

DOI: 10.12326/j.2096-9694.2023185

基于卷积神经网络的刨花定向角度 自动测量方法构建

洪吾俊, 李万兆, 胡尧琼, 梅长彤

(南京林业大学材料科学与工程学院, 江苏南京 210037)



摘要: 基于卷积神经网络YOLOv5和最小外接矩形算法, 构建一种自动准确地采集铺装刨花定向角度的方法。结果表明, 构建的YOLOv5模型识别刨花目标的准确率、召回率和F1值分别为0.992、0.897和0.94, 能够有效识别层叠刨花。模型自动测量和人工测量的刨花定向角度具有强相关性 ($R^2=0.99$), 且模型不存在算法缺陷, 计算每张刨花铺装图像 (像素640×640) 用时仅134.7 ms。该刨花定向角度计算模型可以为工业领域优化OSB生产工艺以及提高产品性能提供技术支撑。

关键词: 定向刨花板; 卷积神经网络; 刨花识别; 定向角度计算; 模型性能评价

中图分类号: TS653.5; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 2096-9694 (2024) 01-0058-08

An Automatic Method for Measuring Strands' Orientation Angles Based on Convolutional Neural Network

HONG Wujun, LI Wanzhao, HU Yaoqiong, MEI Changtong

(College of Materials Science and Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China)

Abstract: Oriented strand board (OSB) is a popular wood-based panel product that has gained widespread application in construction, furniture, and other industries due to the high strength, durability, and cost-effectiveness. The basic component of OSB is large strand that is arranged in a specific orientation and bonded together using adhesives to form a strong and durable panel product. The strand's orientation angle is a key factor that affects the mechanical properties of OSB. The effective collection of information on strands' orientation angles is important for optimizing the production process and improving product performance. In this study, a method was developed for automatically measuring the strand's orientation angle with computer vision and machine learning techniques. The method is based on the convolutional neural network YOLOv5 and the minimum outer rectangle algorithm, which can accurately and efficiently identify and measure the strand's orientation angle during the stranding process. The study evaluated the performance of YOLOv5, the accuracy of automatically calculating the strand's orientation angle, and the time efficiency of the automatic strand's orientation angle acquisition. The results of the study showed that the YOLOv5 model was effective in identifying the object from the images of the layered strands, with an accuracy, recall, and F1 value of 0.992, 0.897, and 0.94. The model

收稿日期: 2023-11-17; 修改日期: 2023-12-22

基金项目: “十四五”国家重点研发计划项目课题“定向结构板制造与应用技术”(2021YFD2200602)。

作者简介: 洪吾俊 (2001—), 男, 硕士研究生。Email: wu5738@outlook.com

通讯作者: 梅长彤, 男, 教授。Email: mei@njfu.edu.cn

can effectively identify the layered strands. The orientation angles of strands measured by automatic and manual methods were strongly correlated ($R^2 = 0.99$). There were no orientation angle algorithmic flaws. Furthermore, the method established in this study has high time efficiency, with a processing time of only 134.7 ms for each 640×640-pixel image. In conclusion, the method for automatically measuring the strand's orientation angle using YOLOv5 and minimum outer rectangle algorithm provides an efficient and accurate way to collect strands' orientation angle information during the stranding process, which is crucial for optimizing the production process and improving product performance. This research has important practical applications in the wood-based panel industry and provides a valuable reference for future research in this area.

Key words: oriented strand board; convolutional neural network; strand identification; orientation angle calculation; model performance evaluation

定向刨花板 (oriented strand board, OSB) 是以大片薄刨花为原材料, 经过施胶、定向铺装、热压胶合等工序制成的一类人造板。刨花定向角度是指刨花纤维方向与板材纵向的夹角, 是决定 OSB 力学性能的关键指标之一^[1-2]。有研究显示定向刨花板的 MOR 与刨花定向角度之间存在较弱的负相关关系^[3], 也有研究表明刨片层积材的 MOR 和 MOE 亦随着刨花定向角减小而增大^[4]。为更好地理解刨花定向角度对 OSB 力学性能的影响, 需要准确、快速地采集刨花定向角度数据。目前, 研究人员尝试使用刨花图像识别和激光监测系统采集刨花定向角度数据。刨花图像识别系统是基于刨花照片, 通过人工判断刨花形貌, 梳理铺装后刨花的定向程度^[3, 5]。结合刨花图像与计算识别方法, 可以模拟单片长刨花的形状轮廓^[6]。吕同玲等^[7]采用小波边缘检测的方法, 实现了长片刨花的长度、宽度和厚度参数的计算。基于木材纤维管胞效应, 激光会沿木材管胞形成长椭圆亮斑。激光监测系统通过测量和计算激光亮斑方向, 实现刨花定向程度的监测^[8]。激光监测系统较适用于针叶树材刨花, 而阔叶树材的微观结构较为复杂, 激光在阔叶树材的木纤维中传导并不理想^[9], 该方法在阔叶树材刨花定向角度监测方面的研究较少。以上研究主要针对单片刨花而非层叠刨花, 如需在实际生产中收集刨花定向角度信息, 必须识别层叠刨花并计算定向角度。定向刨花板铺装过程中, 连续拍摄板坯照片可实现刨花信息的完整收集。刨花照片通常可以显示表层、次表层以及少量第三层刨花信息。层叠结构往往会产生遮挡和

