doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.016

# 基于改进 UNet 的复杂环境橡胶树割痕检测与割胶轨线识别方法

董万静[1,2]　李子衡[1]　薛宇晗[1]　曹建华[3]　范　博[3]　丁幼春[1,2]　许　威[1]　石青阳[1]

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 中国热带农业科学院橡胶研究所, 海口 571101)

**摘要**: 天然橡胶树割痕检测与割胶轨线识别对实现割胶自动化、提升作业智能化具有重要意义。针对复杂环境下割胶机器识别割痕、割胶轨线识别易受到自然环境的干扰,导致割痕识别不完整、割胶轨线拟合不精准的问题,提出了一种基于改进 UNet 的复杂环境橡胶树割痕检测与割胶轨线识别方法。针对 UNet 模型识别效率不高的问题,将原 UNet 中 VGG16 下采样模块改进为 GhostNet,降低了模型参数量,提高了模型准确率与检测效率;融合改进的 SegNext 注意力机制,优化了模型对较小特征的分割效果;引入改进的特征金字塔网络(Feature pyramid network, FPN)解码架构,增强模型对语义信息的捕捉能力。其次,在检测目标割痕后,采用 Shi-Tomasi 算法,使用矩阵的最小特征值作为角点响应函数,并引入非最大值抑制筛选出割胶轨线的最佳起始点与终止点;最后,使用随机采样一致性(Random sample consensus, RANSAC)算法多次迭代以筛选出割痕的下边缘点,再拟合出精确的割胶轨线。试验结果表明:改进 UNet 模型的平均交并比和平均像素准确率分别为 92.86%、96.96%,相比于原 UNet 模型分别提高了 1.38、0.52 个百分点。此外,该模型通过结构优化将模型内存占用量压缩至 18.55 MB,较原始的 UNet 降低了 80.46%;Shi-Tomasi 角点检测算法起始点平均定位误差 10.2 像素,终止点平均定位误差 8.99 像素,可有效检测出割痕起始点和终止点;RANSAC 算法拟合割线的平均内点均方误差为 4.26 像素$^2$,平均内点均方根误差为 1.86 像素。研究结果可为橡胶林复杂环境下智能化装备割痕检测与割胶轨线识别提供参考。

**关键词**: 橡胶树; 割胶轨线; 语义分割; UNet; Shi-Tomasi; RANSAC

**中图分类号**: S24; TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)09-0172-12　　**OSID**:

# Tapping Cut Detection and Tapping Trajectory Recognition of Rubber Tree in Complex Environments Based on Improved UNet

DONG Wanjing[1,2]　LI Ziheng[1]　XUE Yuhan[1]　CAO Jianhua[3]　FAN Bo[3]　DING Youchun[1,2]
XU Wei[1]　SHI Qingyang[1]

(1. *College of Engineering*, *Huazhong Agricultural University*, *Wuhan* 430070, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Wuhan* 430070, *China*
3. *Rubber Research Institute*, *Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences*, *Haikou* 571101, *China*)

**Abstract**: Detection of incisions on natural rubber trees and identification of rubber tapping lines are of great significance for achieving automated tapping and enhancing the intelligence of operations. In response to the problem that the recognition of incisions and the identification of tapping lines by tapping machines are easily disturbed by the natural environment under complex conditions, leading to incomplete incision recognition and inaccurate tapping line fitting, a method for detecting incisions and identifying tapping lines on rubber trees in complex environments based on an improved UNet was proposed. To address the issue of low recognition efficiency of the UNet model, the VGG16 downsampling module in the original UNet was improved to GhostNet, reducing the model's parameter quantity, improving the model's accuracy and detection efficiency; the improved SegNext attention mechanism was integrated to optimize the model's segmentation effect on smaller features; and an improved feature pyramid network

收稿日期: 2026-01-17　修回日期: 2026-02-12
**基金项目**: 海南省重点研发项目(ZDYF2025XDNY128)
**作者简介**: 董万静(1986—),女,讲师,博士,主要从事农业信息化研究,E-mail: dwj@mail.hzau.edu.cn
**通信作者**: 丁幼春(1978—),男,教授,博士,主要从事农业装备智能化研究,E-mail: kingbug163@163.com

(FPN) decoding architecture was introduced to enhance the model's ability to capture semantic information. Secondly, after detecting the target incision, the Shi－Tomasi algorithm was used, with the minimum eigenvalue of the matrix as the corner response function, and non-maximum suppression was introduced to select the best starting and ending points of the tapping line. Finally, the random sample consensus (RANSAC) algorithm was used for multiple iterations to select the lower edge points of the incision and then fit the precise tapping line. The experimental results showed that the average intersection over union and average pixel accuracy of the improved UNet model were 92.86% and 96.96%, respectively, which were 1.38 and 0.52 percentage points higher than those of the original UNet model. In addition, the model's memory usage was compressed to 18.55 MB through structural optimization, a reduction of 80.46% compared with that of the original UNet. The average positioning error of the starting point by the Shi－Tomasi corner detection algorithm was 10.2 pixels, and the average positioning error of the ending point was 8.99 pixels, which can effectively detect the starting and ending points of the incision. The average inlier mean square error of the fitted line by the RANSAC algorithm was 4.26 pixels$^2$, and the average inlier root mean square error was 1.86 pixels. The research results can provide a reference for the detection of incisions and identification of tapping lines in complex environments in rubber plantations using intelligent equipment.

**Key words**: rubber tree; tapping trajectory; semantic segmentation; UNet; Shi－Tomasi; RANSAC

## 0　引言

天然橡胶是无可替代的战略物资。天然橡胶目前主要通过传统人工割胶获取,而传统人工割胶环境恶劣、技术要求高,导致胶工短缺[1]。近年来,由于传统人工割胶效率低、强度大、安全性差,且劳动力短缺与老龄化问题突出[2-3],割胶产业逐渐向自动化转型[4-6],自动化割胶可降低成本,提高割胶精度[7-8]。

橡胶树依赖韧皮部乳管产胶,耗皮量需精准匹配树体树皮再生能力,如果耗皮量过厚,会损伤形成层,缩短树体的正常产胶寿命;倘若耗皮量过浅,则会导致乳管切割不充分,直接降低出胶量。割线均匀可以降低对树的伤害。在自动化割胶过程中,割痕定位与割线拟合精度决定了出胶量与胶树损伤程度,因此,基于机器视觉与人工智能技术开展割痕特征的精确提取、割线路径的智能规划研究,对提升割胶作业的精准性与胶树资源的可持续利用具有重要的工程应用价值[9]。

随着深度学习技术在图像处理领域迅速发展,语义分割逐渐成为图像像素级解译的主流方法[10],被广泛应用于机器视觉领域[11-12]。在深度学习语义分割领域,目前已有 UNet 系列[13]、DeepLab 系列[14]、PSPNet[15]、HRNet[16]等。深度学习技术被广泛应用于农业场景。刘祥等[17]利用改进的 UNet 对新疆密植棉花图像进行快速分割和产量预测,模型的交并比达到 92.79%,像素准确率达到 96.22%,精确率为 96.30%。YE 等[18]在 DeepLabV3 + 模型中加入了边缘感知模块和 Canny 损失函数,较大程度提高了模型分割叶螨危害区域的准确率。ZHAO 等[19]将改进的 PSPNet 与基于归一化的注意力模块相结合,其精确度和准确度等指标均有显著提升。角点检测算法与曲线拟合方面,专家学者开展了大量研究。黄远征等[20]针对 Shi－Tomasi 算法计算量大导致的特征点提取速度慢的问题,利用 FAST 算法对 Shi－Tomasi 算法进行加速,提出基于此改进算法的快速图像拼接算法。江自真等[21]通过 RANSAC 拟合算法从果实点云中检测出多个潜在球体,以滤除目标果实点云中难滤除的点云噪声,提高目标果实的位姿构建精度。上述针对角点检测与曲线拟合算法的研究表明了 Shi－Tomasi 算法与 RANSAC 算法在农业工程领域的实用性,但现有的算法在割胶轨迹拟合中,仍存在起点与终点选择误差大、曲线偏差大的问题,难以满足自动化割胶的高精度要求。

割胶轨线的关键技术包括割胶区域的检测、起始点及轨线的识别,传统图像处理技术多通过形态特征实现割痕识别[22-23],但这类方法对图像样本要求严苛,易受复杂环境因素干扰,在光照不均匀场景下识别效果受限,且难以完整提取不连续割痕。在实际割胶生产场景中,橡胶林复杂的生态环境、动态变化的光照条件、割痕区域的遮挡干扰、背景纹理的冗余杂乱以及作业视角的不稳定等问题,均会导致现有模型与算法的识别精度低和鲁棒性不足[24-25]。

