

DOI:10.12326/j.2096-9694.2022163

基于改进 YOLOv5s 的木材表面缺陷检测模型

朱豪, 周顺勇, 曾雅兰, 李思诚, 刘学

(四川轻化工大学自动化与信息工程学院; 人工智能四川省重点实验室, 四川宜宾 644000)



摘要: 针对木材表面缺陷的复杂多样性和特征提取困难, 提出一种基于改进YOLOv5s的木材表面缺陷(活节、死节、有裂缝节子和裂缝)检测模型。首先, 在Backbone网络引入坐标注意力机制(coordinate attention, CA)增强每个通道之间的信息交互, 然后采用混合空间金字塔池化(hybrid spatial pyramid pooling-fast, HSPPF)结构减少信息损失, 再使用GSConv卷积减少参数量, 用改进的曲线高效交叉联合(curve efficient intersection over union, CEIoU)作为训练时模型的损失函数, 提升木材缺陷检测的准确性。试验结果表明, 改进模型能够有效检测出木材表面缺陷, 模型的平均精度均值(mean average precision, mAP)为84.4%, 比未改进之前提高了2%, 检测速度达到73.9 FPS, 在模型参数量方面明显减少, 同时优于其他主流模型, 能够满足木材表面缺陷检测的要求。

关键词: HS-YOLOv5s; 木材表面缺陷检测; 坐标注意力机制(CA); 混合空间金字塔池化(HSPPF); 曲线高效交叉联合(CEIoU)

中图分类号: S781.5; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 2096-9694 (2023) 02-0008-08

Detection Model of Wood Surface Defects Based on Improved YOLOv5s

ZHU Hao, ZHOU Shunrong, ZENG Yalan, LI Sicheng, LIU Xue

(Sichuan University of Science & Engineering School of Automation & Information Engineering,
Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Yibin 644000, Sichuan, China)

Abstract: To improve the identification of complexed features of wood surface defects and detection efficiency, a detection model of wood surface defects based on YOLOv5s was proposed. First, the coordinate attention mechanism (CA) was introduced into the Backbone network to enhance the information interaction between each channel, then, the structure of hybrid spatial pyramid pooling-fast (HSPPF) was used to reduce information loss, next, the GSConv volume was used to reduce the number of parameters, and the modified curve efficient intersection over union (CEIoU) was used as the loss function of the model during training to improve the accuracy of wood defect detection. The experimental results show that the improved model can detect wood surface defects effectively. The mean average precision (mAP) of the model was 84.4%, which was 2% higher than unimproved methods, and the detection speed reaches 73.9 FPS. It is also superior to other mainstream models, and achieves a

收稿日期: 2022-08-19; 修改日期: 2022-09-22

基金项目: 四川省科技厅项目“基于多源信息融合的低空飞行安全电力线检测系统关键技术研究”(2020YFSY0027); 四川省科技厅项目“基于机器视觉的太阳能电池片缺陷检测系统研究”(2020YFG0178); 四川轻化工大学研究生创新基金项目(Y2022129); 四川轻化工大学研究生创新基金项目(Y2022163)。

作者简介: 朱豪(1998—), 男, 硕士研究生。Email:1998hao1998@gmail.com

通讯作者: 周顺勇, 男, 副教授。Email:14409186@qq.com

significant reduction in the number of model parameters, which can meet the requirements of wood surface defect detection.

Key words: HS-YOLOv5s; wood surface defect detection; coordinate attention(CA); hybrid spatial pyramid pooling-fast(HSPPE); curve efficient intersection over union(CEIoU)

在木材加工利用过程中,对其表面缺陷(如死节、活节和裂缝等)的快速准确检测,有利于设置合理的木材锯切方案,提高木材使用率和成品质量。随着计算机技术的快速发展,缺陷检测已逐渐使用智能化方法^[1]。XIE等^[2]提出了一种混合表面纹理特征的检测方法,保障了模型的准确性和鲁棒性,能够检测死节和活节缺陷。王金聪等^[3]利用图像分割的方法,将改进分水岭算法应用在木材缺陷检测中,能够检测死节、活节和虫眼缺陷,解决了传统算法的欠分割和过分割问题。WEI等^[4]提出了一种基于图像块百分位颜色直方图和特征向量纹理分类的方法,可以检测节子和裂缝缺陷。然而,上述检测方法很容易受到木材本身的形状纹理和周围环境(光照、角度等)因素的影响,难以满足复杂图像背景下缺陷检测的需要。

