

融合多尺度特性的木材缺陷检测算法

陆安妩¹, 李绍丽¹, 葛兵², 陆鹏²

¹沈阳工业大学信息科学与工程学院/测控技术与仪器系, 辽宁省 沈阳市

²沈阳翰熙机械设备有限公司, 辽宁省 沈阳市

发布日期: 2025年02月02日

摘要

本文提出了一种轻量化的木材缺陷检测模型 (MADORE-Minify), 该模型主要克服了现有方法中木材缺陷检测不能兼顾不同目标的多尺度特性和参数冗余的缺点。其中, MADORE-Minify的整体框架遵循了YOLO11模型并在此基础上进行了进一步的优化和增强。首先, 主干网络采用MLCA模块增强特征提取能力, 使该模型能有效提高小尺寸目标的检测性能, 减少大尺寸目标的整体语义丢失。此外, 下采样模块ADown被用来取代上采样层, 增强模型对不同尺寸特征的捕捉能力, 尤其是在保留小尺寸目标细节方面表现出色。同时, 能降低特征图的空间分辨率, 进而大幅减少模型的计算负担和参数数量。最后, 设计了OREPA-GENet, 通过将非线性块转换成线性块, 进而在推理阶段将复杂的块压缩成单个卷积层, 实现了模型的轻量化和效率提升。在公开木材数据集上的大量实验证明了本文提出的MADORE-Minify算法的优越性, 在实现检测效果和轻量化之间的平衡方面优于其他几种算法, 此外, 本模型在数据集上实现了较高的准确率和6.6M的参数量, 验证了MADORE-Minify模型在木材缺陷检测领域展现出了卓越的性能和轻量化特性。

关键词

木材缺陷检测; 多尺度; 轻量化

Wood Defect Detection Algorithm Integrating Multi-Scale Features

Anyuan Lu¹, Shaoli Li¹, Bing Ge² and Peng Lu²

¹College of Information Science and Engineering / Department of Measurement and Control Technology and Instrumentation, Shenyang University of Technology, 110000, Shenyang City, Liaoning Province, China

²Shenyang Hanxi Mechanical Equipment LLC, 110000, Shenyang City, Liaoning Province, China

Abstract

This paper proposes a lightweight wood defect detection model, termed MADORE-Minify, which effectively addresses the limitations of existing methods in balancing multi-scale target

文章引用: 陆安妩, 李绍丽, 葛兵, 陆鹏. (2026). 融合多尺度特性的木材缺陷检测算法[J]. 计算机科学辑要, 1(3), 23-27. ISSN Print: 3079-5362; ISSN Online: 3079-5370

DOI: 10.63313/CS.8024

representation and parameter redundancy in wood defect detection. The overall architecture of MADORE-Minify follows the YOLO11 framework and is further optimized and enhanced upon this baseline.

First, the backbone network integrates the Mixed Local Channel Attention (MLCA) module to strengthen feature extraction capability, enabling more effective detection of small-scale defects while alleviating semantic information loss for large-scale targets. Second, the ADown downsampling module is employed to replace the upsampling layers, enhancing the model's ability to capture features at different scales, particularly in preserving fine details of small targets. Meanwhile, this design reduces the spatial resolution of feature maps, thereby significantly decreasing computational cost and parameter complexity. Finally, an OREPA-GENet module is designed, which transforms nonlinear blocks into linear ones and compresses complex structures into a single convolutional layer during the inference stage, achieving substantial model lightweighting and efficiency improvement.

Extensive experiments conducted on a public wood defect dataset demonstrate the superiority of the proposed MADORE-Minify algorithm. Compared with several competing methods, MADORE-Minify achieves a better balance between detection accuracy and model lightweighting. In addition, the proposed model attains high detection accuracy with only 6.6M parameters, validating its outstanding performance and lightweight characteristics in the field of wood defect detection.

Keywords

Wood Defect Detection; Multi-Scale; Lightweight

Copyright © 2026 by author(s) and Erytis Publishing Limited.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



1. 引言

木材作为家具和建筑的核心材料[1], 但是部分木材本身存在一些天然缺陷, 如活节、死节、树脂和木髓等, 这些缺陷会导致木材强度降低、加工难度增加或影响成品外观质量。因此, 木材缺陷的有效识别与控制, 对于提高产品质量和延长使用寿命上至关重要。

