**基于改进yolov8机载激光雷达点云数据单木分割（待确定题目）**

**Abstract**

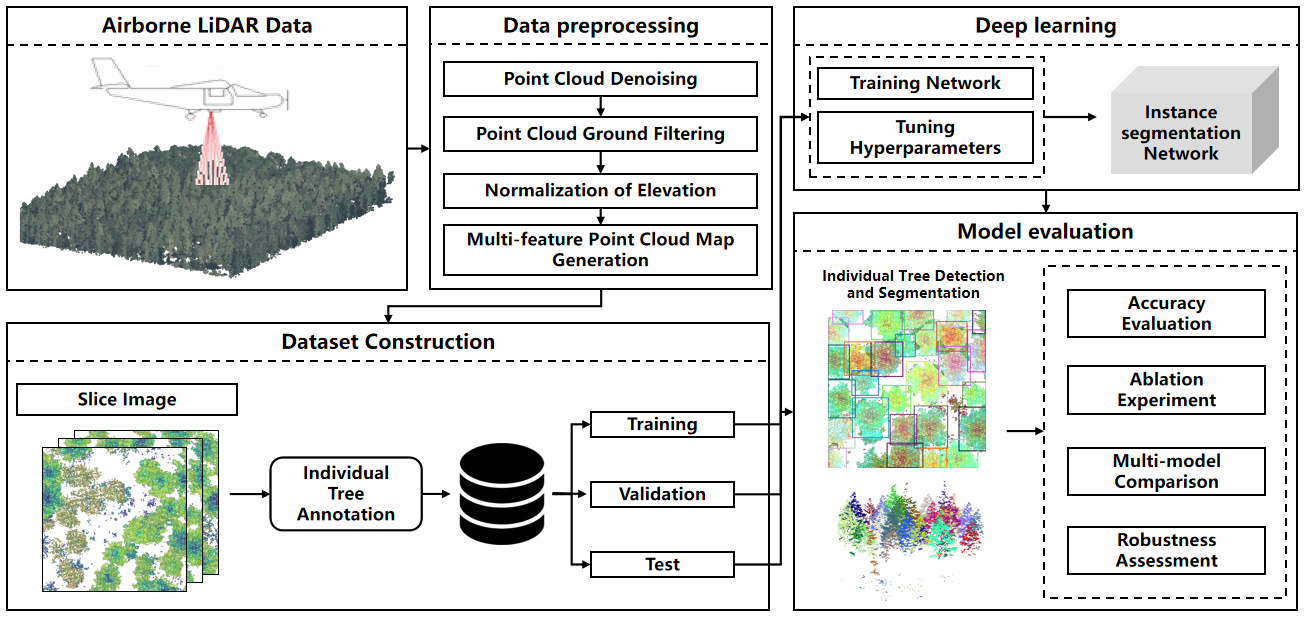
**1. Introduction**

研究目的与意义、机载激光点云单木分割现状（传统、深度学习方法）

YOLO单木实例分割、检测的优势、本文方法解决的问题

**2. Materials and Methods**

**2.1. Framework of Study**



（大致流程图样式\_小修）

本研究旨在通过改进YOLOv8网络对机载激光雷达点云数据生成的多特征图像进行单木实例分割，实现对密集林区中单棵树的精确识别和边缘描绘。图？显示了完整的研究框架。首先，对机载激光雷达点云数据进行去噪、地面滤波、高程归一化等预处理，生成多特征点云图，并构建包含单木标注的训练数据集。随后，利用融合CRTN模块、CBAM注意力机制和Dynamic head动态头的改进YOLOv8网络对多特征点云图进行深度特征提取与单木分割，以提高分割的准确性。最后，通过准确性评估、消融实验、多模型对比和鲁棒性测试对模型性能进行全面评估，从而验证了该方法在不同场景下的优越性和稳健性。