随着卷积神经网络的发展,将卷积网络应用到目标检测中能够学习图像更高层次的特征,提高检测效率。目前基于深度学习的缺陷检测主要分为两大类:一类是基于区域建议的方法,如Faster R-CNN模型^[5];另一类是基于对象回归的方法,如SDD^[6]和YOLO模型^[7]。萧嘉奕等^[8]提出了一种基于Faster R-CNN的木材表面节子检测模型,能自动学习缺陷特征,使检测结果与标注的结果基本一致,采集的数据集样本库中精确率达到94%。SHI等^[9]构建了一种卷积神经网络,再使用多通道Mask R-CNN^[10]对缺陷进行分类和定位,能够识别木材中的死节、活节和裂缝,在采集构建的实验数据集中平均精度均值(mean average precision, mAP)达到了95.3%。WANG等^[11]对YOLOv3^[12]网络使用增强数据、更改损失函数等方法,以提高检测性能。上述检测模型复杂,有较高的参数量和计算量,在复杂场景中可能会降低检测效率和准确率。

YOLOv5s是一种有着高效性和高适应性的检测模型,能够在保证高精度的同时快速适应不同

的缺陷类型和检测场景。而目前YOLOv5s模型在木材表面缺陷目标检测上缺乏更好的特征融合能力,需进行改进使其更适合背景复杂、缺陷目标大小不一和形状多变的检测场景,从而更好地满足实际应用需求。鉴于此,笔者提出了一种基于改进YOLOv5s的木材表面缺陷检测模型—HS-YOLOv5s。该模型采用坐标注意力机制(coordinate attention, CA)^[13]、混合空间金字塔池化(hybrid spatial pyramid pooling-fast, HSPPF)和GSConv结构^[14]等技术改进,提高检测的准确性和稳定性。此外,为避免YOLOv5s损失函数对模型优化的影响,还采用曲线高效交叉联合(curve efficient intersection over union, CEIoU)^[15]作为损失函数训练模型。HS-YOLOv5s在一定程度上提高了缺陷的检测精度,为提升带缺陷木材利用率的自动化加工方案提供可靠依据。

1 YOLOv5s结构及优化

1.1 YOLOv5s结构

YOLOv5由Ultralytics LLC公司于2020年5月提出,有四种基本网络结构,分别为:YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l和YOLOv5x,四种架构的模型大小和计算量依次增加。YOLOv5s模型的参数量相对较少,检测精度高。为了兼顾精度与模型的复杂度,同时考虑检测速度,因此选择YOLOv5s模型。YOLOv5s的模型结构见图1。

YOLOv5s的网络模型主要由Backbone(特征提取层)、Neck(特征融合层)和输出层组成。特征提取层主要使用C3结构作为特征提取网络,该结构精简,同时也能丰富梯度组合;YOLOv5s新采用了效率更高的空间金字塔(spatial pyramid pooling-fast, SPPF)结构提取特征,实现了多尺度特征融合。特征融合层由特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)和路径聚合网络(path-aggregation network, PANet)组成,主要使用两个CBS卷积替换Resunit网络的C3结构。其中

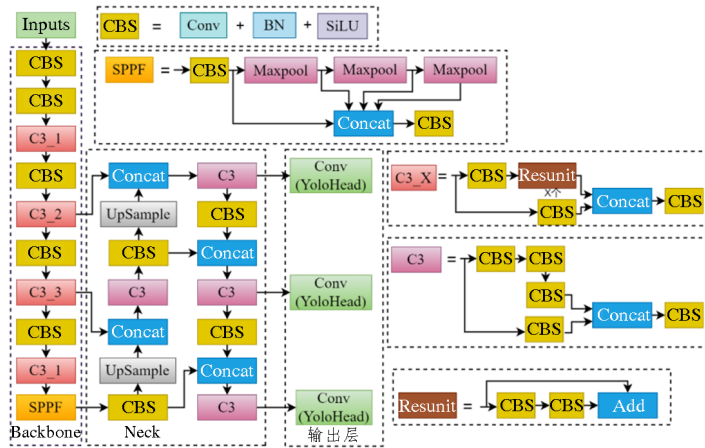


图1 YOLOv5s模型结构

Fig.1 The structure of YOLOv5s model

FPN模块是自底向上的上采样结构，将高层特征图与低层特征图融合增强语义特征；PANet模块是自顶向下的下采样结构，将定位信息从浅层传递到深层以增强空间特征。输入图像经过特征提取层得到三个不同尺度的特征层（ 80×80 ， 40×40 和 20×20 ）后，输入到特征融合层中，实现局部特征和全局特征的融合，最后到输出层得到三个新的特征层。输出层是网络的预测部分，将三个尺度的特征层映射到原图像，生成原图像中目标的预测边界框和类别。上述结构针对木材缺陷检测的特点主要在于采用了多尺度特征融合和特征金字塔网络，同时也能够提高网络的感受野，增强对不同尺度缺陷的检测能力。