针对上述复杂环境下识别割痕难度大以及割胶轨线精度不足的问题,本文提出改进 UNet 模型:引入 Ghost Module 以减少计算开支,采用特征金字塔网络解码改进网络结构,提高分割能力,以精准识别割痕;同时,针对割胶轨迹拟合角点冗余、曲线偏差大的问题,采用 Shi－Tomasi 与非极大值抑制筛选

有效角点,通过 RANSAC 算法过滤干扰点,最终实现割痕识别与轨迹拟合的精度提升,支撑自动化割胶设备的精准作业。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区域概述

研究区域位于海南省儋州市两院三队橡胶林试验场(19°50′N,109°49′E)。海南省属热带季风气候,光热资源与降水条件得天独厚,适合橡胶树等热带作物生长,是我国重要的天然橡胶种植与生产基地,植胶面积与产量均占全国总量近 50%,是我国橡胶产业的核心区域。儋州市位于海南省西北部,农业发展态势良好,其中,橡胶业在儋州农业中占据核心地位。儋州市的天然橡胶种植历史悠久,凭借适宜的气候和土壤条件,橡胶种植已形成规模化、区域化布局,天然橡胶种植面积和产量位列全省第一。选取该区域开展研究,具有合理性与针对性。

### 1.2 数据集构建

本研究橡胶树图像由 Intel RealSense D435 双目深度相机获取,采集了橡胶树图像 830 幅;同时在不同视角下,采集了橡胶树表面视频 25 条。考虑到割胶环境复杂多变,为增强算法在不同复杂环境下效果,选取了不同时段、不同环境条件进行采集,包括凌晨光照差、正午光照强、割痕距离远近、割痕有无遮挡、不同拍摄视角等。部分数据集图像如图 1 所示。




图 1 数据集典型图例

Fig. 1 Typical examples of dataset

使用特征标注工具 Labelme 对数据集进行手动标注,Labelme 是一种开放注释工具,由麻省理工学院计算机科学和人工智能实验室(MIT CASIL)开发[26]。利用该软件对天然橡胶树的树干及割痕进行精准注释。树干区域统一标记为“Trunk”,割痕区域标记为“Trace”。由于在橡胶林间复杂环境下拍摄的图像存在光线不足、割痕不完整、视角倾斜等问题,并且数据依赖型模型的有效性受所用数据质量的影响较大[27]。这些图像数据的完整性又受多种因素的影响,包括拍摄距离、拍摄角度、光照强度、树干粗细、割痕大小、背景复杂程度和割痕有无遮挡情况。为增强数据集的多样性,本文采用数据增强以扩充数据集。数据增强主要通过对图像进行旋转、亮度调整、饱和度调整、模糊处理和添加椒盐噪声等操作。此外,利用视频抽帧软件获取更多图像数据,并筛除视频帧图像中相似度过高、模糊和重影的视频帧图像,再对所有图像进行随机排序[28]。通过上述操作,将原始数据集的 830 幅图像增强至 8 300 幅图像,数据集增强效果如图 2 所示。最后将 8 300 幅样本图像按比例 7∶2∶1 随机划分为训练集 5 810 幅、验证集 1 660 幅和测试集 830 幅。

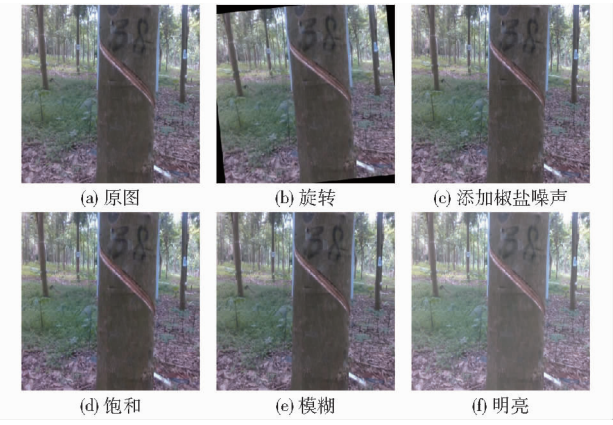



图 2 数据集效果增强图例

Fig. 2 Examples for dataset effect enhancement

### 1.3 算法设计

针对复杂环境下割胶作业时不同光照条件、地面不平导致的相机视角不一致,树枝树叶遮挡等情况导致的割痕识别不完整,割胶轨线拟合不精准的问题,本研究提出了一种基于改进 UNet 的复杂环境橡胶树割痕识别及割胶轨线拟合方法,具体步骤如下:①针对胶树割痕在复杂环境中难以实现高精度识别的问题,设计了基于改进 UNet 的割痕分割算法。②针对割胶轨线起止点定位不准确的问题,构建了基于 Shi-Tomasi 的割胶轨线起止点检测算法。③针对割胶轨线拟合精度不足的问题,提出了基于 RANSAC 的轨线拟合算法。流程图如图 3 所示。

#### 1.3.1 基于 Ghost-UNet 的割痕识别方法

为解决复杂环境下割痕识别不完整、精度不足的问题,提出了一种改进的 UNet 网络结构,通过替换原主干提取网络、引入注意力机制与改进 FPN 模块,增强对割痕的识别能力。

割痕区域识别模块采用 UNet 网络为基础架构,该网络由主干特征提取网络和加强特征提取网络构成。主干特征提取网络作为编码器,由多个 3×3 卷积块组成,通过 2×2 最大池化对输入图像进行下采