**2.2.Study Area and Dataset**

**2.2.1.Study Area**

研究区地理位置、地形地貌、气候条件、主要树种

**2.2.2.Data Acquisition**

仪器信息、获取方式、数据信息

**2.2.3.Data Preprocessing and Dataset Construction**

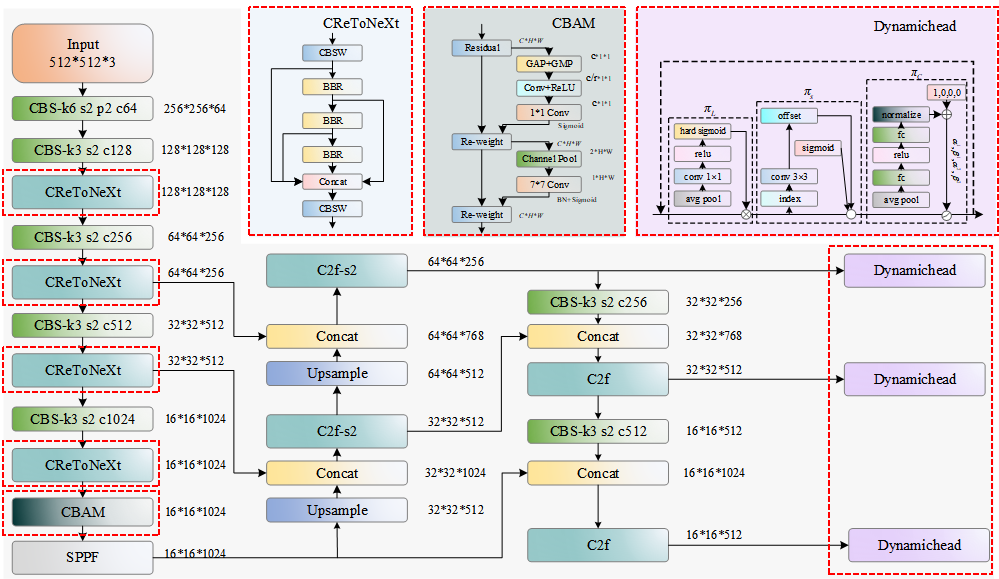
数据预处理、数据集的制作（需添加多特征点云图的生成）

为了提高单木分割方法的精度和效率，本研究对原始机载激光点云数据进行了一系列预处理操作。首先，采用统计离群值去除（SOR）滤波算法从点云数据中去除噪声和异常值。其次，采用布模拟滤波(CSF)算法[41]对地面和非地面点云进行分割。CSF方法利用纺织材料的固有特性，通过调整与织物相关的模拟物理特性来增强点云过滤过程。然后，以CSF算法生成的模拟织物作为数字地形模型（DTM），通过将原始点云的高度值减去DTM高度，实现高度归一化处理。该转换过程确保了点云高度值准确反映相对于地面的高度变化，同时保持了树木及其分支在点云数据中的一致空间分布，精确保留了它们的相对位置关系（见图？）。使用开源软件CloudCompare（https://www.cloudcompare.org/）对上述点云进行预处理。[An Individual Tree Detection and Segmentation Method from TLS and MLS Point Clouds Based on Improved Seed Points]+

