均高出 2.00%, mAP 均高出 2.72%.

3.4 YOLOv5 在织物疵点检测领域的应用

Zhou [17] 改进 YOLOv5 并运用于织物疵点检测. 其通过在 Backbone 的卷积层中引入可变性卷积来增强网络模型特征提取能力. 同时设计了 ResDCN 模块取代原网络中的残差模块. 重点针对织物疵点细长, 轮廓不清晰, 小疵点等特点, 改进回归损失函数为 Focal EIou 损失函数, 加快收敛速度. 最后还替换了激活函数, 将动态卷积核与动态激活函数相结合, 显著提高了织物疵点检测的准确性.

3.5 YOLOv7 在织物疵点检测领域的应用

郭殿鹏 [18] 为了解决织物疵点尺寸小, 形状不规则的问题, 其在 YOLOv7 网络结构的基础上设计了一个新的聚合网络 DR-SPD, 该结构结合 DRes 的动态感知能力和 SPD 的细节提取能力, 在保持感受野大小的同时减少特征信息的丢失. 面对织物复杂背景对检测造成的影响, 引入注意力机制, 使网络更多聚焦于检测目标. 最后增加 3 条融合特征路径, 减少细节特征融合遗漏率. 实验表明, 面对复杂背景的织物疵点检测, 综合性能由于其他主流模型.

3.6 YOLO 系列算法在织物检测领域应用总结

综上所述, 针对纺织领域织物疵点尺寸小, 形状不规则, 织物纹理复杂等问题, 通过改进 YOLO 系列算法结构和重新聚类适合织物疵点的预选边界框, 检测算法都得到了不同程度的提升. 但随着算法结构的改进, 算法越来越臃肿且复杂, 不适用于移动化发展趋势.

4 结束

织物疵点目标检测技术是纺织行业智能化的一个重要研究方向. 本文详细描述了目标检测算法的发展历程, 其中重点介绍了 YOLO 系列算法的迭代历程及其在织物疵点检测领域的应用. 虽然 YOLO 算法在织物检测领域得到了深入的研究, 但仍面临着各种机遇和挑战. 未来 YOLO 算法在织物检测领域的应用应该向着模型更轻量化, 检测速度更快, 对各种织物类型兼容性更高的方向发展. 实现一种模型更小, 检测速度更快算法的实时检测算法, 对纺织工业发展具有重要意义.

参考文献

- [1] Henry Y., Grantham K.P., Nelson H.Y. Automated fabric defect detection — A review [J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(7):442-458.
- [2] 王孟涛, 李岳阳, 杜帅. 基于机器视觉的疵点检测方法的研究进展 [J]. *现代纺织技术*, 2019, 27(5):57-61.
- [3] Zou Z.X., Chen K.Y., Shi Z.W., et al. Object detection in 20 years: A survey [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2023, 111(3):257-276.
- [4] Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C] // *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2001, 1:I-511-I-518.
- [5] Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2005:886-893.
- [6] Felzenszwalb P., Mcallester D., Ramanan D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C] // *Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2008:1-8.
- [7] Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger [C] // *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2017:6517-6525.
- [8] Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018-4-8).
- [9] Bochkovskiy A., Wang C.Y., Liao H.Y.M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020-4-23)[2023-5-29].
- [10] Nelson J., Solawetz J. YOLOv5 is here: state-of-the-art object detection at 140 FPS[EB/OL]. (2020-6-10).
- [11] Li C., Li L., Jiang H., et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications [EB/OL]. (2022-9-7).
- [12] Wang C.Y., Bochkovskiy A., Liao H.Y.M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [EB/OL]. (2022-7-6)
- [13] Solawetz J., Francesco. What is YOLOv8? The ultimate guide [EB/OL]. (2023-1-11).
- [14] Zhang H., Zhang L., Li P., et al. Yarn-dyed fabric defect detection with YOLOv2 based on deep convolution neural networks [C] // *2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)*. Enshi: IEEE, 2018:170-174.
- [15] 彭亚楠. 基于深度学习的织物疵点检测研究 [D]. 江西理工大学, 2021. 1.
- [16] 徐恒辉. 基于深度学习的多种纹理布匹疵点高速在线检测的算法研究 [D]. 桂林理工大学, 2021.
- [17] 胡越杰, 蒋高明. 基于 YOLOv5-DCN 的织物疵点检测 [J]. *棉纺织技术*, 2023, 51(03):8-14.
- [18] 郭殿鹏, 柯海森, 李孝禄等. 基于改进 YOLOv7 的织物疵点检测算法 [J/OL]. *棉纺织技术*, 2023:1-7.

References

- [1] Henry Y., Grantham K.P., Nelson H.Y. Automated fabric defect detection — A review [J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(7):442-458.
- [2] Wang Mengtao, Li Yueyang, Du Shuai. Research progress of defect detection method based on machine vision [J]. *Modern Textile Technology*, 2019, 27(5):57-61.
- [3] Zou Z.X., Chen K.Y., Shi Z.W., et al. Object detection in 20 years: A survey [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2023, 111(3):257-276.
- [4] Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C] // *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2001, 1:I-511-I-518.

- [5] Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE,2005:886-893.
- [6] Felzenszwalb P., Mcallester D., Ramanan D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C] // Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2008:1-8.
- [7] Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger [C] // Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017:6517-6525.
- [8] Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018-4-8).
- [9] Bochkovskiy A., Wang C.Y., Liao H.Y.M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020-4-23)[2023-5-29].
- [10] Nelson J., Solawetz J. YOLOv5 is here: state-of-the-art object detection at 140 FPS[EB/OL]. (2020-6-10).
- [11] Li C., Li L., Jiang H., et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications [EB/OL]. (2022-9-7).
- [12] Wang C.Y., Bochkovskiy A., Liao H.Y.M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [EB/OL]. (2022-7-6)
- [13] Solawetz J., Francesco. What is YOLOv8? The ultimate guide [EB/OL]. (2023-1-11).
- [14] Zhang H., Zhang L., Li P., et al. Yarn-dyed fabric defect detection with YOLOV2 based on deep convolution neural networks [C] // 2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS). Enshi: IEEE, 2018:170-174.
- [15] Peng Yannan. Research on fabric blemish detection based on deep learning [D]. Jiangxi University of Technology, 2021. 1.
- [16] Xu Henghui. Algorithm Research on High-Speed Online Detection of Multi-Texture Fabric Defects Based on Deep Learning [D]. Guilin University of Technology, 2021.
- [17] Hu Yuejie,JIANG Gaoming. Fabric defect detection based on YOLOv5-DCN [J]. Cotton Textile Technology, 2023, 51(03):8-14.
- [18] Guo Dianpeng,KE Haisen,LI Xiaolu et al. Fabric defect detection algorithm based on improved YOLOv7 [J]. Cotton Textile Technology: 1-7.