重影, 其他领域现有的图像分析方法在识别层叠刨花上仍存在困难, 且无法准确计算刨花定向角度。结合生产实践和产业需求, 需要研究和开发适用于层叠刨花图像的分析算法。

卷积神经网络是一种在图像识别领域广泛应用的深度学习算法, 为快速、准确检测层叠刨花定向角度提供了新的思路。自 2014 年 DONG 等^[10]提出利用卷积神经网络进行图像识别以来, 该方法已广泛应用于图像分类、目标检测和实例分割等领域。近年来, 卷积神经网络的深度学习算法在木材树种识别、缺陷检测等领域得到广泛应用^[11-15]。常用的卷积神经网络, 如 Faster R-CNN 和 Mask-RCNN 等^[16-17], 准确率较高, 但对于分割边缘等细节的处理不够细致, 而且速度较慢。对于刨花的形貌和定向角度检测, 关键在于特征目标的准确、快速检测和分割。因此, 在图像识别系统中引入卷积神经网络, 并基于刨花特征优化卷积神经网络模型, 可有效解决刨花层叠带来的定向角度计算问题。为了满足基于计算机视觉的刨花定向角度检测的需求, 笔者期望一种鲁棒的图像识别模型, 能够快速、准确、轻量级地应用于 OSB 生产线实时监控, 因此采用 YOLOv5 作为图像检测模型。YOLOv5 是一个高效的单阶段检测网络, 其速度快、准确率高的特点, 满足刨花定向角度实时检测对模型运算效率的要求; 同时, YOLOv5 模型结构紧凑, 计算量相对较小, 适合部署于工业环境中的低功耗计算平台。综上所述, YOLOv5 高速、精确和轻量化的特性, 适用于基于计算机视觉的刨花定向角度快速准确检测。

在模型构建中,本研究使用YOLOv5作为卷积神经网络模型的基础框架,考虑刨花图像的层叠特征,引入最小外接矩形计算刨花定向角度,实现单层和层叠刨花定向角度的有效采集。通过对比人工测量和模型自动测量的刨花定向角度,评价基于卷积神经网络模型的刨花定向角度自动测量方法。

1 材料与方法

1.1 材料准备与数据集构建

以旋切欧洲山杨(*Populus tremula*)长片薄片刨花为研究对象,刨花长度范围100~140 mm,宽度范围3~4 mm,厚度0.5 mm,其中刨花长度和宽度分别对应木材的径向和弦向。刨花密度0.45 g/cm³,含水率9.15%。试验过程中,未对刨花进行人工挑选,包含带节刨花和破裂刨花等。

数据集构建是多组铺装刨花图像收集的过程。预实验发现,随机选取30片刨花,让其从80 cm高的平台上自由落至70 cm×70 cm的垫板上,可以使刨花比较均匀地铺装垫板表面,且刨花的

定向角度具有较大的随机性。构建数据集时,随机选取30片刨花重复以上操作,其中垫板颜色选用与木材相近的颜色以接近生产实际状态,对于层叠刨花未做人工干预,使用固定位置的相机对板坯进行拍照。完成一组刨花图像采集后清空垫板,并重复采集下一组刨花的图像,共开展300组试验并采集300张铺装刨花图像。

在试验过程中人工测量了9组共270片刨花的定向角度,包括矩形刨花、非规则形状刨花、层叠刨花(图1)。对所有图像进行后处理,处理方法包括旋转、噪声干扰、灰度处理、亮度调整,以实现数据集扩充。扩充后刨花图像共计750张,每张图像像素为640×640,像素精度为1.2 mm。考虑当前数据集的规模和质量,样本量可以支持迁移学习和模型训练。为了进一步评估模型性能并进行超参数调优,采用留出法划分训练集和验证集,按照行业常规的比例,从图像数据集中随机选取90%的数据作为训练集,剩余10%作为验证集,以确保训练集规模充分,同时留出部分数据用来评估模型在未见样本上的泛化能力。