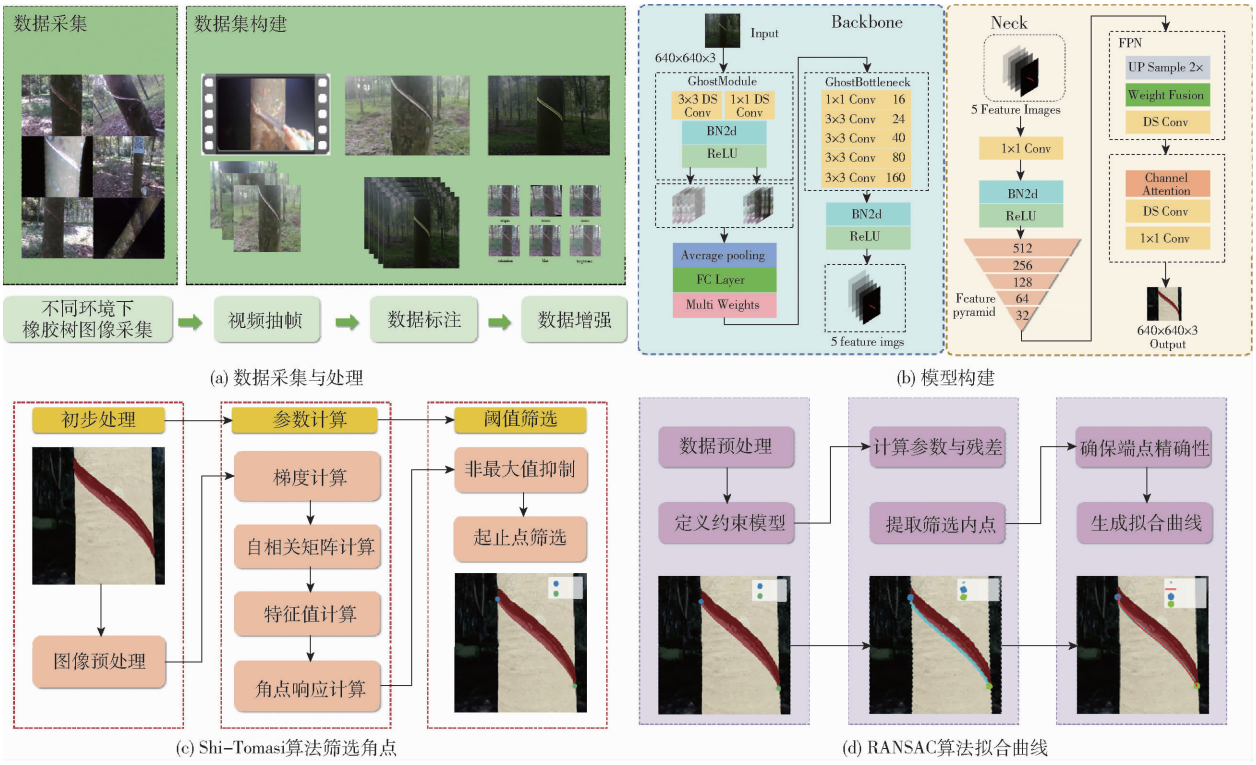



图 3　算法总流程图

Fig. 3　General flowchart of algorithm

样，在压缩空间维度的同时扩大特征通道维度，实现浅层特征到深层特征的转化；加强特征提取网络作为解码器，利用 2×2 的反卷积层对编码器输出的高维特征进行上采样，逐步恢复图像空间维度并补充细节信息。两者对应层级的特征图通过跳跃连接进行融合，弥补单一特征的局限性。UNet 模型存在图像特征提取信息不足，深层网络训练易导致梯度消失、梯度爆炸、模型参数量太大等缺陷[29]，本研究针对其整体网络结构进行优化。主干提取网络部分，替换原有 VGG16 为 Ghost－UNet，旨在通过廉价操作生成更多特征图，以减少模型计算量和参数量。Ghost－UNet 的核心是 GhostBottleneck 模块，该模块通过 12 个串联的 GhostModule，前后共进行 5 次下采样，提取深层特征。每个下采样层都对应一个特征图的输出。在每个 GhostModule 中，首先利用 1×1 卷积调整输入图像通道数，变为对应模块输出通道数的一半，作为主特征图保留，然后对主特征图采用 3×3 卷积，生成幻影特征图。最后将主特征图与幻影特征图进行拼接，总通道数变为对应模块输出通道数。

主干提取网络整体架构如图 4 所示。GhostBottleneck 结构由 12 个串联的 GhostModule 模块共同组成。其中蓝色模块 0、1、3、5、11 是下采样模块，分别输出 Feature 1～Feature 5 共 5 幅特征图。GhostModule 模块结构图灰色虚线方框“Image 3”表示 GhostModule 中模型自动生成的幻影特征图，在每一个下采样模块均会生成相应大小幻影特征图一幅，最终与原图进行拼接。

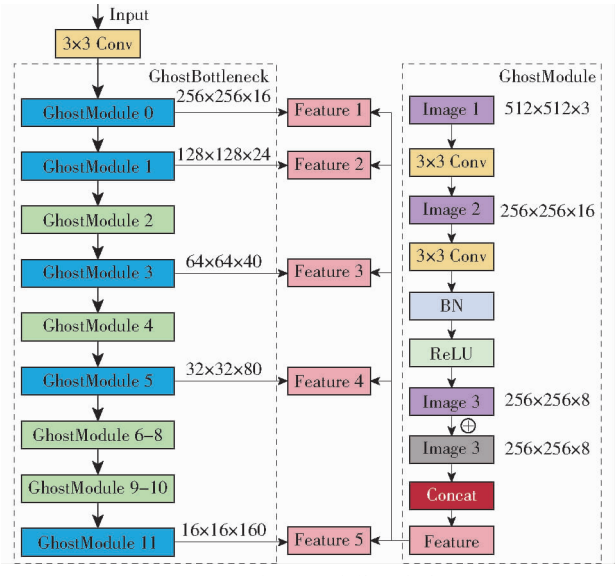



图 4　主干提取网络模块架构图

Fig. 4　Architecture diagram of backbone extraction network module

针对原模型对小尺度特征识别能力较差、实时性能较弱的问题，本研究对特征增强网络进行改进。特征增强网络模块整体结构如图 5 所示。

为降低神经网络对不相关特征信息的干扰，专注于重要信息，降低任务复杂度并提高检测效率[30]，解码器引入改进的 SegNext 注意力机制，如

图 5a,旨在同时考虑通道信息、空间信息、局部信息和全局信息,以提高目标检测网络的性能。改进的 SegNext 注意力机制分为以下方面:首先将传入特征图进行分组,对每一组特征进行平均池化,再利用 3×3 卷积提取特征。该部分应用空间注意力机制,通过学习空间权重,增强关键位置的特征,抑制无关位置的特征。通道注意力模块应用 2×2 深度卷积并施加全局平均池化。通过学习通道权重,增强关键通道的特征,抑制冗余通道的特征。经过两次不同的注意力模块后,图像的语义信息得以充分提取,最终将分组特征图进行拼接。

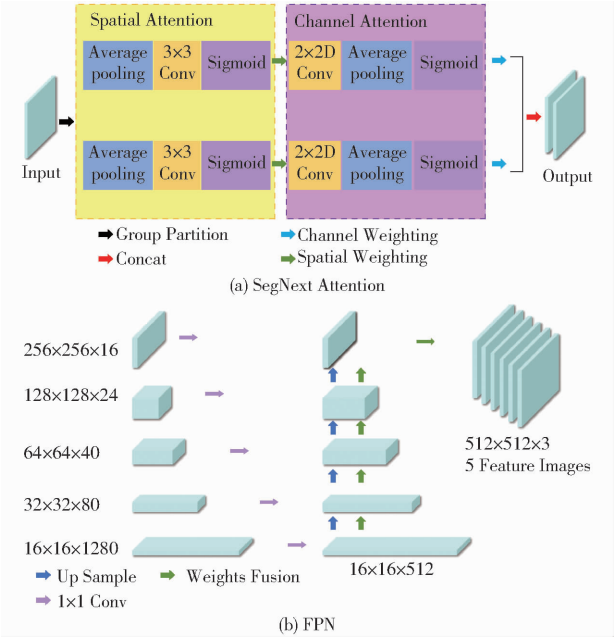



图 5 特征增强网络模块整体架构图

Fig. 5 Overall architecture diagrams of feature-enhanced network module

此外,解码器使用改进的 FPN 模块,如图 5b 所示。该模块首先利用 1×1 卷积将 GhostNet 生成的前 4 幅特征图通道数翻倍,最后一幅特征图通道数变为最终输出的 512 通道。然后进行上采样,逐渐恢复空间细节,并确保特征图尺寸一致。该模块关键改进在于其自顶向下的加权特征融合步骤。该步骤让不同尺度的特征在空间尺寸匹配的前提下,通过权重学习动态调整各自的贡献,确保重要语义信息得到有效利用,进一步提升了特征融合的质量和模型性能。经由上述处理的特征图最终输入到改进 UNet 的图像列表中,经过通道调整后以分割掩码形式输出。

### 1.3.2 基于 Shi-Tomasi 的割痕区域角点检测算法

为精准确定割痕轨线起始点与终止点,解决切割作业时刀具移动超出规定范围而损坏橡胶树表皮的问题,割痕轨线起点与终点的选择采用基于坐标阈值分析的 Shi-Tomasi 算法。Shi-Tomasi 算法是一种基于灰度变化的角点检测算法,其使用一个滑动检测窗口遍历图像中的所有像素点,对于每一个检测窗口内的像素,计算其在不同方向上的灰度变化,如果在任意方向上移动窗口后,窗口内的灰度值变化显著,则可以认为窗口中心存在角点[31]。角点检测原理及模拟效果图如图 6 所示。

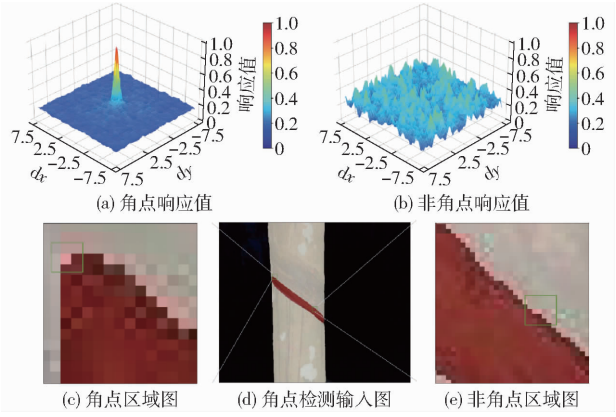



图 6 Shi-Tomasi 角点检测算法原理图

Fig. 6 Schematics of Shi-Tomasi corner detection algorithm

在本研究中,割痕区域图像属于平面图形,而割线起止点属于角点。对于平面图形,其像素灰度变化方向有横向和纵向两个,将横向记为 $x$,纵向记为 $y$。对于角点,其灰度在两个方向变化均较大,两个方向的高响应值交于一点,响应值变化剧烈,角点响应值如图 6a 所示。对于边缘点,其灰度仅沿上述单个方向有一定变化,响应值变化不明显,非角点响应值如图 6b 所示。其 $x$、$y$ 轴分别代表灰度变化方向,$z$ 轴代表响应值大小,可以看出角点处响应值较高而非角点处响应值变化不明显。Shi-Tomasi 算法使用自相关矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的最小特征值作为角点响应函数。有