1.2 YOLOv5s的网络模型与损失函数优化

1.2.1 YOLOv5s的网络模型改进

改进的YOLOv5s网络模型主要引入了CA注意力机制、最大池化与平均池化组成的HSPPF结构和GSConv结构。为加强网络对通道和位置等信息的敏感度，在主干网络中加入CA注意力机制。CA注意力机制将位置信息嵌入到通道注意力中，利用全局平均池化将通道注意力沿宽度和高度两个方向聚合特征，得到两个方向感知的特征图，使注意力特征图不仅保留了不同空间上的依赖关系和位置信息，同时也避免了高计算成本。

如图2所示，首先对输入特征图使用大小为 $(H, 1)$ 和 $(1, W)$ 的池化核从宽高方向进行全局平均，以获得宽度和高度方向的特征图，如式1、2所示；然后级联特征图，利用 1×1 卷积降维得到

特征图 F_1 ，如式3所示， $[\]$ 是级联， δ 是Sigmoid激活函数， f 是对空间信息的水平和垂直映射特征图，为控制模块大小可以选择 r 的下采样比例；接着沿宽高维度将 f 切分为两个单独的张量 f^w 和 f^h ，利用 1×1 卷积、归一化得到与输入相同通道数的注意力权重 g^w 和 g^h ，如式4、5所示；最后对原始特征图进行加权，得到宽度和高度方向具有注意力权重的特征图，如式6所示。CA注意力机制不仅获得了通道信息，同时还捕获了位置信息，使模型能更加准确地识别和定位出感兴趣的区域。

$$z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i < W} x_c(h, i) \quad (1)$$

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j < H} x_c(j, w) \quad (2)$$

$$f = \delta(F_1([z^h, z^w])) \quad (3)$$

$$g^h = \sigma(F_h(f^h)) \quad (4)$$

$$g^w = \sigma(F_w(f^w)) \quad (5)$$

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g^h(i) \times g^w(j) \quad (6)$$

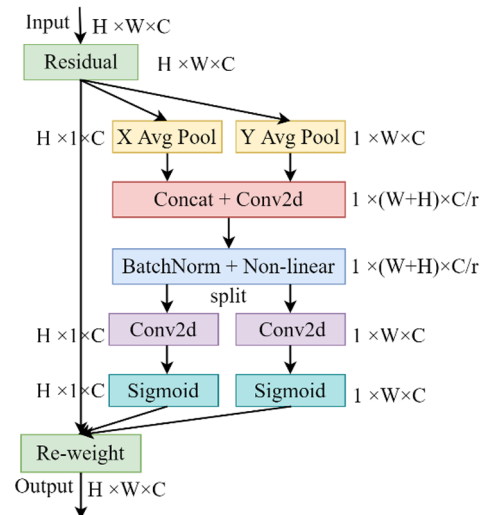


图2 CA注意力机制模块结构

Fig.2 The structure of CA attention mechanism module

特征图感受野的上下文信息有助于帮助网络提高准确度和精确度，为了聚合这些信息，通常采用最大池化的方式，而平均池化又具有全局信息提取的能力。因此，采用HSPPF模块来改进YOLOv5s的SPPF结构，能进一步增强网络的全局上下文信息提取能力。HSPPF模块主要聚合平均

池化和最大池化生成的特征图,如图3所示。

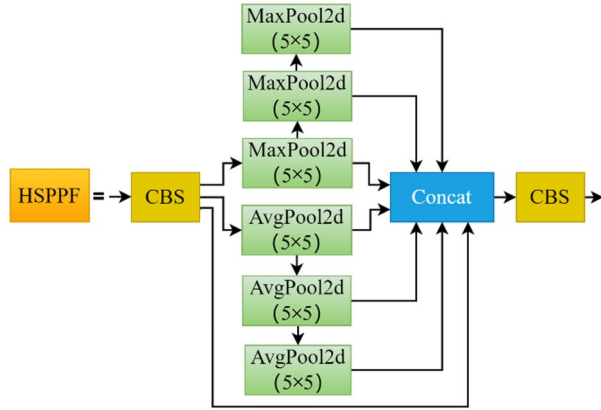


图3 HSPPF模块结构

Fig.3 The structure of HSPPF module

首先将主干网络生成的特征图传输到CBS模块实现信息跨通道交互,接着进行内核大小为5的最大池化,生成三个局部感受野特征图、内核大小为5的平均池化以及三个全局感受野特征图;最后将六个特征图和经过CBS模块得到的特征图连接合成一个特征图,实现局部特征和全局特征的特征图融合。通过聚合感受野的特征图,HSPPF模块增强了网络捕获局部和全局信息的能力。