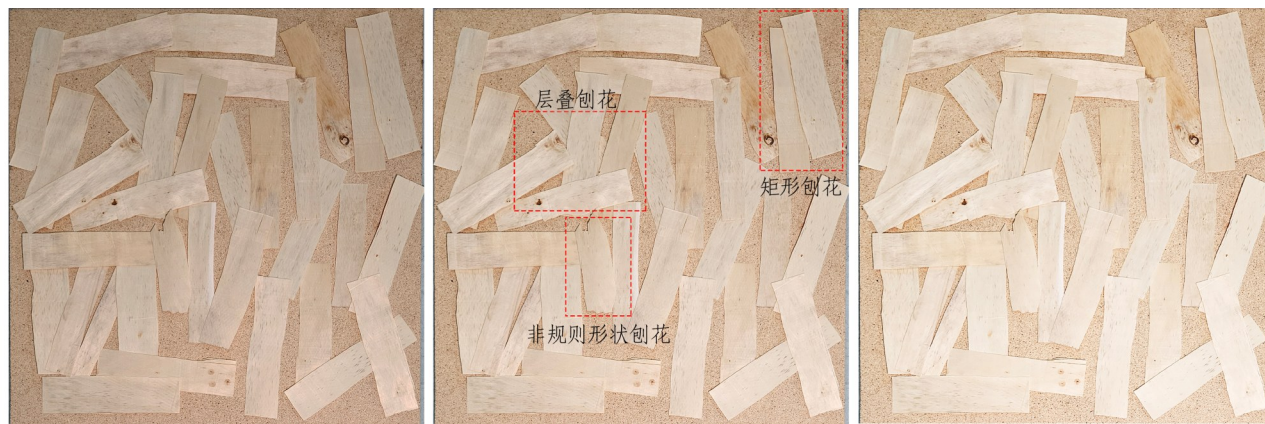


图1 不同亮度(由暗到明)的铺装刨花形貌

Fig.1 The appearance of strands with different brightness (from dark to light)

1.2 YOLOv5网络结构和模型优化

YOLOv5是一种典型的卷积神经网络算法,包含输入层、输出层、卷积层、池化层和全连接层,还包括残差模块和空间金字塔池化模块,提高网络的特征提取能力;同时采用了一些优化策略,如多尺度训练和Mix Up数据增强等,提高网络的准确率和泛化能力。在刨花铺装这种复杂场景下,具有较高的实时性、准确性和自适应性。YOLOv5

的总体网络结构主要由Backbone、Neck和Head三部分组成,其网络结构如图2所示。

Backbone负责从输入图像中提取特征,其由多个模块组成,包括卷积模块(Conv)、跨阶段部分改进模块(C3)和空间金字塔池化改进模块(SPPF)(图3)。Conv模块是由卷积层、Batch Normalization(BN)层和激活函数层(通常采用SiLU函数)组成的一个基本模块。Conv模块的主

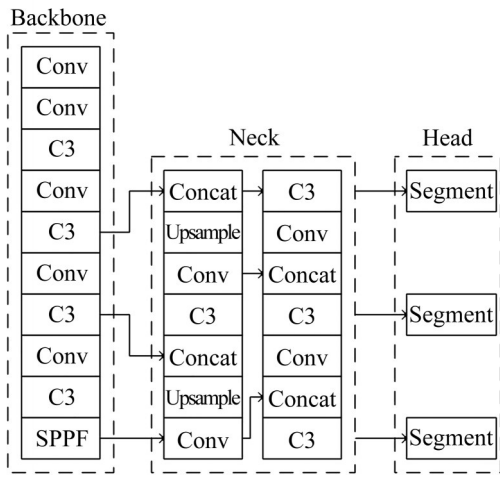


图2 YOLOv5网络结构

Fig.2 YOLOv5 network structure diagram

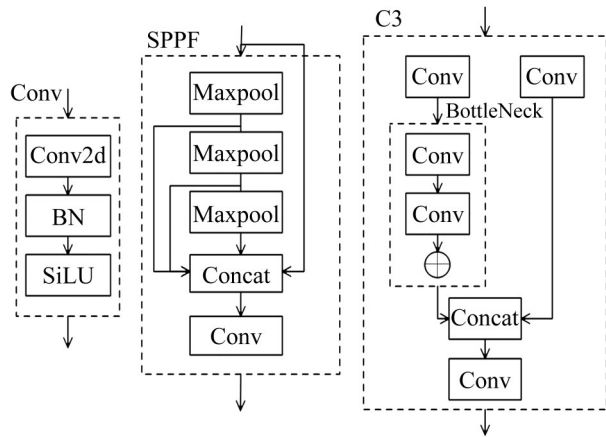


图3 YOLOv5中Backbone模块

Fig.3 The components of Backbone in YOLOv5

要功能是提取特征信息。C3模块是ResNet模块的改进版本^[18]，由三个基础的卷积模块和多个Bottleneck模块组成，是对残差特征进行学习的主要模块。SPPF模块通过空间金字塔池化，得到不同尺度上的语义信息，再融合不同尺度的特征，增强特征表达能力^[19]。