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix}\sum\limits_{x,y}\omega(x,y)I_x^2 & \sum\limits_{x,y}\omega(x,y)I_xI_y\\ \sum\limits_{x,y}\omega(x,y)I_xI_y & \sum\limits_{x,y}\omega(x,y)I_y^2\end{bmatrix} \tag{1}$$

$$R=\min(\lambda_1,\lambda_2) \tag{2}$$

式中 $\lambda_1$、$\lambda_2$——自相关矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的两个特征值

$I_x$、$I_y$——图像在 $x$、$y$ 方向的梯度

$\omega(x,y)$——窗口函数

$R$——角点响应函数

本研究利用该算法对模型分割出的割痕掩码进行角点提取,选取割痕两侧贴合下边缘的角点作为起止点。在此基础上,引入非最大值抑制技术,该技术的核心思想是保留局部范围内响应值最高的角点,抑制同一区域内响应较低的相邻角点,以确保结果准确。通过非最大值抑制,筛去响应值低的角点,

保留高响应角点。最后，根据识别到的割线起止点坐标范围，筛选出拟合曲线起止点。

### 1.3.3　基于 RANSAC 的割痕轨线拟合

针对割胶过程中刀具运动轨迹光滑连续，而橡胶树表面粗糙导致割胶轨迹曲线拟合精度不足的现实问题，为了提高割胶轨线拟合精度及连续性，提出一种基于 RANSAC 的割痕轨线拟合算法。

为得到平滑的割痕轨线，首先对割痕特征图边缘施加平滑处理，消除大部分离群点的影响。其次，割痕轨线拟合部分采用 RANSAC 算法，该迭代算法用于从包含噪声和离群点的数据中估计数学模型参数，广泛应用于计算机视觉、机器人学等领域。该算法实现分为 3 个步骤：首先随机选择一部分数据点并尝试用其拟合出模型；然后检查哪些数据点符合该模型，符合该模型的称为“胶线内点”，反之为“胶线外点”。最后确定最小迭代次数 $K$，多次迭代该流程，找到包含最多胶线内点的模型，并剔除与模型不符的胶线外点，即得到割痕轨线。

$$K = \frac{\lg(1-p)}{\lg(1-(1-e)^{s})} \tag{3}$$

式中　$p$——期望成功概率

$e$——外点比例，%

$s$——每次采样的点数量，个

本研究将该算法应用于所有割痕下边缘点，同时施加限制，控制割痕轨线在割痕区域内部。

## 1.4　试验环境与参数设置

试验操作系统为 64 位 Windows，运行内存为 32 GB，搭载 Intel ® Core(TM) i7 - 13620H 处理器，显卡型号为 NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU，深度学习框架使用 PyTorch - GPU 2.0.1，Python 版本为 3.13，CUDA 版本为 11.8。各参数设置如下：图像输入模型尺寸为 640 像素 × 640 像素，全程采用解冻训练方式训练 200 轮次。Batch size 设置为 8，优化器采用 Adam 更新模型各项参数。此外，为跳出局部最优解，引入动量并将动量设置为 0.9，使用余弦退火算法更新迭代学习率，初始学习率设为 0.001，最小学习率为 0.000 01。在模型训练过程中，需要通过损失函数值来反向传播去更新各个参数，从而降低真实值与预测值之间的差异，以提高识别精度[32]。本试验选取交叉熵函数作为损失函数评估模型训练效果。

## 1.5　评价指标

本研究使用如下指标评估模型性能：平均交并比(mIoU)、平均像素准确率(mPA)、帧率(FPS)。

为评价割线起止点选取是否精准，引入角点平均定位误差判断筛选点与真实角点的距离。

本研究采用内点均方误差和内点均方根误差评价 RANSAC 算法拟合效果。内点均方误差是对所有胶线内点样本的预测误差平方的平均值，胶线内点均方根误差是内点均方误差的平方根，用于将误差度量转换回与原始数据相同的单位，更直观地反映误差大小。

# 2　结果与分析

## 2.1　神经网络模型分析

### 2.1.1　不同注意力机制对模型的影响

为探究不同注意力机制对模型处理能力的影响，选出适用于本文模型的注意力机制，本研究设计了 4 组对比试验，试验结果如表 1 所示。

**表 1　不同注意力机制时模型性能试验结果**

**Tab.1　Experimental results of model performance with different attention mechanisms**

| 注意力机制 | 平均交并比/% | 平均像素准确率/% | 帧率/(f·s$^{-1}$) |
|---|---|---|---|
| 未添加 | 85.82 | 92.94 | 51 |
| MLCA | 88.56 | 94.40 | 38 |
| EMA | 87.23 | 93.15 | 52 |
| CCA | 62.54 | 64.62 | 22 |
| SegNext | 88.76 | 94.29 | 48 |

由表 1 可知，在模型架构不变、仅替换不同注意力机制的情况下，除 CCA 外，其余注意力机制均使模型分割精度得到不同程度提升。引入 CCA 注意力机制，模型对关键特征产生误抑制现象，导致分割精度下降 23.28 个百分点，且帧率无法满足实时处理要求；引入 EMA 注意力机制，模型仅对通道维度特征进行强化，未对空间维度特征做优化处理，而本研究以橡胶树割痕边界的精准识别为核心目标，对模型的空间细节表征能力要求较高，因此 EMA 注意力机制对模型性能的提升效果有限；引入 MLCA 注意力机制，其多尺度卷积结构虽有效增强了模型对不同尺度特征的分割能力，但多尺度卷积的引入增加了模型整体计算量，进而造成帧率指标出现明显下降。本研究使用的改进 SegNext 注意力机制，通过空间分组-全局平均池化环节，既优化了空间维度的特征识别能力，又降低了计算开支。在所研究的 4 种注意力机制中，SegNext 注意力机制的性能表现最优，不仅实现了最高的分割精度，平均交并比达到 88.76%，且同时将帧率稳定在 48 f/s，初步满足实时处理需求。故将 SegNext 注意力机制融入模型架构中，作为核心特征优化模块。

### 2.1.2　消融试验性能分析

本研究进行了 4 组消融试验，验证了 3 种改进

方法在数据集上的有效性,试验结果如表 2 所示。

**表 2 消融试验性能分析**

**Tab. 2 Performance analysis of melting experiment**

| GhostNet | SegNext | FPN | 平均交并比/% | 平均像素准确率/% | 帧率/(f·s$^{-1}$) |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | 91.48 | 96.44 | 11 |
| √ | | | 91.88 | 96.71 | 22 |
| √ | √ | | 91.79 | 96.52 | 69 |
| √ | √ | √ | 92.86 | 96.96 | 88 |

注:“√”表示含有该模块。

由表 2 中数据可知,在 640 像素 ×640 像素橡胶树数据集上,将主干网络替换为 GhostNet 的改进 UNet 模型,相较于原始 UNet,其平均交并比、平均像素准确率分别提高 0.40、0.27 个百分点,帧率提升 11 f/s,表明主干特征提取网络的优化可有效增强模型的实时处理性能。在该模型中融入 SegNext 注意力机制后,相较于原始 UNet,平均交并比提升 0.31 个百分点,平均像素准确率提高 0.08 个百分点,帧率提升 58 f/s。引入 FPN 解码架构,最终模型相较普通 UNet 网络,平均交并比提升 1.38 个百分点,平均像素准确率提升 0.52 个百分点,帧率提升 77 f/s。

分析该消融试验结果可知,与原 UNet 模型对比,改进的 FPN 机制通过复用主干提取网络每一层的特征,避免了额外卷积层的引入,降低了模型计算量,故模型实时帧率显著提升。同时,将特征融合方式改进为可学习的加权融合,多尺度特征融合更精准,直接提升模型分割的准确率。消融试验结果验证了本文提出的改进 UNet 模型,在分割精度与实时处理性能方面均实现了一定提升。

### 2.1.3 割痕处理效果分析

实际割胶过程中,很难保证环境条件处于理想情况,为准确测试出本研究模型应对不同复杂环境中识别割痕的性能,以下选取了处于不同复杂环境下的橡胶树图像,主要包括光照弱、光照强、距离远、距离近、视角斜、有遮挡等复杂环境,使用本文提出的模型进行割痕识别,记录结果并分析,可视化结果如图 7 所示。