近年来, 随着深度学习的快速发展, 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)[2]凭借其自动提取多层次特征的能力, 逐渐成为木材缺陷检测领域的主流技术。CNN 这种强大的特征提取能力通常以增加模型的参数量和计算复杂度为代价, 导致模型的检测精度与轻量化设计难以同时兼顾。同时, 小尺寸木材缺陷检测工作也面临着重重困难。由于小尺寸缺陷在木材图像中所占的比例极低, 使得其在图像中的特征表现不够显著, 难以被常规的检测方法准确识别和捕捉。作为 YOLO 系列的最新版本, YOLO11 通过高效的跨层信息捕获机制增强了特征表达能力, 并采用小核卷积结构, 在提升计算效率和检测速度的同时, 保持了较高的检测精度。

基于上述研究背景, 为进一步提升模型在木材缺陷检测任务中的性能, 本文提出了一种改进型 YOLO11 模型的木材缺陷检测算法, 命名为 MADORE-Minify。该算法旨在优化模型在木材缺陷检测中的精度与效率, 针对多尺度木材的处理和模型轻量化的实现展开深入研究, 并取得了显著的成果。

2. 相关工作

物体检测的目的是在图像中定位并识别特定目标的空间位置和类别信息[3]。随着计算机视觉技术的

快速发展, 目标检测算法逐渐从传统的手工特征提取方法转向基于深度学习的自动化方法。以 Faster R-CNN 和 Mask R-CNN [4] 为代表。CHEN X 等人[5]于 Faster R-CNN 的木材缺陷检测方法。根据检测结果判断是否需要图像增强以强化缺陷特征。之后通过边缘检测获取缺陷点集后, 采用改进的椭圆拟合算法优化轮廓提取, 从而实现缺陷的识别与定位。Shi J 等人[6]基于 Glance 网络对输入的木材图像进行快速扫描, 剔除无缺陷图像, 以提升 Mask R-CNN 的运行效率。

然而, 两阶段检测算法由于涉及候选区域生成和特征提取等复杂过程, 计算开销较大, 难以满足高效实时检测的需求。作为 YOLO 系列最新的迭代版本, YOLO11 主要创新点包括引入了跨阶段局部自注意力机制 (Cross-Stage Partial Self-Attention, C2PSA) 模块, 该模块通过结合跨阶段局部网络 (Cross-Stage Partial Network) [7] 与自注意力机制 (Self-Attention Mechanism) [8] 的优势, 使模型能够更高效地捕获多层次上下文信息, 并聚焦于图像中的关键区域, 从而提升了对不同尺度及位置目标的检测精度。