Neck是刨花实例分割模型的一个重要组成部分，用于获取来自Backbone中不同层的特征信息，并对这些信息进行一系列的拼接，拼接后的特征信息传递给C3模块进行输出检测。此过程不断重复，直到产生小、中、大3个尺度。

Head中含有三个Segment模块，对应Neck输出的3个尺度的特征信息。通过对比Neck输出的刨花边缘、纹理和形状等特征信息，最终实现刨花图像检测和实例分割。

在实现刨花实例有效分割后，需要进一步计算刨花的定向角度。刨花定向角度的计算通过4个步骤完成。

1) 提取刨花轮廓坐标，根据Head输出的刨花图像实例分割结果，将目标刨花的坐标进行反归一化处理，以获取刨花轮廓在图像中的真实坐标点集。

2) 计算刨花的凸多边形轮廓，针对刨花轮廓的坐标点集，使用凸包算法（convex hull）计算每片刨花轮廓坐标点集的最小凸多边形。

3) 求最小外接矩形，针对最小凸多边形，使用旋转卡尺法（rotating calipers）求出最小凸多边形的最小外接矩形^[20]。该算法通过枚举所有可能边，计算面积最小的外接矩形。

4) 计算刨花定向角度，将最小外接矩形逆时针旋转，使矩形的一条边与x轴平行，此时旋转角度即矩形的旋转角度 θ_r ，将与x轴平行的矩形边定义为矩形长边 L_r 。根据 θ_r 和刨花长度 L_o ，计算刨花的定向角度（式1）。旋转角度和定向角度的关系如图4所示，刨花定向角度范围是 $0^\circ \sim 180^\circ$ 。

$$D_o(L_o, W_o, \theta_o) = \begin{cases} D_r(L_r, W_r, \theta_r), & L_r > W_r \\ D_r(L_r, W_r, \theta_r + \frac{\pi}{2}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中： D_o 为刨花实际轮廓形貌； L_o 为刨花实际最大长度； W_o 为刨花实际最大宽度； θ_o 为刨花定向角度。 D_r 为刨花最小外接矩形； L_r 为刨花最小外接矩形的长边； W_r 为刨花最小外接矩形的宽边； θ_r 为刨花最小外接矩形的旋转角度。

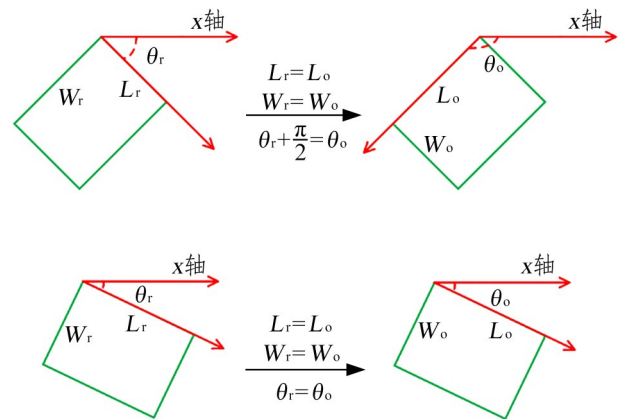


图4 刨花定向角度定义

Fig.4 The diagram of strand orientation angle definitions

1.3 结果评价

试验结果评价包括卷积神经网络模型性能评价、刨花定向角度计算准确性评价、刨花定向角度计算方法的时间效率评价。

卷积神经网络模型性能的评价指标有准确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 和 $F1$ 值 ($F1$ -score), 这些指标可以反映模型的有效性和可靠性 (式2~4)。评价模型时重点考虑了3种刨花识别状态, 分别为正确识别刨花 (TP)、错误识别刨花 (FP) 和无法识别刨花 (FN)。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 = \frac{2 \times R \times P}{R + P} \quad (4)$$

针对刨花定向角度计算准确性评价, 采用 Bland-Altman 方法分析模型自动和人工测量刨花定向角度结果的一致性^[21]。相较于传统的线性拟合方法, Bland-Altman 方法可以通过绘制差值与均值的图形来检测两种测量方法之间是否存在系统误差。

刨花定向角度计算方法的时间效率是指模型识别出每片刨花定向角度所需要的时间, 是决定该方法是否能够在工业领域应用的关键指标。在基础配置为 Intel® Core™ i5-855U、运行内存为 8 GB 的普通性能电脑上进行测试, 同时计算 200 张刨花铺装图像 (像素 640×640) 的目标刨花定向角度, 每张图像含 30 片刨花。记录开始运行模型到输出所有刨花定向角度信息的时间, 计算每张图像的平均时间, 并以此为依据评价刨花定向角度计算方法的时间效率。