现有的深度学习单木分割方法主要依赖多光谱影像或激光雷达生成的光栅数据（如冠层高度模型），但这些方法难以充分利用点云数据中的丰富几何和物理特征，尤其在树冠密集或结构复杂的森林场景中，分割精度较低，易出现漏检或误检。（而基于三维点云的分割方法虽然能够避免二维数据插值引入的误差，但由于计算复杂度高，且流程繁琐，现有的三维卷积神经网络在应用时仍存在精度和效率上的局限。）因此本研究提出了一种点云多特征赋色的方法，旨在解决现有方法未能充分利用点云丰富特征的问题。首先，通过对点云的Z轴（垂直坐标）进行分区，计算不同高度范围的点密度，并使用viridis颜色映射表将归一化的密度值映射为RGB颜色，生成基于密度的赋色点云。同时，对点云的强度值进行归一化处理并映射为RGB颜色，生成基于强度的赋色点云。通过计算密度赋色和强度赋色的RGB均值，最终得到融合多种特征的赋色点云（图？），充分提取点云中的多维特征信息。接着，将多特征赋色点云转换为多特征点云图，具体方法为提取点云的XYZ坐标和融合后的RGB颜色信息，根据XY坐标进行投影，将每个点的颜色映射到二维平面上，并选取Z值最高的点代表该位置的特征，从而生成完整反映点云三维结构的多特征点云图。【因此本研究提出了一种点云多特征赋色的方法，旨在充分利用点云数据的丰富特征。首先，通过对点云的Z轴分区计算不同高度范围的点密度和强度值，分别使用颜色映射生成基于密度和基于强度的赋色点云，并通过融合两者的RGB均值构建多特征赋色点云，从而全面提取点云的多维特征信息。随后，将多特征赋色点云转换为多特征点云图，提取点云的XYZ坐标和融合后的RGB颜色信息，按XY坐标投影到二维平面，生成完整反映点云三维结构特征的点云图，为后续分析提供了全面而精确的数据支持。】

为了适应YOLOv8深度学习网络的处理需求，我们进一步将生成的多特征点云图切割成512x512像素的小图块，并在相邻图块之间设置64像素的重叠区域，以保留图块边缘信息，确保图像在后续处理中的连续性和一致性（图？）。随后，使用labelme工具对图像进行注释，生成包含目标位置、锚框大小和树种标签的XML文件（具体修改）。为缓解小数据集可能导致的过拟合问题，我们利用Python调用OpenCV库进行数据增强，包括翻转、旋转、调整对比度、添加高斯噪声等方法，张扩数据集并同步更新注释文件。扩展后的数据集按照7:3的比例随机划分为训练/验证集（70% = 56 plots）和测试集（30% = 26 plots）。在训练/验证集采用两步训练方法，进一步将其随机划分为训练数据（80% = 45 plots）和验证数据（20% = 11 plots）。训练数据用于训练改进的YOLOv8模型，验证数据用于监控模型在训练阶段对未见数据的性能表现。利用测试集对单木分割方法的性能进行全面评估，以验证模型的鲁棒性和泛化能力。

**2.3.Improved YOLOv8 Individual Tree Segmentation Model**



原模型的优势、针对本文研究解决不了的问题，整体改进的网络与具体介绍

YOLOv8 是 YOLO 系列的最新版本，继承了 YOLO 系列的优点并融入创新设计，在实现高精度目标检测的同时，进一步增强了对目标区域的像素级分割能力，保持了轻量化和高效推理的特点。其架构基于目标检测的经典设计，分为主干、颈部和头部三部分，同时加入了用于分割任务的掩码预测分支（并加入掩码预测分支以增强像素级分割能力。）。

(1)主干有效地提取多尺度特征，保证模型在不同尺度上的感知能力，包括Conv、C2f和SPPF （Spatial Pyramid pool - fast）等模块；(2)颈部通过特征金字塔网络和路径聚合网络的融合，增强了特征的多尺度融合和上下文信息的传递，提高了模型的检测精度；(3) Head采用解耦Head策略，负责预测层的目标分类、边界盒回归和置信度评估，并通过非极大值抑制技术输出精确的检测结果。

主干通过深度卷积神经网络提取多尺度特征，结合特征金字塔网络（FPN）和路径聚合网络（PAN）在颈部模块进行多尺度特征融合，增强对小目标的检测能力；头部模块采用多任务学习方法，通过分类、边界框和掩码预测实现目标检测与分割的联合优化，同时利用 Anchor-Free 检测头摆脱锚框限制，更灵活适应不同目标形状和大小。YOLOv8 还采用全新损失函数提升模型性能，支持 CPU 和 GPU 平台运行，具备高度扩展性，可应用于分类、分割和姿态估计等多种任务。在精度与效率之间取得良好平衡的同时，凭借轻量化设计与端到端优化方式，YOLOv8 成为解决复杂分割任务和多任务深度学习的高效方案。