通过增加CA注意力机制和HSPPF混合空间金字塔结构,导致模型参数量较大,为进一步减少计算量,同时保证准确性和精度,在Neck网络中采用GSConv结构降低运算成本,如图4所示。

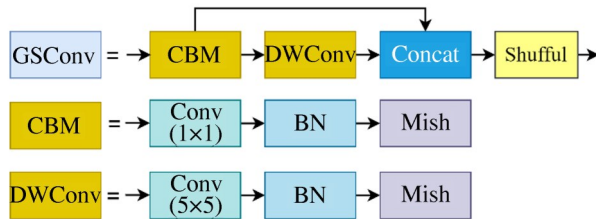


图4 GSConv模块结构

Fig.4 The structure of GSConv module

首先进行 1×1 卷积改变通道数,接着进行 5×5 分组卷积减少参数量,使结构更加高效,然后将 1×1 卷积与 5×5 卷积特征图级联,最后进行通道混洗。GSConv尽可能地减少冗余信息,实现通道间的信息交互,在几乎不影响准确率的情况下降低了约6%的计算成本。

1.2.2 损失函数改进 目标检测损失通常由边界框损失、置信度损失和分类损失三部分组成。对

于边界框损失,YOLOv5s采用完全交叉联合(complete intersection over union, CIoU)损失^[6],该损失虽然考虑了边界框回归的重叠面积、中心点距离和纵横比,但CIoU中纵横比并没有反应预测框与真实框真实的宽高差异,有时会阻止模型优化。而高效交叉联合(efficient intersection over union, EIoU)损失^[7]将纵横比拆分,分别计算真实框与预测框的宽高损失。EIoU损失由预测框和真实框的重叠损失、预测框和真实框的中心距离损失、预测框和真实框的宽高损失三部分组成,如式7、8、9所示。

$$\text{IoU} = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (7)$$

$$\text{EIoU} = \text{IoU} - \left(\frac{\rho^2(b, b^{gr})}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gr})}{c_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gr})}{c_h^2} \right) \quad (8)$$

$$L_{\text{EIoU}} = 1 - \text{EIoU} \quad (9)$$

其中参数 A 和 B 分别表示真实框和预测框的面积; b 和 b^{gr} 分别表示预测框和真实框的中心点; ρ 表示欧几里得距离; c 表示包围预测框和真实框两个框最小外接矩形的对角线长度; c_w 和 c_h 分别表示包围预测框和真实框两个框最小外接矩形的宽度和高度, w 和 w^{gr} 分别表示预测框和真实框的宽度, h 和 h^{gr} 分别表示预测框和真实框的高度。

宽高损失将真实框和预测框的宽高差最小化,使得收敛更快,精度更高。但EIoU损失在反向传播时梯度是恒定的,不能给网络提供更大的动力来收敛模型,因此本研究采用改进的CEIoU损失作为模型的损失函数,如式10所示。

$$L_{\text{CEIoU}} = 3 \times \ln 3 - 3 \ln(2 + \text{EIoU}) \quad (10)$$

因为EIoU损失是以EIoU为变量的一条直线,而CEIoU损失是一条曲线,当预测框和真实框的距离很大时,EIoU损失一直保持相同的动力训练模型,而CEIoU损失可以跨越式地为网络训练提供动力,减少预测框和真实框重叠的次数,所以CEIoU损失相较于EIoU损失使网络对预测框的调整更为准确,更能利于检测木材表面缺陷。

1.3 HS-YOLOv5s模型结构

HS-YOLOv5s模型整体结构如图5所示。输入 640×640 大小的图像到Backbone特征提取网络,输出大小为 80×80 、 40×40 和 20×20 的三个特征层,然后进入Neck特征融合网络,最后通过原始图像