2 结果与讨论

2.1 卷积神经网络模型性能评价

采用 Pytorch 模型训练学习框架对刨花图像进行实例分割, 以 4 张图像为一组进行分析, 初始学习率为 0.000 2, 使用 Adam 优化器对训练集图像开展 300 轮次学习。对比三种卷积神经网络模型的刨花图像识别能力^[22-23], 三种模型在识别验证集中刨花图像的性能评价结果列于表 1。

表 1 三种网络模型识别刨花图像的性能

Tab.1 Performance of three network models to recognize strands images

网络模型	P 值	R 值	F1 值
YOLACT	0.959	0.882	0.92
YOLOv3	0.962	0.891	0.93
YOLOv5	0.992	0.897	0.94

准确率 P 值衡量网络模型准确识别刨花图像的能力, 召回率 R 值判断网络模型识别所有目标刨花图像的能力。YOLOv5 的 P 值和 R 值分别达到 0.992 和 0.897, 均高于另两种网络模型。 $F1$ 值是评价网络模型整体表现的综合指标, YOLOv5 的 $F1$ 值最高 (0.94), 也进一步证明了该网络模型能够很好地识别刨花图像。

刨花图像识别的关键在于正确判断和分割刨花, 以及使用最小外接矩形准确模拟出刨花的形貌。图 5 展示了三种模型在同一刨花图像中对刨花定向角度的识别结果, 图中红色掩码表示模型的实例分割效果, 绿色矩形表示刨花的最小外接矩形, 刨花的定向角度以白色数字显示在最小外接矩形的边缘位置。

YOLOv5 能够准确地检测到所有目标刨花并实现刨花实例分割, YOLOv3 和 YOLACT 均出现了层叠刨花中下层刨花漏检的情况, 这与 YOLOv3 和 YOLACT 较低的召回率一致。尽管 YOLOv5 能够有效检测和分割刨花, 但仍存在层叠刨花边缘部分和重合部分分割不够精细的问题, 即图中刨花没有被红色掩码完全覆盖。此问题的原因可能是模型对层叠刨花的语义信息学习还不够完善。刨花重合部分无法精确地同时判定给层叠的两片刨花, 导致重合部分下层刨花容易被分割为完全断开的两部分, 这是层叠刨花难以准确分割的瓶颈问题。如何在无法完全准确分割刨花的条件下实现刨花定向角度的精确计算十分关键, 因此笔者在优选卷积神经网络实例分割算法的基础上引入了刨花最小外接矩形的思路。

采用刨花最小外接矩形代替边缘部分和重合部分分割不够精细的刨花, 可以有效避免刨花实例分割对其定向角度计算的影响。刨花最小外接矩形的有效运用仍需建立在刨花分割基本准确的前提下。如图 5 中黑色虚线区域所示, YOLOv3 在