3. MADORE-Minify 总体架构

在本节中, 将详细介绍所提出的 MADORE-Minify 模型, 首先, MADORE-Minify 的完整架构如图 1 所示。

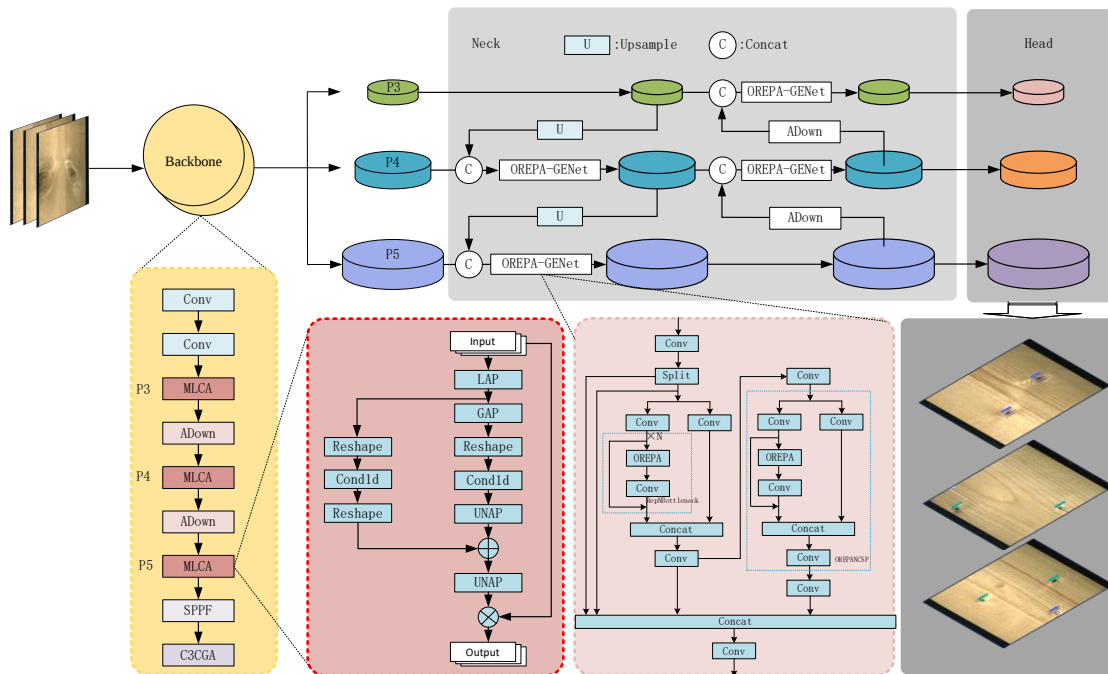


Figure 1. Overall Architecture of MADORE-Minify

图 1. MADORE-Minify 总体架构

MADORE-Minify 的整体网络基于 YOLO11, 并在此基础上进行了改进。在主干网络中将 c3k2 转换成 MLCA, 聚合不同层次的上下文信息, 增强模型对全局特征的感知能力, 同时又保留了局部特征的细节信息, ADown 用于进一步下采样, 逐步提取更深层次的特征, 并生成不同尺度的特征图, 将第 4 层、第 6 层、第 10 层的输出图输入到颈部部分, 在颈部采用上采样操作进行多尺度特征图的拼接, 从而实现不同层次的信息整合。此外, 考虑到模型的轻量化, 在颈部部分部署 OREPA-GENet 来降低在训练过程中的计算量与参数量降低模型冗余。改进后的 OREPA-GENet 模块的三个输出被送入检测头, 检测头遵循 YOLO11 的结构, 使用深度可分离的方法, 减少冗余计算, 输出分类结果和置信度预测。

3.1. 基于混合局部信息注意模块(MLCA)

综合利用局部信息的细节捕捉、全局信息的上下文感知、通道信息的特征选择性及空间信息的定位能力, 这种多信息协同策略在特征提取中兼顾不同目标的多尺度特性, 实现对目标全面而准确的表征。因此, 我们利用了文献[9]的设计思想, 将 YOLO11 主干中的 c3k2 模块重新设计为基于混合局部信息注意(Mixed Local Channel Attention, MLCA)模块的结构, 输入的三维特征向量被送入局部平均池化 (LAP) 后, 特征被划分为 $ks(ks$ 为 W 或 H 维度的块数) $\times ks$ 的局部区域块, 同时被分为两个分支, 分别提取全局和局部信息。在第一个分支中, 局部特征经过全局平均 (GAP) 的池化操作, 被压缩成通道特征, 经过一维卷积 (Conv1D) 学习通道上的全局权重, 捕捉通道间的相关性, 通过反池化 (UNAP) 恢复到未经过 GAP 前的形状, 并返回特征融合阶段。在第二个分支中, 局部特征被重新排列成一维向量, 将空间信息线性排列, 通过 Conv1D 以序列处理学习局部区域块的特征分布、分配权重及不同通道间的关联性后, 重新调整为局部区域块的原始形状, 使其能够以块的形式直接与原始局部特征融合。双分支的输出在融合阶段既保留了全局通道相关性的信息, 也结合了局部空间细节的显著性, 通过 UNAP 恢复到原始特征尺寸, 提供兼顾全局上下文与局部特征精度的特征表征。

3.2. 下采样模块 (ADown)

ADown 首先通过 2D 平均池化实现对通道内信息的压缩和平滑特征图中的细节信息, 然后将该特征图的通道数分为两个路径, 一部分直接送入 CBS 模块处理, 另一部分先经过 2D 最大池化, 再送入另一个 CBS 模块, 其中两个 CBS 模块分别提取来自平均池化和最大池化的特征信息, 双路径设计增强了对不同尺度特征的捕捉能力, 小尺寸目标的细节信息能更好地被保留, 如图 2 所示。