和输出特征图的解码来定位木材缺陷区域。

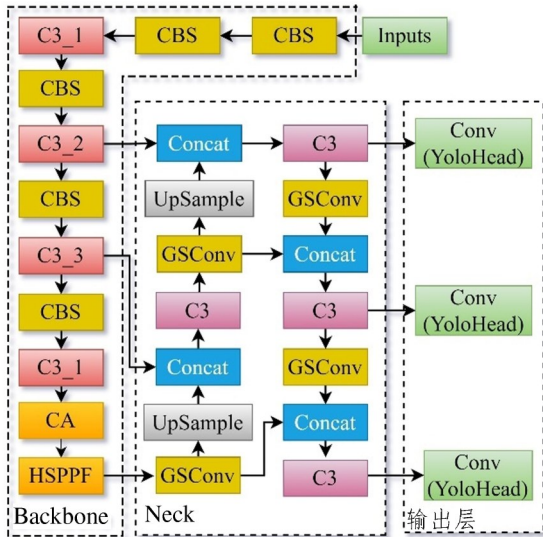


图5 HS-YOLOv5s模型结构

Fig.5 The structure of HS-YOLOv5s model

2 试验验证

首先评估HS-YOLOv5s在木材表面缺陷检测任务中的性能，并与其他现有经典模型进行比较分析，进一步验证HS-YOLOv5s检测模型的性能。

2.1 试验方法

2.1.1 试验环境 CPU为AMD锐龙5800H，16GB运行内存，NVIDIA GeForce RTX 3060，64位Windows11操作系统，pytorch深度学习框架。开发环境为pytorch1.10.1、CUDA11.4、CUDNN8.2和python3.9。在训练过程中，将改进的网络和比较网络的迭代次数设置为200，输入图像大小为640×640，学习率的初始化值设置为0.01，动量为0.937，batch size为4，采用SGD优化器，另外IoU阈值为0.5，以区分正样本和负样本。

2.1.2 试验数据集 该网络模型使用的数据集有6836张图像，其中部分来自木材表面缺陷大规模图像数据集^[18]。首先对数据集进行初步的人工筛选，去除一些有问题的图像，以确保数据集的有效性，再经过镜像、裁剪、亮度变化、添加噪声等数据增强方法扩充，使网络的泛化能力更强，避免过拟合。由于此数据集并没有使用YOLO格式的标签，因此采用开源工具Labelimg将数据标注为txt文件，最常见的缺陷包括：living knot（活节）、dead knot（死节）、cracked knot（有裂缝节

子）和crack（裂缝），最终选择这四个标签数据集作为实验数据集，图像分辨率为2800×1024。为充分利用数据，同时有效防止过拟合，按照8:2的比例分配训练集和验证集。标注目标的数量如图6所示。

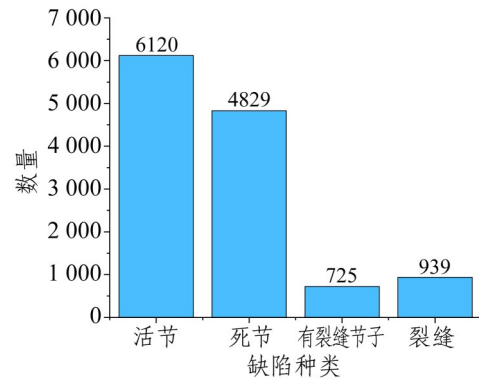


图6 数据集类别实例

Fig.6 Examples of dataset categories

2.1.3 评价指标 采用精确率（P）、召回率（R）和mAP作为网络模型的性能指标。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (11)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (12)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{N(\text{class})} \quad (13)$$

式中：TP，FP，FN分别表示正确检测出的缺陷数目、错误检测出的缺陷数目以及未被检出的缺陷数目；P是所有预测目标中，预测正确的比例；R表示所有真实目标中预测正确的比例。AP是PR曲线(召回率为横轴，精确率为纵轴)与坐标轴围成的面积，是单个目标的平均精度。

为了比较所有目标类别的性能，使用mAP作为精确度的评价指标。

2.2 试验结果分析

从试验结果可以看出（表1），HS-YOLOv5s网络模型在精确率、召回率和mAP方面都优于原模型，改进后的模型在考虑精确率的同时并没有降低网络的召回率，在一定程度上提高了木材表面的检测精度，检测精确率提高2.2%，召回率提高1.3%，mAP提高了2%。

HS-YOLOv5s模型与YOLOv5s的四类缺陷检测mAP值比较结果见图7。可以看出在四类缺陷检

表1 YOLOv5s和HS-YOLOv5s网络模型性能对比
Tab.1 Performance comparison of YOLOv5s and HS-YOLOv5s network models

网络模型	精确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%
YOLOv5s	86.3	78.8	82.4
HS-YOLOv5s	88.5	80.1	84.4

测上, 改进模型的mAP均有提高, HS-YOLOv5s模型的性能较YOLOv5s模型有较大提升, 实现了更准确的检测定位。

为了进一步分析原始模型和改进模型对缺陷识别的影响, 可视化HS-YOLOv5s和YOLOv5s对木材表面缺陷的识别效果, 采用训练好的模型从数据集中随机抽取样本进行比较。图8为四类缺陷