底层刨花的识别上出现了识别错误和重复识别的情况。黄色虚线区域中，YOLOv3无法有效识别与垫板背景颜色相似的刨花。刨花分割不准确将导

致在计算刨花最小外接矩形时，从Head中获取的刨花轮廓坐标点不完整，直接影响后期角度计算的准确性。

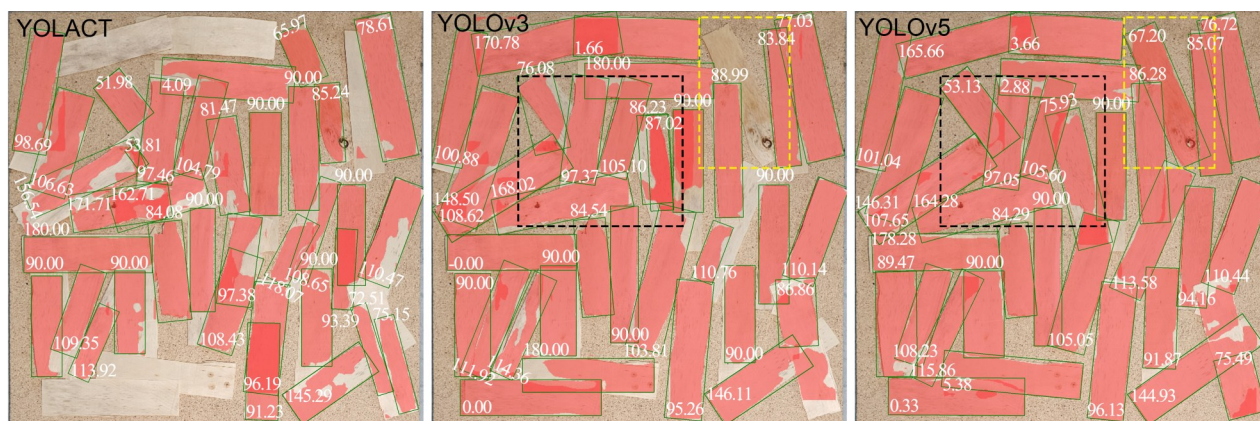


图5 三种模型分割刨花和计算角度的结果

Fig. 5 Results of three models for segmenting strands and measuring angles

图6验证了YOLOv5模型在不同亮度条件下可靠识别刨花定向角度的能力，其中低亮度和高亮度是指相对于室内办公光照降低或提高25%亮度，分别代表光线过暗或曝光状态。相较于正常和低亮度条件，高亮度图像中模型对刨花目标的实例分割效果略有下降，图像中仍有未被遮盖的刨花区域。但是利用最小外接矩形计算刨花定向角度的准确率并未受到显著影响，这也证明了即使存在实例分割不完全的情况，最小外接矩形算法也能在一定程度上弥补缺陷。在层叠刨花区域（蓝色虚线矩形区域），三种亮度条件下模型给出的定

向角度近似相等，表示亮度变化对层叠刨花定向分析影响有限。而在被遮挡刨花（黄色虚线矩形区域）的识别上，不同亮度条件下的识别结果存在一定差异，正常亮度下模型给出的角度最为接近真值。因此，为使刨花定向角度计算更加准确可靠，有必要在实际应用中优化图像的拍摄光照条件。

综合考虑卷积神经网络模型的实例分割性能、复杂场景中对刨花的正确判断和分割能力，以及最小外接矩形对刨花形貌模拟的准确性，后续采用YOLOv5进行刨花定向角度计算。

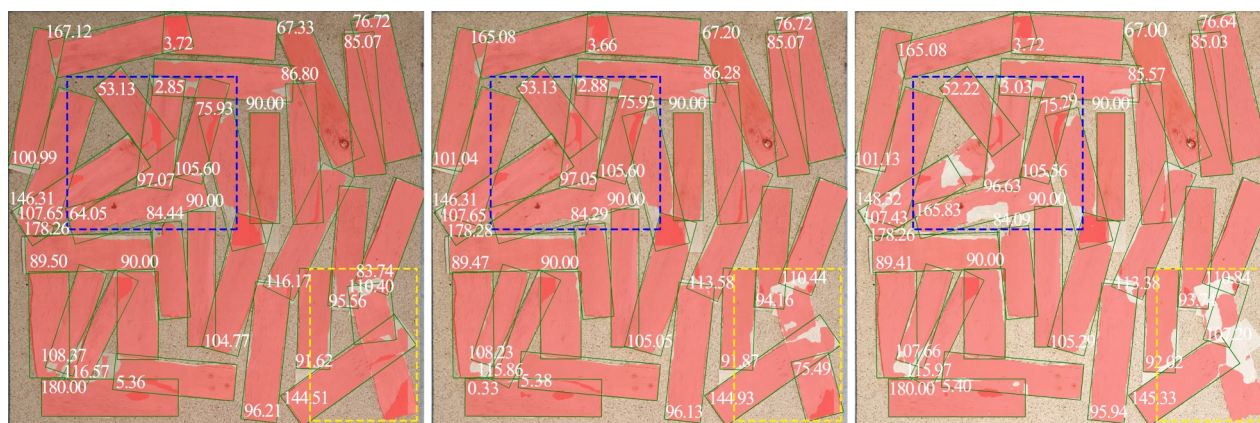


图6 不同亮度(由暗到明)条件下YOLOv5模型识别效果

Fig. 6 The segment performance of the YOLOv5 model under different brightness conditions (from dark to bright)

2.2 角度计算准确性评价

为评价 YOLOv5 模型计算刨花定向角度的准确性, 对比分析了 9 组 270 片刨花的人工和自动测量定向角度。观察发现, 270 片刨花中有约 70% 的刨花出现了不同程度的层叠。使用 YOLOv5 分割刨花后, 有 4 片刨花无法有效分割。无法分割的原因是当两片刨花形貌接近且上下平行排列时, 容易被识别为一片刨花。对比 266 片刨花中每片刨花的人工和自动测量定向角度, 发现两种方法测量结果具有强相关性 (图 7a)。如图 7a 中箭头所示, 个别刨花的人工和自动测量定向角度仍存在无法忽视的差异。图 7b 所示 266 片刨花对应数据的