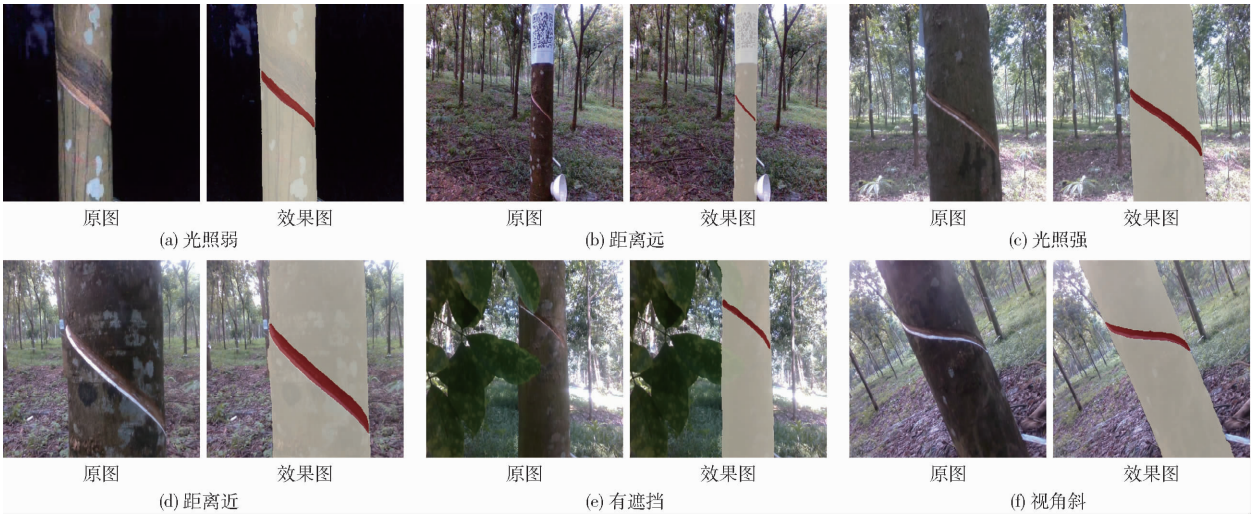



图 7 割痕处理效果图

Fig. 7 Effect diagrams of cut mark treatment

图 8 为模型的评价指标结果。对于光照充足、拍摄距离较近等识别难度较低的橡胶树图像,本研究提出的模型能够精准分割树干与割痕区域,平均交并比分别为 95.83%、97.70%,平均像素准确率分别为 97.36%、99.00%。针对拍摄距离较远、存在遮挡等复杂场景下识别难度较高的情况,得益于改进的 FPN 机制中对不同尺度特征动态学习其权重并加权融合的设计,针对细小割痕仍能实现精准识别,平均交并比分别为 90.66%、90.39%,平均像素准确率分别为 98.04%、96.93%。测试结果表明,模型在不同的环境下均表现出优异的分割性能:割痕区域分割精细、大尺度目标划分准确,且割痕边缘连续完整、内部无缺损,最终树干与割痕分割的综合平均交并比达到 92.86%,平均像素准确率达 96.96%。该结果证实了模型具备较高的分割精准度,在自制橡胶树数据集上能够有效完成树干与割痕的分割任务,展现出良好的应用潜力。

## 2.2 割胶轨线起止点确定

为确定割胶轨线的起止点,利用本文模型分割出树干-胶痕掩码图像,采用 Shi - Tomasi 算法对割痕角点进行筛选。Shi - Tomasi 算法针对图像中的每个像素构建一个小邻域窗口,计算该窗口在水平与垂直方向上的明暗变化程度,即梯度;基于梯度变化判断已知点是否为角点。在起止点的选择上,在

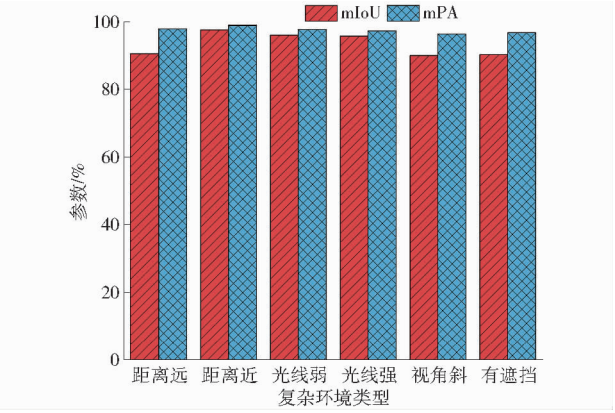



图 8　模型处理指标

Fig. 8　Model processing indicator diagram

该算法中应用非最大值抑制机制，即遍历所有候选角点，将每个角点与其相邻角点的响应值进行比较，仅保留响应值最大的角点，进而剔除表现欠佳的角点。最后，通过坐标范围筛选去除离群角点，得到准确的起止点，应用该算法对目标图像中割痕区域进行角点检测，其结果如图 9 所示。

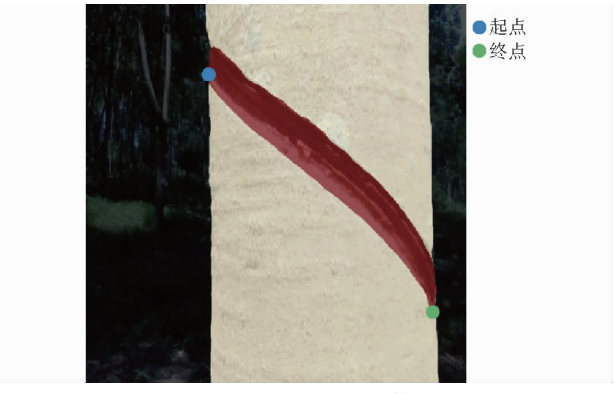



图 9　Shi－Tomasi 角点筛选图

Fig. 9　Shi－Tomasi corner point filtering image

随机选取若干幅处于不同环境下、经过模型处理的割痕掩码图，将其划分为 5 类。割痕掩码图经过 Shi－Tomasi 算法处理后，选出割痕下方左右两角点分别作为割胶轨线起止点，分析计算其起始点平均定位误差与终止点平均定位误差，具体结果如表 3 所示。该算法将角点限制在割痕区域内，误差仅为 8.99 像素，为后续拟合出精确的割胶轨线提供基础。

**表 3　Shi－Tomasi 算法误差分析**

**Tab. 3　Error analysis of Shi－Tomasi algorithm**

| 拍摄条件 | 起始点平均定位误差/像素 | 终止点平均定位误差/像素 |
|---|---|---|
| 距离近 | 11.17 | 5.98 |
| 距离远 | 7.56 | 12.74 |
| 光照弱 | 9.85 | 13.28 |
| 视角斜 | 13.15 | 7.89 |
| 有遮挡 | 8.37 | 5.10 |
| 平均值 | 10.20 | 8.99 |

## 2.3　割胶轨线拟合

对选定起止点的割痕图予以处理，运用 RANSAC 算法拟合割痕下边缘点，以此确定割胶轨线。算法迭代 200 次后，确保算法可充分优化拟合效果，进而构建最优曲线。经 RANSAC 算法的迭代与自优化后，最终得到割胶轨线结果，如图 10 所示。

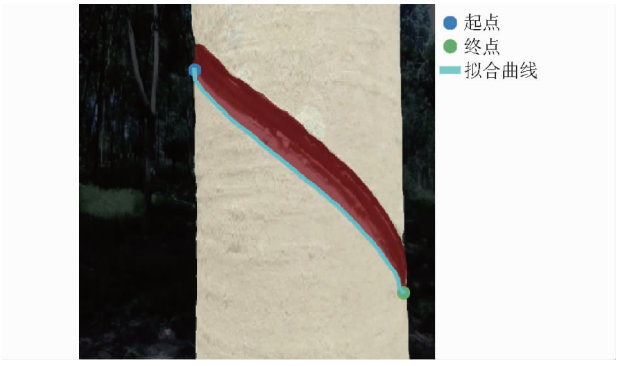



图 10　RANSAC 拟合曲线

Fig. 10　RANSAC fitted curve

随机选取若干幅处于不同环境下、经过模型处理的割痕区域图，分为 5 类，并应用 RANSAC 算法对目标图像中割痕区域进行轨线拟合，分析拟合结果，最终得到的各类图像误差如表 4 所示，体现了 RANSAC 算法的鲁棒性。

**表 4　RANSAC 算法误差分析**

**Tab. 4　Error analysis of RANSAC algorithm**

| 拍摄条件 | 胶线内点均方误差/像素$^2$ | 胶线内点均方根误差/像素 |
|---|---|---|
| 距离近 | 5.99 | 2.44 |
| 距离远 | 11.08 | 3.32 |
| 光照弱 | 1.87 | 1.36 |
| 视角斜 | 0.95 | 0.97 |
| 有遮挡 | 1.40 | 1.18 |
| 平均值 | 4.26 | 1.86 |