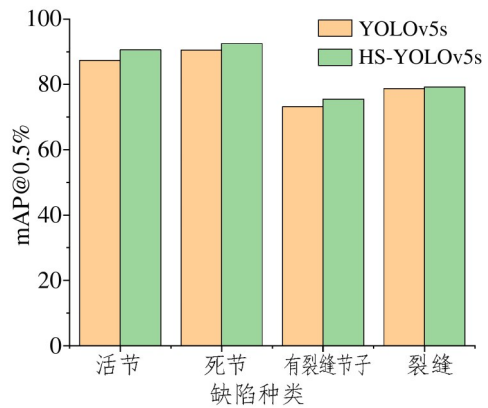
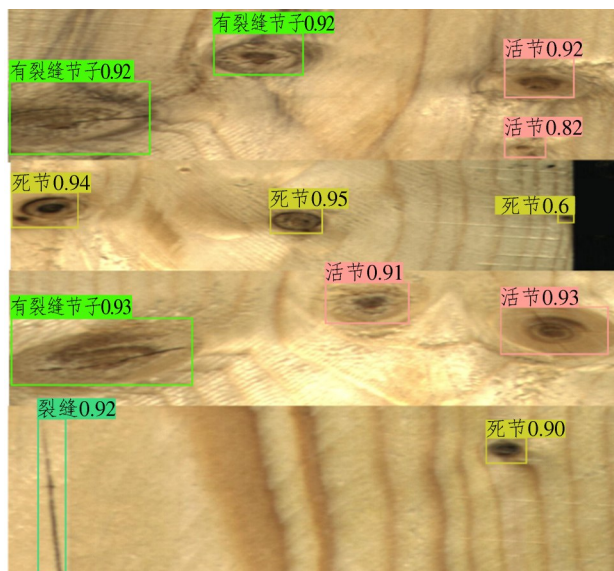


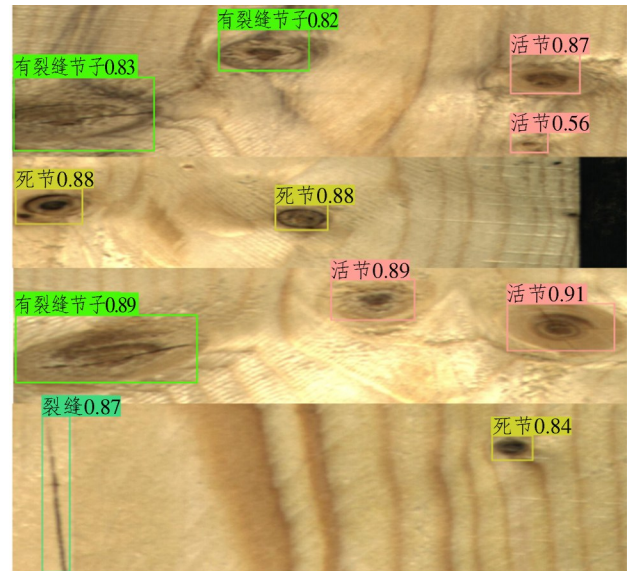
图7 四类缺陷检测精度对比

Fig.7 Comparison of detection accuracy of four defects

的检测效果, 用矩形框标注出了木材缺陷的所在位置和类别。



a HS-YOLOv5s 检测效果



b YOLOv5s 检测效果

图8 检测效果对比

Fig.8 Comparison of detection efficiency

由于小目标对定位有更高的要求, 在YOLOv5s模型中很容易因为缺少小体积特征信息而被遗漏。由图8可知, 有裂缝节子、活节、死节和裂缝分别标注为浅绿色、粉色、黄色和深绿色。在改进的HS-YOLOv5s中提取了更多的目标特征, 成功检测出漏检的小目标(图8a)。与改进前的模型相比, 改进模型获得了更好的目标定位能力, 在处理小目标检测上更有优势, 对比两幅图中检测框上方的置信度值可以看出, 检测类别准确率也有提升。虽然整体mAP提升只有2%, 但HS-

YOLOv5s模型可以有效检测出漏检目标并提升检测效率, 可视化效果进一步凸显了模型对木材表面目标检测的准确性。

2.3 不同网络模型结果比较

为验证改进模型的性能, 将相同的数据集在常用的YOLOv3和SSD等经典网络模型上进行训练和测试, 并对模型的浮点数(GFLOPs)、参数量(Parameters)、模型大小(Weight)、mAP和检测速度(FPS)等指标进行对比统计, 结果列于表2。

与其他两种模型相比, HS-YOLOv5s模型整体

表2 不同模型的检测结果

Tab.2 Detection results of different algorithms

指标	网络模型		
	HS-YOLOv5s	YOLOv3	SSD
浮点数	13.2	155.128	274.723
参数量	7 771 665	61 539 889	24 013 232
检测速度/HZ	73.9	30.1	36.4
平均精度均值 (mAP)@0.5%	84.4	65.7	56.1
模型大小	15.1	245	92.1