Bland-Altman 散点图, 能够量化两种方法测量结果的差异并揭示差异产生的原因。两种方法测量刨花定向角度的平均差值为 0.1, 95% 概率条件下的限差范围为 $(-3.5, 3.7)$, 大概率条件下刨花定向角度均匀分布在限差范围以内, 说明刨花定向角度的差值源于随机误差^[24]。研究中人工测量存在一定的主观性, 很难避免偶然的随机误差。相较而言, 最小外接矩形算法利用几何属性构建刨花形貌信息, 可以清晰地得出刨花的整体轮廓方向, 避免了图像噪音等导致的计算偏差, 增强了算法的普适性。以上结果证明 YOLOv5 模型自动计算刨花定向角度不存在算法缺陷。

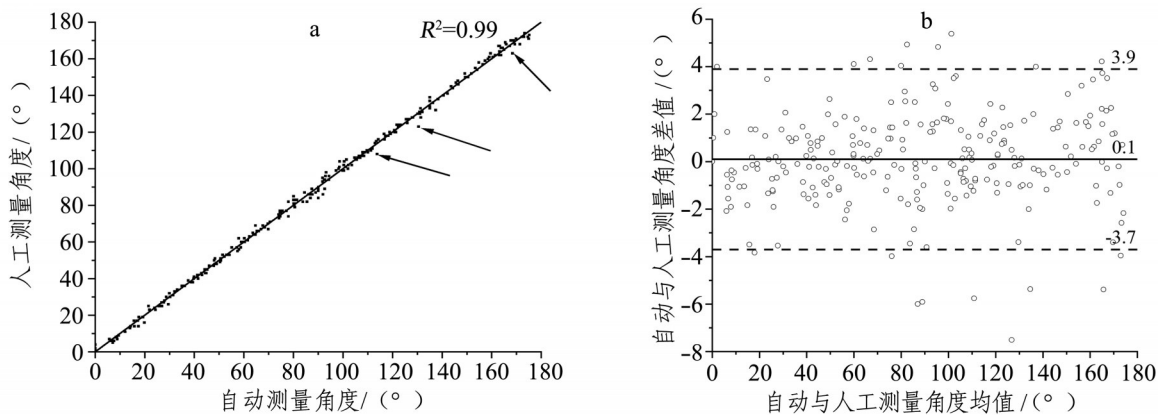


图7 自动与人工测量的刨花定向角度对比

Fig.7 Comparison of strands' angle measurements by automatic and manual methods

2.3 时间效率评价

OSB生产过程中刨花铺装过程是连续进行的, 因此刨花定向角度计算的时间效率非常关键。针对 200 张的刨花铺装图像 (像素 640×640), 每张图像含 30 片刨花, 进行多次试验计算出从开始运行模型到输出刨花定向角度信息所用时间为 2.7 s, 平均每张铺装图像用时 134.7 ms。使用算力更强的计算机 (Intel® Core™ i7-13700KF, RTX 4080) 重复实验发现, 平均每张铺装图像用时可以进一步降低至 5 ms 内。该模型具备同步处理大量图像数据的工业化应用潜力。

提高刨花定向角度计算方法时间效率的主要手段是优化模型算法和提升计算机性能。后续研究将继续聚焦板坯铺装过程中刨花定向角度的在线自动测量, 需要开展以下工作: 一是证明本方法处理生产过程中拍摄图像的准确性, 尤其是处

理带噪音图像 (粉尘引起的暗斑) 的表现; 二是开发铺装过程中表层和次表层刨花的连续、准确提取方法; 三是继续开发成套技术设备。

3 结论

1) 卷积神经网络能够有效地识别和分割木材大片刨花, YOLOv5 模型的准确率、召回率和 $F1$ 值分别为 0.992、0.897 和 0.94, 并能够有效判断和识别层叠刨花。

2) 在 YOLOv5 模型中引入最小外接矩形的思路, 能够实现矩形刨花和非规则形状刨花定向角度的准确计算。

3) 人工和自动测量刨花定向角度的对比结果显示二者具有强相关性 ($R^2=0.99$), 表明基于 YOLOv5 卷积神经网络模型方法对刨花定向角度测量有很高的准确性。

4) 经测试, 在本研究中平均每张刨花铺装图像(像素640×640)用时仅134.7 ms, 因此该模型方法可以实现准确和快速刨花定向角度的检测, 具备较好的工业化应用潜力。

参考文献:

- [1] 李万兆, 李东虎, 陈超意, 等. 定向刨花板和细表面定向刨花板抗弯性能及应变分布比较[J]. 林业工程学报, 2022, 7(6): 61-66.
LI W Z, LI D H, CHEN C Y, et al. Comparison of bending strength and strain distribution in oriented strand board and fine surface oriented strand board[J]. Journal of Forestry Engineering, 2022, 7(6): 61-66.
- [2] 胡尧琼, 李万兆, 张晔, 等. 刨花形态和跌落高度对刨花定向效果的影响[J]. 林业工程学报, 2023, 37(4): 66-71.
HU Y Q, LI W Z, ZHANG Y, et al. Effect of strand shape and drop height on strands orientation[J]. Journal of Forestry Engineering, 2023, 37(4): 66-71.
- [3] NISHIMURA T, ANSELL M P, ANDO N. The relationship between the arrangement of wood strands at the surface of OSB and the modulus of rupture determined by image analysis[J]. Wood Science and Technology, 2001, 35(6): 555-562.
- [4] 彭明凯, 梅长彤. 刨花形态及定向角度对刨片层积材性能的影响[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2009, 33(4): 129-131.
PENG M K, MEI C T. Effects of strand geometry and orientation on the properties of laminated strand lumber[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2009, 33(4): 129-131.
- [5] NISHIMURA T, AMIN J, ANSELL M P. Image analysis and bending properties of model OSB panels as a function of strand distribution, shape and size[J]. Wood Science and Technology, 2004, 38(4): 297-309.
- [6] 梅长彤, 周又平, 薛联凤. 刨花形态自动识别系统的设计与开发[J]. 林业科技开发, 2006, 20(3): 49-51.
MEI C T, ZHOU Y P, XUE L F. A design for flake from auto recognition system and its exploitation[J]. Journal of Forestry Engineering, 2006, 20(3): 49-51.
- [7] 吕同玲, 任洪娥, 马岩. 长条薄片刨花视频检测方法的探讨[J]. 木材加工机械, 2007, 18(4): 19-21.
LYU T L, REN H E, MA Y. Study on the slice video frequency examination method[J]. Forestry and Grassland Machinery, 2007, 18(4): 19-21.
- [8] 杜春贵, 陈思果, ROBERT Wellwood. 定向刨花板定向角的激光测量[J]. 光电子·激光, 2011, 22(5): 744-747.
DU C G, CHEN S G, ROBERT W. Measurement of alignment angle for oriented strand board using laser technology[J]. Journal of Optoelectronics. Laser, 2011, 22(5): 744-747.
- [9] NYSTRÖM J. Automatic measurement of fiber orientation in softwoods by using the tracheid effect[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 41(1/2/3): 91-99.
- [10] DONG C, LOY C C, HE K M, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.
- [11] YANG S Y, KWON O, PARK Y, et al. Application of neural networks for classifying softwood species using near infrared spectroscopy[J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2020, 28(5/6): 298-307.
- [12] 肖雨晴, 杨慧敏, 王柯欣, 等. 卷积神经网络在木材缺陷检测应用中的研究进展[J]. 木材科学与技术, 2021, 35(3): 12-18.
XIAO Y Q, YANG H M, WANG K X, et al. Research progress of convolutional neural network in wood defect detection[J]. Chinese Journal of Wood Science and Technology, 2021, 35(3): 12-18.
- [13] 杨攀, 郑积仕, 冯芝清, 等. 基于Mask R-CNN的密集木材检测分割方法[J]. 林业工程学报, 2022, 7(2): 135-142.
YANG P, ZHENG J S, FENG Z Q, et al. Research on detection and segmentation methods of dense-stacked logs using Mask R-CNN[J]. Journal of Forestry Engineering, 2022, 7(2): 135-142.
- [14] 谢文博. 基于改进Mask R-CNN的木材缺陷检测分割算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2022.
- [15] 席靖宇, 王宇轩, 衡利辰, 等. 基于计算机视觉的针叶材木射线特征提取方法[J]. 林业工程学报, 2023, 8(3): 132-140.
XI J Y, WANG Y X, HENG L C, et al. Wood ray feature extraction method of softwood based on computer vision[J]. Journal of Forestry Engineering, 2023, 8(3): 132-140.
- [16] 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.
- [17] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 2961-2969.
- [18] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770-778.
- [19] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [20] EBERLY D. Minimum-area rectangle containing a set of points[J/OL]. Geometric Tools, LLC, 2015. <https://www.geometrictools.com/Documentation/MinimumAreaRectangle.pdf>.
- [21] 付美子, 林炳清. 临床测量中定量数据Bland-Altman一致性评价[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2022, 40(1): 125-138.
FU M Z, LIN B Q. Bland-Altman method for assessing agreement of quantitative data in clinical measurement[J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition), 2022, 40(1): 125-138.
- [22] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F Y, et al. YOLACT: real-time instance segmentation[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019: 9157-9166.
- [23] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement[J/OL]. ArXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [24] RIFFENBURGH R H. Statistics in medicine[M]. 3rd ed. Oxford: Academic Press, 2012: 631-649.

(本文编校 向琴)