由表 4 可知，针对不同环境下的割痕区域，RANSAC 算法拟合误差均处于较小范围内，平均胶线内点均方误差、平均胶线内点均方根误差分别为 4.26 像素$^2$、1.86 像素，面对拟合难度较大的“距离远”类别，RANSAC 算法仍能将均方根误差维持在 3.32 像素，未出现过度偏移割痕区域的情况。这是由于 RANSAC 算法进行了充分的自迭代，在 200 次迭代后，选出用于构成割胶轨迹曲线的胶线内点偏移应保持在较低值，而离群点与噪声点被剔除。试验结果表明：RANSAC 算法能够有效应对割痕边缘点数据中的噪声与离群点，拟合割胶轨线的精度较高。

## 2.4　不同模型对比

为对比改进后模型与其他经典语义分割模型的

识别效果，选取处于距离远、距离近、光照弱、光照强、视角斜、有遮挡 6 个类别下的橡胶树图像各 1 幅，分别用这 4 个模型进行检测，最终得到分割效果图如图 11。

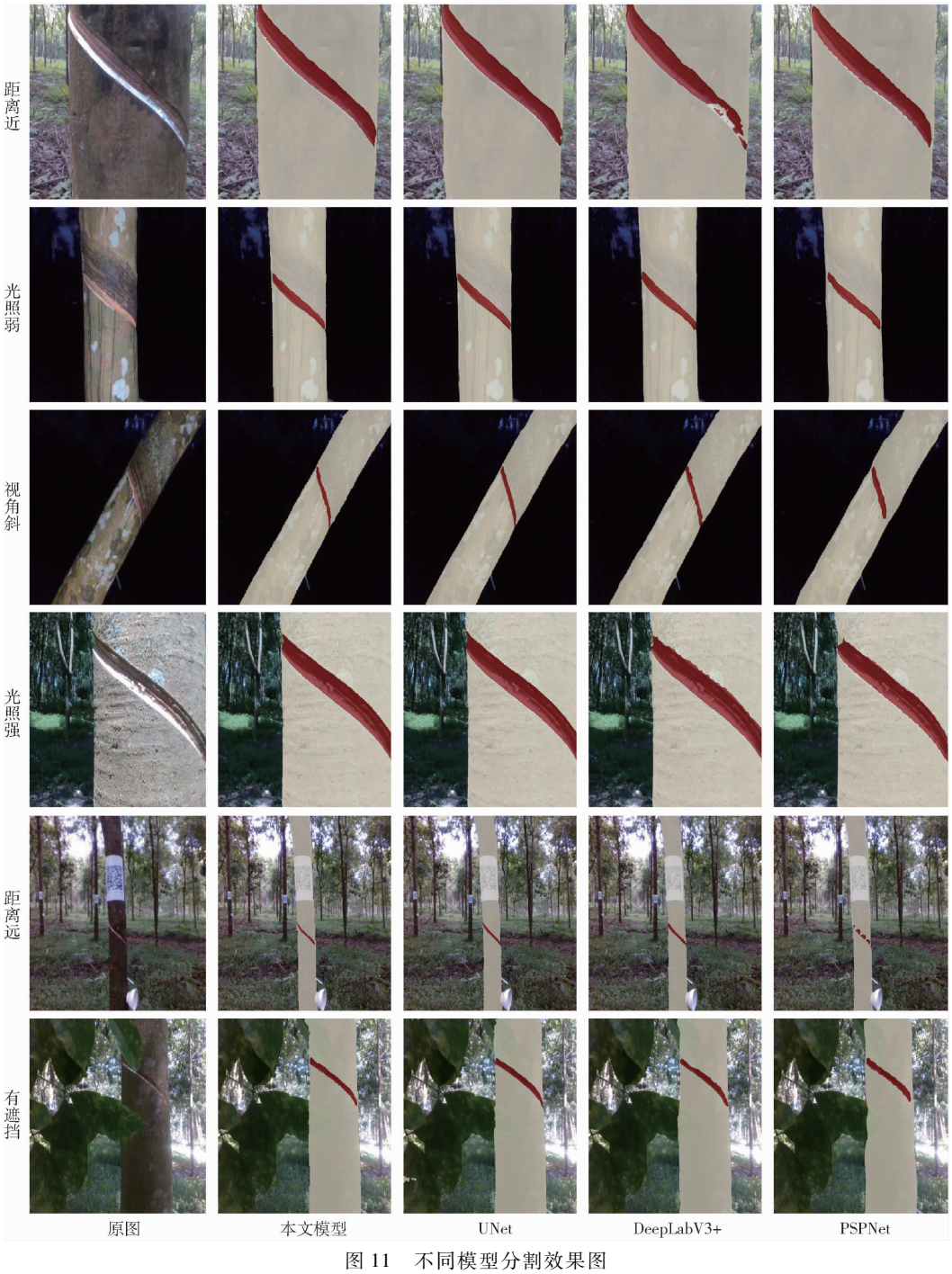



图 11 不同模型分割效果图

Fig. 11 Comparison chart of segmentation effects

通过不同模型的橡胶树割痕分割效果图可知，PSPNet 的分割效果较差，对于细小割痕不能完整识别，且分割掩码的边界不精确，部分掩码与图像出现严重不匹配现象。DeepLabV3 + 效果好于 PSPNet，但存在割痕末端识别不完整的问题。UNet 能较为准确地识别细小割痕，但对树干这一大尺度目标分割精度低，掩码边缘出现粘连、丢失等问题，本文模型对于大尺度目标分割准确，边缘平滑，在面对小尺度特征上表现良好。仅在极小面积割痕区域这一类别上识别不够平滑，边缘出现锯齿状突起，原因可能是模型整体结构较浅，面对微小割痕不能捕捉到其边缘细节，但整体效果在所测试的 4 个模型中最优。

为验证本模型的有效性，将本文模型与 UNet、DeepLabV3 + 、PSPNet 这些经典语义分割模型在完整橡胶树数据集上进行对比，结果如表 5 所示。

由表 5 分析可得，PSPNet 模型体量最小、帧率表现最优，但其平均交并比、平均像素准确率均低于其余 3 个模型。DeepLabV3 + 的平均交并比与平均

表 5　不同模型性能对比

Tab. 5　Comparison of model performance

| 模型 | 平均交并比/% | 平均像素准确率/% | 帧率/(f·s$^{-1}$) | 模型内存占用量/MB |
|---|---|---|---|---|
| UNet | 91.48 | 96.44 | 11.43 | 94.96 |
| DeepLabV3 + | 89.34 | 96.64 | 51.71 | 22.44 |
| PSPNet | 88.66 | 95.02 | 96.18 | 9.31 |
| 本文模型 | 92.86 | 96.96 | 88.95 | 18.55 |

像素准确率仅优于 PSPNet，帧率达到 51.71 f/s。UNet 的精度指标位列第二，平均交并比、平均像素准确率分别达 91.48%、96.44%，然而其帧率仅为 11.43 f/s，模型实时性表现欠佳；同时该模型内存占用量为 94.96 MB，难以部署在算力有限的边缘设备中。相较于 UNet、DeepLabV3 +、PSPNet，本文提出的模型，在平均交并比上分别提高了 1.38、3.52、4.20 个百分点。平均像素准确率上分别提高了 0.52、0.32、1.94 个百分点，帧率达到 88.95 f/s。同时模型内存占用量仅为 18.55 MB，在保证高精度的基础上减小了模型对资源的占用。

从模型结构上分析原因可知，PSPNet 在小目标分割任务中表现欠佳，原因在于采样过程中仅使用简单的双线性插值，该方法对复杂环境下的小目标分辨率恢复不足导致小目标边缘损失，进而导致特征分割不完整。相比之下，DeepLabV3 + 效果好于 PSPNet，其通过将表层特征与深层特征分别处理，较为全面地把控了不同尺度的信息，但在小目标分割的完整性上仍存在提升空间，且帧率仅为 51.71 f/s。UNet 在上采样过程中未引入注意力机制，导致模型对不同尺度目标进行了相同处理，未能针对大目标的分割需求进行针对性优化，导致对大目标边界分割精度不足。此外，由于主干提取网络选取了参数规模较大的 VGG16，模型内存占用量为 94.96 MB，帧率仅为 11.43 f/s，难以满足实时分割需求。