检测效果更好, mAP比YOLOv3和SSD分别提升了22.7%、32.3%;特别是在参数量方面,明显减少;YOLOv3和SSD模型都是单阶段网络结构,检测速度较快,但mAP有所下降。HS-YOLOv5s模型拥有高的检测精度,模型大小仅为15.1 MB,更适合部署在移动设备上,FPS达到了73.9 Hz,能够满足实时检测要求。同时与参考文献8、9、11中提到的方法相比,该模型能检测更多的缺陷种类。综上分析,本研究提出的HS-YOLOv5s模型的综合检测性能优于YOLOv3等经典检测模型,且模型计算量少、检测速度快,能够满足对木材表面缺陷的检测需求。

2.4 消融实验

为了评估各个改进模块及其组合对模型性能的优化程度,在数据集上进行了消融实验。消融实验类似于控制变量法,是一种研究因果关系的直观方法,可以验证改进方法是否都能有效地提高性能。共设计8组网络模型,结果列于表3。

表3 消融实验设计和结果

Tab.3 Design and results of ablation experiment

编号	网络模型				结果		
	CA	HSPPF	GSCnv	CEIoU	精确率	召回率	mAP@0.5%
1	√	×	×	×	86.0	80.5	83.6
2	×	√	×	×	87.9	79.7	83.4
3	×	×	√	×	86.3	77.2	82.6
4	×	×	×	√	87.4	79.3	83.6
5	√	√	×	×	87.7	79.1	83.6
6	×	√	√	√	88.4	79.4	83.9
7	√	×	√	√	85.9	80.0	83.1
8	√	√	√	√	88.5	80.1	84.4

由表3可以看出,单独增加的CA注意力机制对模型的检测能力有显著影响,使模型召回率得到了较大提升,更加注重特征提取,可以有效地

提取木材表面缺陷的特征,使mAP提升了1.2%;HSPPF模块可以聚合丰富感受野的特征图,获得不同程度的上下文信息,提高了模型对提取木材图像局部和全局信息的能力,使mAP提升了1%;GSCnv模块在降低参数量的情况下并没有降低精度;CEIoU损失函数也同样提高了检测精度。虽然四种改进组合后的召回率并非最高,但综合效果还是很明显,HS-YOLOv5s有效提高了检测精确率,明显改善了原模型缺乏提取特取能力的问题,进一步证明了HS-YOLOv5s模型能有效提高木材表面小目标的检测效果。

3 结语

针对现有目标检测模型在木材表面缺陷中特征提取困难,提出了一种基于改进的YOLOv5s检测模型,包括使用数据增强来扩展数据集略微增加网络的检测能力;增加CA注意力机制提取更有效的特征,使网络专注于高权重区域;使用HSPPF混合空间金字塔结构捕获局部和全局信息;引入GSCnv结构使模型轻量化和新的损失函数以加速模型的收敛。在与其他模型对缺陷目标检测的对比试验中,HS-YOLOv5s模型的mAP最高(84.4%),使用本方法不但满足对木材表面缺陷目标的检测需求,也能提高木材缺陷检测的自动化水平。

HS-YOLOv5s模型在当前硬件条件下的性能已达瓶颈,而部署在实际应用环境时,对硬件要求更高,对物理尺寸或使用环境有更多限制,一方面在硬件配置条件提升的情况下,可以结合硬件算力,通过训练更大的数据集并结合模型蒸馏、剪枝轻量化网络参数等优化网络模型,提高检测速度;另一方面,针对移动终端类硬件环境,可以通过更改激活函数、增加迭代次数、改进金字塔结构等优化策略平衡检测精度和检测效率,使网络更容易移植到简单设备或终端中,利于在实际应用环境中实时、便捷、可靠地完成木材表面缺陷检测。

参考文献:

- [1] 丁安宁,贺春光,多化琼,等.基于数字图像的木材缺陷识别研究进展[J].木材科学与技术,2022,36(1):9-16.