主干网络通过深度卷积神经网络提取多尺度特征，包括卷积块、跨阶段部分（CSP）网络和其他高效模块，用于从输入图像中捕获丰富的语义信息和空间细节。提取的特征随后传递至颈部模块，通过特征金字塔网络（FPN）和路径聚合网络（PAN）进行进一步的多尺度特征融合，结合上下文信息和多级特征以增强对小目标的检测能力。

在头部模块中，YOLOv8 采用多任务学习方法，将目标检测与实例分割联合优化，其中目标检测分支用于生成目标框和类别预测，分割分支提取区域特征生成像素级掩码，结合动态卷积或区域特征聚合方法提升分割精度。多任务损失函数整合了分类损失、边界框损失和掩码损失，实现两项任务的协调优化。在推理阶段，YOLOv8 通过非极大值抑制（NMS）去除冗余框，并结合分割分支生成最终的实例分割结果。总体而言，YOLOv8 实例分割在实时性与性能之间取得了良好平衡，适用于自动驾驶、医学影像分析和工业检测等需要精确分割与快速处理的场景，凭借其轻量化设计与端到端优化方式，成为解决复杂分割任务的高效方案。

YOLOv8 （You Only Look Once version 8）作为目标检测领域的重大进步（结构如图5所示），通过整体架构的优化和创新，在精度和速度上取得了显著的提高。它考虑了物体的多尺度特征，采用三个不同尺度的检测层来容纳不同大小的物体。这种多尺度策略有效地处理了不同大小和比例的目标，提高了模型对各种目标的检测精度。它的综合设计包括三个主要部分：主干、颈部和头部，每个部分对模型的最终性能都起着至关重要的作用。(1)主干有效地提取多尺度特征，保证模型在不同尺度上的感知能力，包括Conv、C2f和SPPF （Spatial Pyramid pool - fast）等模块；(2)颈部通过特征金字塔网络和路径聚合网络的融合，增强了特征的多尺度融合和上下文信息的传递，提高了模型的检测精度；(3) Head采用解耦Head策略，负责预测层的目标分类、边界盒回归和置信度评估，并通过非极大值抑制技术输出精确的检测结果。

由于树木之间的相互遮蔽，可能遮蔽或连接树冠的部分，使分离复杂化，因此对森林地区单个树木的准确识别提出了挑战。此外，单株树检测通常需要高分辨率的图像来清晰地捕捉单株树的细节。然而，高分辨率图像处理具有挑战性，消耗大量计算资源，并且需要算法处理复杂的背景、遮挡和多种特征，以确保检测精度。为了解决RGB图像中低准确率的挑战和检测树木团块的常见问题，以及模型轻量化的需要，我们提出了基于YOLOv8的YOLOTree目标检测模型（结构如图6所示）。该模型旨在充分探索在复杂森林背景下识别单个树木的潜力。首先，采用多尺度特征融合，将高级语义信息与详细的低级特征有效融合；对FPN（特征金字塔网络）的增强增强了模型在不同尺度上的检测性能。其次，为了增强特征表达能力，我们引入了EMA（Efficient Multi-Scale Attention）机制，并设计了C2f\_EMA模块来取代原有的C2f模块，有效地调节了感受野。