本文提出的 Ghost - UNet 网络模型，引入改进的 SegNext 注意力机制分组处理特征图像，提高了模型的处理效率。引入 GhostBottleneck 模块，利用廉价生成的特征图，在保持较高精度的同时降低了模型参数量，将模型的帧率提升至 88.95 f/s。空间注意力的使用对于不同尺度的特征均能准确识别，较为全面地把握了大小尺度特征的信息；同时，引入改进的 FPN 模块，动态学习不同尺度特征并进行加权融合，对图像特征进行复用，避免引入额外的卷积层处理特征，降低了计算开支并提高了模型精度；平均交并比达 92.86%。改进的 Ghost - UNet 模型在本研究的自制橡胶树数据集上表现良好，能够对光照变化、背景干扰、割痕形态差异等复杂环境下的橡胶树割痕区域实现精准、有效识别与分割，验证了模型的实用性与鲁棒性。

### 2.5　割痕效果分析

分别采用 Otsu 算法、最大熵分割法、三角阈值分割法和本文方法对橡胶树割痕区域图像进行处理，经二值化滤波等操作后，得到割痕如图 12 所示。




图 12　不同方法割痕处理效果对比图

Fig. 12　Comparison of cut mark treatment effects by different methods

由图 12 可知，本研究利用改进的 SegNext 注意力机制以及改进 FPN 算法，同时关注割痕浅层的细节特征与空间信息与深层的语义信息，可有效识别割痕。Otsu 算法局限于单一灰度信息，在图像直方图存在明显双峰的情况下可以获取较好的效果，但是对于直方图呈多模式分布的图像效果较差，当存在噪声干扰或灰度分布交叉时分割效果不佳[33-34]。即使引入方差加权等优化算法，更多聚焦于像素点外在特性，没有深入分析图像语义信息，导致割痕起点受噪声影响偏离真实起点。最大熵阈值分割精度不足，主要是图像本身具有复杂纹理导致，熵值计算会出现多个局部峰值，无法找到全局最优阈值，从而导致起点选取不准确。三角阈值分割法难以根据图像对比度、噪声强度等特点动态调整阈值分割逻辑，背景与特征区域细节丢失，导致割线偏离割痕区域。

## 3　结论

（1）为实现复杂橡胶林环境下橡胶树割痕区域的识别以及割胶轨线的提取，本研究以 UNet 模型为基础模型进行优化，提出了一种改进的 UNet 模型及轨线点选取、轨线拟合算法。

（2）在输入特征图后引入改进的 SegNext 注意力机制，对比普通 UNet 模型，本文模型的平均交并比、平均像素准确率、帧率分别提高了 1.38 个百分点、0.52 个百分点和 77 f/s。替换原主干提取网络 VGG16 为 GhostNet，降低模型内存占用量。解码器引入改进的 FPN 机制，使其适应语义分割模型的结构，增强对语义信息的学习能力。

（3）采用基于特征值分析的 Shi - Tomasi 算法，

筛选合适角点作为起止点候选,并施加非最大值抑制,避免附近噪声点干扰正常角点,导致出现误差。将角点限制在特定坐标阈值内,选取出精确的割痕轨线的起点与终点。起点的角点平均定位误差为10.20 像素,终点的角点平均定位误差为 8.99 像素。

(4)采用 RANSAC 轨线拟合算法,针对大量割痕下边缘点,通过随机多次迭代,算法自我评估,选出合适胶线内点,找出最优曲线模型,避免偶然性对割痕轨线造成影响。限制割痕轨线必须经过起止点,最终拟合出精确割痕曲线。平均胶线内点均方误差、平均胶线内点均方根误差分别为 4.26 像素$^2$、1.86 像素。

## 参 考 文 献


[1] 李杨, 潘媛, 罗平, 等. 橡胶树日间割胶试验初报[J]. 热带作物学报,2023,44(5):937 - 945.
LI Yang, PAN Yuan, LUO Ping, et al. Preliminary report on daytime rubber tapping test of rubber trees[J]. Chinese Journal of Tropical Crops,2023,44(5):937 - 945. (in Chinese)

[2] 曾山, 武玉金, 曾丰毅, 等. 固定式橡胶自动割胶机的设计与试验[J]. 西南大学学报(自然科学版),2024,46(3):92 - 102.
ZENG Shan, WU Yujin, ZENG Fengyi, et al. Design and test of automatic rubber tapping machine[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition),2024,46(3):92 - 102. (in Chinese)

[3] 王贵珍, 陈帮乾, 赖虹燕, 等. 海南岛植胶区割胶劳动力年龄结构及空间分布特征[J]. 热带地理,2024,44(10):1915 - 1924.
WANG Guizhen, CHEN Bangqian, LAI Hongyan, et al. Age structure and spatial distribution pattern of rubber tapping labor force in Hainan island[J]. Tropical Geography,2024,44(10):1915 - 1924. (in Chinese)

[4] 高可可, 孙江宏, 高锋, 等. 固定式割胶机器人割胶误差分析与精度控制[J]. 农业工程学报,2021,37(2):44 - 50.
GAO Keke, SUN Jianghong, GAO Feng, et al. Tapping error analysis and precision control of fixed tapping robot[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(2):44 - 50. (in Chinese)

[5] 刘俊孝, 孙瑶瑶, 张喜瑞, 等. 激光测距控深割胶机设计与试验[J]. 农业机械学报,2025,56(4):284 - 292.
LIU Junxiao, SUN Yaoyao, ZHANG Xirui, et al. Design and experiment of laser ranging depth control rubber tapping machine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(4):284 - 292. (in Chinese)

[6] 张春龙, 李德程, 张顺路, 等. 基于激光测距的三坐标联动割胶装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2019,50(3):121 - 127.
ZHANG Chunlong, LI Decheng, ZHANG Shunlu, et al. Design and test of three-coordinate linkage natural rubber tapping device based on laser ranging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(3):121 - 127. (in Chinese)

[7] 张喜瑞, 曹超, 张丽娜, 等. 仿形进阶式天然橡胶自动割胶机设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(4):99 - 108.
ZHANG Xirui, CAO Chao, ZHANG Li'na, et al. Design and test of profiling progressive natural rubber automatic tapping machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(4):99 - 108. (in Chinese)

[8] HUANG I, JAMES K, THAMTHANAKOON N, et al. Economic outcomes of rubber-based agroforestry systems: a systematic review and narrative synthesis[J]. Agroforestry Systems,2022,97:1 - 20.

[9] 孙泽瑾, 邢洁洁, 胡宏男, 等. 基于机器视觉的天然橡胶树割胶轨迹识别规划研究[J]. 中国农机化学报,2022,43(5):102 - 108.
SUN Zejin, XING Jiejie, HU Hongnan, et al. Research on recognition and planning of tapping trajectory of natural rubber tree based on machine vision[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2022,43(5):102 - 108. (in Chinese)

[10] 赵旭, 李浩, 朱益虎, 等. 融合高分影像与时序 NDVI 的农作物语义分割模型[J]. 农业工程学报,2025,41(14):216 - 227.
ZHAO Xu, LI Hao, ZHU Yihu, et al. Crop semantic segmentation model integrating high-resolution imagery and time-series NDVI[J]. Transactions of the CSAE,2025,41(14):216 - 227. (in Chinese)

[11] 朱玉颖,刘振银,吴钊,等. 基于改进 U - Net 的农业大棚高分遥感影像语义分割模型[J]. 农业工程学报, 2025, 41(21):155 - 164.
ZHU Yuying, LIU Zhenyin, WU Zhao, et al. Semantic segmentation model for agricultural greenhouses in high-resolution remote sensing images using an improved U - Net[J]. Transactions of the CSAE, 2025,41(21):155 - 164. (in Chinese)

[12] ZHAO X, LIN X, YAO Z, et al. Plant growth monitoring, prediction, and self-regulation utilizing MXene/CNTs/TPU flexible strain sensors integrated with deep learning algorithms and soft actuators[J]. Science China Materials,2025, 68:3715 - 3727.

[13] 陈子文, 杨宇帆, 张海腾, 等. 青花椒田间场景分割与导航线提取方法[J]. 农业工程学报,2024,40(23):217 - 226.
CHEN Ziwen, YANG Yufan, ZHANG Haiteng, et al. Extracting navigation line after segmenting the field scene of green Sichuanpeppers[J]. Transactions of the CSAE,2024,40(23):217 - 226. (in Chinese)

[14] 常晗, 郭树欣, 张海洋, 等. 基于改进 CBAM - DeepLab V3 + 的苹果种植面积提取[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊2):206 - 213.