- DING A N, HE C G, DUO H Q, et al. Research review of wood defect recognition based on digital images[J]. Chinese Journal of Wood Science and Technology, 2022, 36(1):9-16.
- [2] XIE Y H, WANG J C. Study on the identification of the wood surface defects based on texture features[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(19): 2231-2235.
- [3] 王金聪, 宋文龙, 张彭涛. 应用改进分水岭算法对木材表面缺陷图像分割试验[J]. 东北林业大学学报, 2018, 46(10): 93-97.
WANG J C, SONG W L, ZHANG P T. Image segmentation of wood surface defects with improved watershed algorithm[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2018, 46(10): 93-97.
- [4] SONG W W, CHEN T Y, GAI Z H, et al. Wood materials defects detection using image block percentile color histogram and eigenvector texture feature[A]//Atlantis Press, 2015: 779-783.
- [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] LIU W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]//Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [7] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [8] 萧嘉奕, 马艳, 周竹, 等. 基于Faster R-CNN模型的木材表面节子缺陷检测[J]. 木材工业, 2020, 34(2): 45-48.
XIAO J Y, MA Y, ZHOU Z, et al. Detection of timber surface knots based on faster R-CNN[J]. China Wood Industry, 2020, 34(2): 45-48.
- [9] SHI J H, LI Z Y, ZHU T T, et al. Defect detection of industry wood veneer based on NAS and multi-channel mask R-CNN[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 20(16): 4398.
- [10] HE K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN[EB/OL]. 2017: arXiv: 1703.06870. <https://arxiv.org/abs/1703.06870>.
- [11] WANG B G, YANG C M, DING Y C, et al. Detection of wood surface defects based on improved YOLOv3 algorithm[J]. BioResources, 2021, 16(4): 6766-6780.
- [12] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. 2018: arXiv: 1804.02767. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [13] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[EB/OL]. 2021: arXiv: 2103.02907. <https://arxiv.org/abs/2103.02907>.
- [14] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: a better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles[EB/OL]. 2022: arXiv: 2206.02424. <https://arxiv.org/abs/2206.02424>.
- [15] YUE X, WANG Q, HE L, et al. Research on tiny target detection technology of fabric defects based on improved YOLO[J]. Applied Sciences, 2022, 12(13): 6823.
- [16] ZHENG Z H, WANG P, REN D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8): 8574-8586.
- [17] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506(C): 146-157.
- [18] Kodytek P, Bodzas A, Bilik P. A large-scale image dataset of wood surface defects for automated vision-based quality control processes [J]. F1000Research, 2021, 10: 581.

(本文编校 孟凡丹)



(上接第7页)

- [29] 侯晓鹏, 吴智慧, 刘海波, 等. 基于OPC统一架构的木制品加工设备信息互联互通方法[J]. 木材科学与技术, 2022, 36(6): 95-102.
HOU X P, WU Z H, LIU H B, et al. Information interconnection and intercommunication method for woodworking equipment based on open platform communications unified architecture(OPC UA) [J]. Chinese Journal of Wood Science and Technology, 2022, 36(6): 95-102.
- [30] 刘慧, 熊先青, 于克, 等. 板式定制家具智能分拣系统关键技术架构[J]. 木材工业, 2019, 33(6):33-37.
LIU H, XIONG X Q, YU K, et al. Technical framework of smart sorting system for making customized panel furniture[J]. China Wood Industry, 2019, 33(6):33-37.
- [31] 徐建峰, 龙玲, 刘如. 人造板饰面装饰纸无醛化研究现状[J]. 木材科学与技术, 2021, 35(2): 1-5.
XU J F, LONG L, LIU R. Research status review of formaldehyde-free decorative paper for wood-based panels[J]. Chinese Journal of Wood Science and Technology, 2021, 35(2): 1-5.
- [32] 王雪莹. 3D打印技术与产业的发展及前景分析[J]. 中国高新技术企业, 2012(26): 3-5.
- [33] 汪菲, 吴智慧, 黄琼涛. 家具与木制品表面数字化木纹图案UV树脂3D打印装饰技术[J]. 家具, 2017, 38(1): 5-10.
WANG F, WU Z H, HUANG Q. UV 3D inkjet print decoration technology applied in the surface of furniture and wood products[J]. Furniture, 2017, 38(1): 5-10.
- [34] 桑瑞娟, 吴智慧. UV喷墨打印技术在家具表面装饰上的应用[J]. 包装工程, 2011, 32(6): 29-32, 39.
SANG R J, WU Z. Application of UV inkjet printing technology in the surface decoration of furniture[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(6): 29-32, 39.
- [35] 吴志强. 板式家具设计与制造中的减碳技术与应用[J]. 林产工业, 2020, 57(3): 96-98.
WU Z Q. Carbon reduction technology and application in the design and manufacture of panel furniture[J]. China Forest Products Industry, 2020, 57(3): 96-98.
- [36] 刘玉林, 张乘风. 探析低碳理念在室内设计中的应用[J]. 家具与室内装饰, 2019(5): 104-105.
LIU Y L, ZHANG C F. Analysis on the application of low carbon concept in interior design[J]. Furniture & Interior Design, 2019(5): 104-105.
- [37] 郭琼, 袁纳新, 符路特, 等. 以废弃物为主材的低碳家具设计研究[J]. 机械设计, 2013, 30(8): 120-122.
GUO Q, YUAN N X, FU L T, et al. Research on low-carbon furniture design based on waste[J]. Journal of Machine Design, 2013, 30(8): 120-122.
- [38] 刘玫, 陈亮. 产品碳足迹国际标准(ISO14067)进展及我国面临的形势[J]. 中国标准化, 2010(8): 10-12.

(本文编校 孟凡丹)