YOLOv5网络作为目标检测器表现出卓越的性能，在保持快速推理速度的同时实现高检测精度。YOLOv5架构包含五个子版本，每个版本的特点是具有一致的底层框架，但因网络宽度和深度的变化而有所区别，这些变化会影响检测的准确性和效率。YOLOv5的底层框架由三个关键部件组成，即脊柱、颈部和头部。主干通过使用一系列操作从输入数据中提取特征，包括跨阶段部分（CSP）网络[42]、卷积（Conv）块和空间金字塔池融合（SPPF）机制。这些操作有助于提取和整合信息特征，然后将其传递给颈部模块。颈部用于通过卷积、采样和特征融合等一系列操作来细化和增强从主干提取的特征。颈部通过水平连接和自上而下的双向融合过程聚合来自不同网络层次的特征，包括低级空间细节和高级语义信息，这是通过应用功能金字塔结构[43]实现的。这种有效的融合技术允许在不同级别捕获粗粒度和细粒度特征。头部通过整合来自主干和颈部模块的多层次特征，对物体的位置和类别进行最终预测。

YOLO-DCAM的详细网络结构如图4所示。对于YOLO-DCAM的后骨，合理嵌入CSP- dcn模块，CSP- dcn模块以CSP模块为基准，组装可变形卷积层构建。CSP-DCN的设计有效地提高了特征提取能力。在颈部部分，合理加入高效的注意力模块，采用并行、多尺度、跨空间的学习方法，有效捕获局部和全局注意力信息。这一新增功能使模型专注于目标特征，减少了冗余，并减轻了com复杂场景中单个树的遗漏和错误检测相关的挑战。

虽然YOLOv7在实时目标检测方面表现良好（Zhao et al., 2023），但在受复杂背景影响的枯树、梭梭等小目标上，YOLOv7的检测性能可能达不到预期。此外，对于大型树冠树木，如Elaeagnus angustifolia和Ulmus pumila，树冠重叠可能导致假阳性或错误分类。精确识别复杂背景下的小目标，精确分类复杂重叠冠层在本节中，我们介绍了一个基于原生YOLOv7网络的改进的YOLOv7- kcc模型。图3显示了YOLOv7-KCC模型的所有结构，它由四个部分组成：Input、Backbone、Neck和Head。并详细给出了各模块的组成结构。

通过在YOLOv8网络中引入CReToNeXt模块、CBAM注意力机制和Dynamichead动态头，本研究针对树冠密集的林地场景，重点提升了单木位置检测与边缘提取的精度。在单木位置检测上，CReToNeXt模块通过深度可分离卷积与多尺度特征融合，显著提升了网络的特征提取能力，特别是在应对复杂森林环境中的不同尺度树木时，模型能够更加精准地定位单木的空间位置。CBAM注意力机制通过自适应增强通道和空间特征，使得模型在复杂背景下能够有效聚焦关键目标，实现了对单木位置的精准捕捉。在单木边缘提取方面，Dynamichead模块通过动态特征融合，灵活调整不同层次的特征，显著改善了树木边缘的提取效果，使模型在处理密集树木重叠和遮挡的场景时，能够更好地还原树木的真实边界。此外，针对实例分割中掩膜受到边界框裁剪影响，导致部分ITC（单木冠层）分割结果出现不规则边界的问题，本研究在YOLOv8的预测过程中引入了形态学扩展操作，修正了边界失真，使分割结果更加准确地还原ITC的真实边界。通过将CReToNeXt模块、CBAM注意力机制和Dynamichead动态头集成到YOLOv8网络，本研究针对树冠密集的林地场景，优化了单木位置的检测和边缘的提取，其具体结构如图13所示。

**2.3.1. Improved Backbone with CRTN**

**2.3.2. Improved Backbone with CBAM**

**2.3.3. Improved Detection Head with Dynamic Head**

具体网络改进一、二、三

**2.4.Accuracy Evaluation**

精度评价指标

**2.5. Experimental Settings**

计算机环境与参数配置

**3. Result and Analysis**

**3.1. Ablation Experiment**

消融实验结果与分析

**3.2. Improved Model Results and Analysis**

特征图结果，定量、定性分割结果与分析，适应性、鲁棒性分析（不同密度）

**3.3. Comparison Experiments of Different Models**

与其他常用单木分割模型进行对比实验

**4. Discussion**

**5. Conclusion**

**Reference**