CHANG Han, GUO Shuxin, ZHANG Haiyang, et al. Apple planting area extraction based on improved DeepLab V3 + [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 206 – 213. (in Chinese)

[15] 李政凯, 于嘉辉, 潘时佳, 等. 冬季猕猴桃树单木骨架提取与冠层生长预测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(4): 92 – 104.
LI Zhengkai, YU Jiahui, PAN Shijia, et al. Individual tree skeleton extraction and crown prediction method of winter kiwifruit trees[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(4): 92 – 104. (in Chinese)

[16] WANG X, WANG W, LU J, et al. HRST: an improved HRNet for detecting joint points of pigs[J]. Sensors, 2022, 22(19): 7215.

[17] 刘祥, 田敏, 梁金艳. 基于 RCH – UNet 的新疆密植棉花图像快速分割及产量预测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(7): 230 – 239.
LIU Xiang, TIAN Min, LIANG Jinyan. Prediction of cotton yield densely planted in xinjiang of china using RCH – UNet model [J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(7): 230 – 239. (in Chinese)

[18] YE Z, LIU Y, YE F, et al. Automatic diagnosis of agromyzid leafminer damage levels using leaf images captured by AR glasses [J]. Journal of Integrative Agriculture, 2025, 24(9): 3559 – 3573.

[19] ZHAO J, LI Z, LEI Y, et al. Application of UAV RGB images and improved PSPNet network to the identification of wheat lodging areas[J]. Agronomy, 2023, 13(5): 1309.

[20] 黄远征, 尹春丽, 刘波, 等. 基于改进的快速 Shi – Tomasi 特征点检测算法的图像拼接算法[J]. 机械设计与研究, 2018, 34(4): 70 – 73.
HUANG Yuanzheng, YIN Chunli, LIU Bo, et al. Image mosaic algorithm based on improved fast Shi – Tomasi feature points detection algorithm[J]. Machine Design and Research, 2018, 34(4): 70 – 73. (in Chinese)

[21] 江自真, 周俊, 韩宏琪, 等. 基于 RANSAC 拟合点云去噪的苹果采摘位姿构建方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 72 – 81.
JIANG Zizhen, ZHOU Jun, HAN Hongqi, et al. Apple picking pose establishment based on filtering point-cloud noise by RANSAC fitting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 72 – 81. (in Chinese)

[22] 张杰, 张末含, 李述特, 等. 基于图像处理的橡胶树割痕提取与死皮识别[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(1): 259 – 262, 329.
ZHANG Jie, ZHANG Mohan, LI Shute, et al. Extraction of cut marks and identification of TPD of rubber tree based on image processing[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(1): 259 – 262, 329. (in Chinese)

[23] 周航, 张顺路, 翟毅豪, 等. 天然橡胶割胶机器人视觉伺服控制方法与割胶试验[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(4): 56 – 64.
ZHOU Hang, ZHANG Shunlu, ZHAI Yihao, et al. Vision servo control method and tapping experiment of natural rubber tapping robot[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(4): 56 – 64. (in Chinese)

[24] 张羽丰, 杨景, 邓寒冰, 等. 基于 RGB 和深度双模态的温室番茄图像语义分割模型[J]. 农业工程学报, 2024, 40(2): 295 – 306.
ZHANG Yufeng, YANG Jing, DENG Hanbing, et al. Semantic segmentation model for greenhouse tomato images using RGB and depth bimodal[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(2): 295 – 306. (in Chinese)

[25] 张蔚然, 杜岳峰, 栗晓宇, 等. 基于 FSLYOLO v8n 的玉米籽粒收获质量在线检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(8): 253 – 265.
ZHANG Weiran, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. Online detection method of corn kernel quality based on FSLYOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 253 – 265. (in Chinese)

[26] RUSSELL B C, TORRALBA A, MURPHY K P, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77: 157 – 173.

[27] QIAO C, LI K, ZHU X, et al. Detection of cucumber downy mildew spores based on improved YOLOv5s[J]. Information Processing in Agriculture, 2025, 12(2): 179 – 194.

[28] 曾繁国, 朱君, 王海峰, 等. 改进帧间差分-深度学习识别群养猪只典型行为[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15): 170 – 178.
ZENG Fanguo, ZHU Jun, WANG Haifeng, et al. Typical behavior recognition of herd pigs based on improved frame difference and deep learning[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(15): 170 – 178. (in Chinese)

[29] 沈中华, 程虎强, 夏爱强, 等. 基于 RGE – UNet 模型的甘蔗蔗梢识别研究[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(3): 188 – 194.
SHEN Zhonghua, CHENG Huqiang, XIA Aiqiang, et al. Research on sugarcane shoot recognition based on RGE – UNet model [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(3): 188 – 194. (in Chinese)

[30] ZENG F, LI B, WANG H, et al. Detection of calf abnormal respiratory behavior based on frame difference and improved YOLOv5 method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107987.

(下转第 207 页)

[18] 刘瑞,李衍军,刘春晓,等.铲式宽苗带燕麦播种开沟器设计与试验[J].农业机械学报,2021,52(9):89-96.
LIU Rui, LI Yanjun, LIU Chunxiao, et al. Design and experiment of shovel type wide seedling belt oat seeding furrow opener [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(9):89-96. (in Chinese)

[19] 苟文,马荣朝,杨文钰,等.小麦免耕播种机开沟器的设计[J].农业工程学报,2012,28(增刊1):21-25.
GOU Wen, MA Rongchao, YANG Wenyu, et al. Design of opener on no-till wheat seeder[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(Supp.1):21-25. (in Chinese)

[20] 张杰,赵春花.小型山地苜蓿播种机开沟器的设计与试验[J].农业机械,2013(10):149-152.
ZHANG Jie, ZHAO Chunhua. Design and experiment of furrow opener for small mountain alfalfa seeder[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2013(10): 149-152. (in Chinese)

[21] 侯守印,纪张驰,薛东辉,等.适配免耕播种单体的清秸装置改进设计与试验[J].农业机械学报,2023,54(7):111-122.
HOU Shouyin, JI Zhangchi, XUE Donghui, et al. Improved design and test of straw cleaning device suitable for no-tillage seeding unit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(7):111-122. (in Chinese)

[22] 李运通,郑娟,张百祥,等.圆盘滑刀式小粒径蔬菜窄行密植播种机设计与试验[J].农业机械学报,2025,56(1):197-209.
LI Yuntong, ZHENG Juan, ZHANG Baixiang, et al. Design and testing of disc-sliding knife narrow-row precision seeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(1):197-209. (in Chinese)

[23] AIKINS K A, JENSEN T A, ANTILLE D L, et al. Evaluation of bentleg and straight narrow point openers in cohesive soil [J]. Soil and Tillage Research, 2021, 211: 105004.

[24] 王昭宇,尤泳,贺长彬,等.退化羊草地切根释压松土工艺研究与试验[J].农业机械学报,2024,55(12):404-417.
WANG Zhaoyu, YOU Yong, HE Changbin, et al. Research and experiment on loosening soil by cutting roots to release pressure for degraded leymus chinensis grassland[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024, 55(12):404-417. (in Chinese)

(上接第 183 页)

[31] 张铙,孙宇,林清河,等. 基于自适应阈值 Canny 边缘检测的 Shi-Tomasi 角点检测方法[J].东北大学学报(自然科学版),2025,46(10):36-43.
ZHANG Yao, SUN Yu, LIN Qinghe, et al. Shi-Tomasi corner detection method based on adaptive threshold Canny edge detection[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science),2025,46(10):36-43. (in Chinese)

[32] 郑权, 乔江伟, 李婕, 等.融合多尺度特征和注意力机制的油菜倒伏分类[J].农业工程学报,2024,40(11):186-194.
ZHENG Quan, QIAO Jiangwei, LI Jie, et al. Integration of multiscale characterization and attention mechanisms for oilseed rapelodging classification methodology[J]. Transactions of the CSAE,2024,40(11):186-194. (in Chinese)

[33] 罗钧, 刘建强, 庞亚男.基于邻域搜索 JADE 的二维 Otsu 多阈值图像分割[J].系统工程与电子技术,2020,42(10):2164-2171.
LUO Jun, LIU Jianqiang, PANG Yanan. Muiti-threshold image segmentation of 2D Otsu based on neighborhood search JADE [J]. System Engineering and Electronics,2020,42(10):2164-2171. (in Chinese)

[34] 孙俊, 宋佳, 武小红, 等.基于改进 Otsu 算法的生菜叶片图像分割方法[J].江苏大学学报(自然科学版),2018, 39(2):179-184.
SUN Jun, SONG Jia, WU Xiaohong, et al. Image segmentation method of lettuce leaf based on improved Otsu algorithm[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition),2018,39(2):179-184. (in Chinese)