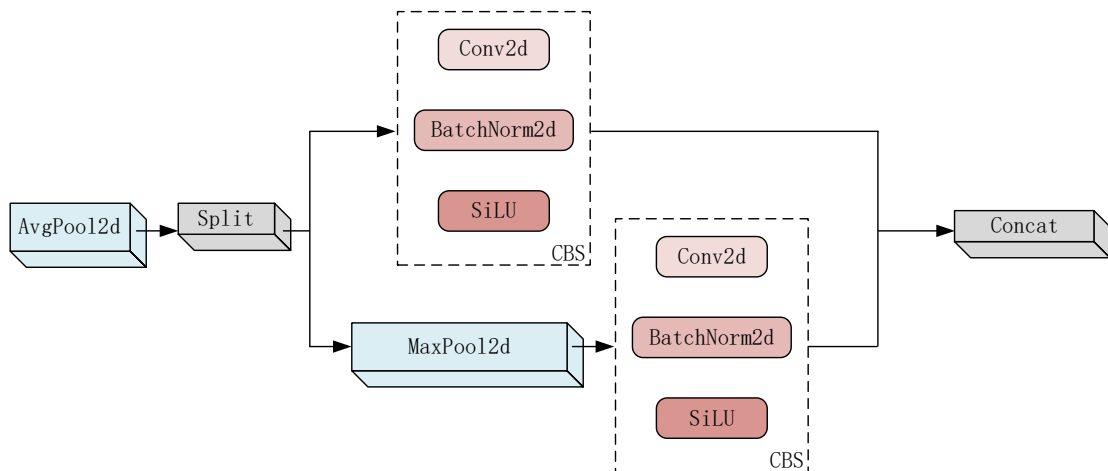


Figure 2. Schematic structure diagram of the ADown module

图 2. ADown 模块的原理结构图

重参数化模型中的归一化层至关重要, 然而, 在训练阶段归一化层是非线性特性会阻碍重参数化块在线合并, 导致额外的训练成本。OREPA 首先移除了原始重参数化块中的所有非线性组件, 并在每个分支的末端引入线性缩放层, 与归一化层有类似的效果, 同时由于线性缩放层是线性的, 它们在训练过程中与卷积层直接融合。接着为了保持优化多样性, 在所有分支相加之后, 额外添加一个归一化层, 有效弥补了非线性归一化层被移除后的影响。最后线性块有以下两个属性, 一是所有线性层都可以表示为一个退化的卷积层, 二是可以用一系列并行分支和卷积层结构表示。通过这两个性质能将顺序结构或并行

结构的线性块压缩成单个卷积核, 转化为对核的操作意味着在计算和内存方面的训练成本降低。

4. 实验与结果分析

4.1. 数据集简介

公开木材缺陷数据集是捷克共和国奥特斯拉发理工大学发布的大规模木材表面缺陷图像的公开数据集, 其中包含五种典型的木材表面缺陷, 即(a)活节 (Live_Knot)、(b)死节 (Dead_Knot)、(c)树脂 (Resion)、(d)木髓 (Marrow), (e)裂纹节 (Knot_with_crack)。

5. 结论

木材缺陷检测是木材及其木制品生产过程中质量控制的关键环节。然而, 现有的缺陷检测方法在处理多尺度特性和模型复杂性方面存在一定的局限性。为了解决上述问题, 本文提出了应用于木材缺陷检测的 MADORE-Minify 算法。

大量实验结果表明, 本文提出的 MADORE-Minify 算法在精度和模型轻量化方面, 相较于其他先进的目标检测模型, 展现出了优越的性能。通过消融实验的分析, 验证了每一项设计策略的有效性, 确保了模型在实现高精度检测的同时, 最大程度地保持了轻量化。这些成果表明, MADORE-Minify 算法为木材缺陷检测提供了一个高效且实用的解决方案。未来的研究工作将重点探讨将该算法部署到更多真实的工业物体检测场景中的可行性, 旨在验证其泛化能力与实际使用性能。

参考文献

- [1] Hacefendiolu K , Ayas S , Baaa H B ,et al.Wood construction damage detection and localization using deep convolutional neural network with transfer learning[J].European Journal of Wood and Wood Products, 2022. DOI:10.1007/s00107-022-01815-5.
- [2] Shabani A , Kioumars M , Plevris V ,et al.Structural Vulnerability Assessment of Heritage Timber Buildings: A Methodological Proposal[J].Forests, 2020, 11(8):881. DOI:10.3390/f11080881.
- [3] Hashim, Umami Raba' ah, Hashim S Z M , Muda A K .Performance evaluation of multivariate texture descriptor for classification of timber defect[J].Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(15):6071-6080. DOI:10.1016/j.ijleo.2016.04.005.
- [4] Zhang S, Huang H, Huang Y, et al. A GA and SVM classification model for pine wilt disease detection using UAV-based hyperspectral imagery[J]. Applied Sciences, 2022, 12(13): 6676.
- [5] Zhang Y , Liu S , Cao J ,et al.Wood board image processing based on dual-tree complex wavelet feature selection and compressed sensing[J].Wood Science & Technology, 2016, 50(2):297-311. DOI:10.1007/s00226-015-0776-y.
- [6] Lecun Y , Bottou L .Gradient-based learning applied to document recognition[J].Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11):2278-2324. DOI:10.1109/5.726791.
- [7] Simonyan K , Zisserman A .Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[J].Computer Science, 2014. DOI:10.48550/arXiv.1409.1556.
- [8] Lu Y, Chen Y, Zhao D, et al. Graph-FCN for image semantic segmentation[C]//International symposium on neural networks. Cham: Springer International Publishing, 2019: 97-105.
- [9] Tan M, Pang R, Le Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 10781-10790.
- [10] Wang L, Qin H, Zhou X, et al. R-YOLO: A robust object detector in adverse weather[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 72: 1-11.