

岩溶湿地无人机LiDAR点云精细3D制图及植被空间分异研究

邓力维^{1,2}, 张洪艳¹, 付波霖^{2,1}

1. 中国地质大学 计算机学院, 武汉 430078;

2. 桂林理工大学 测绘地理信息学院, 桂林 541006

摘要: 湿地作为连接陆地和水生生态系统的重要纽带, 承载着关键生态服务并对于维持生物多样性具有不可或缺的作用。然而, 岩溶湿地复杂的植被垂直重叠现象和特殊的水文条件使其植被分布难以有效监测, 制约了对湿地生态的进一步了解。为解决这一问题, 本文以桂林市会仙喀斯特国际重要湿地为研究区, 提出并实践一种基于LiDAR点云语义分割的3D植被制图分析方法。该方法使用深度学习点云语义分割算法开展湿地植被精细3D制图, 并基于制图结果量化各种植被的体积分布、邻水距离和淹水频率, 以揭示植被分布与湿地水文之间的关系。研究结果表明: (1) DWS-KP-FCNN算法能够基于LiDAR点云精确识别和区分多种植被类型, 并通过后处理方法有效解决植被重叠与水体识别问题, 生成类别精细、精度高的3D植被分布图; (2) 绘制了湿地植被沿邻水距离和淹水频率梯度的单位体积分布, 清晰地揭示了植被分布与水文梯度之间关系; (3) 将研究区按邻水距离和淹水频率划分为多个具有不同植被分布模式的空间分区, 揭示了不同水文环境中植被群落的空间分异, 为湿地生态系统的精细化管理提供了数据支持。上述结论证明, 基于LiDAR点云语义分割的3D植被制图分析方法为岩溶湿地植被提供了一种高效、精确、全面的遥感监测手段, 具有重要的生态保护和管理应用价值。

关键词: 岩溶湿地, 无人机LiDAR, 3D植被制图, 点云语义分割, 深度学习, 植被分布规律

中图分类号: P2

引用格式: 邓力维, 张洪艳, 付波霖. 2025. 岩溶湿地无人机LiDAR点云精细3D制图及植被空间分异研究. 遥感学报, 29(11): 3202-3216

Deng L W, Zhang H Y and Fu B L. 2025. Fine 3D mapping and vegetation spatial differentiation study based on UAV LiDAR point cloud in karst wetland. National Remote Sensing Bulletin, 29(11): 3202-3216 [DOI: 10.11834/jrs.20254522]

1 引言

岩溶湿地(亦称为喀斯特湿地)是拉姆萨尔(Ramsar)湿地分类中一种独特的湿地系统, 由湖泊、河流、沼泽等地上和地下水体组成(Deng等, 2022; 卢丽等, 2022)。岩溶湿地不仅能够提供关键的生态服务(Yan等, 2021), 同时亦为众多濒危物种提供了宝贵的栖息场所, 对保持生物多样性及区域生态平衡具有不可替代的作用。湿地植被作为湿地生态系统的核心组成部分, 对维持湿地生态健康及支撑其提供生态服务起着决定性作用

(Nilsson等, 2010)。在全球气候变化、人类活动加剧以及岩溶地区特有的地质灾害等多重压力下, 岩溶湿地生态正遭遇水域面积萎缩、外来物种入侵和生物多样性减退等一系列严峻挑战(Fu等, 2022)。为有效应对这些挑战, 需要深入了解岩溶湿地植被的空间分布模式, 以制定湿地保护策略(孙伟伟等, 2025)。然而, 由于岩溶湿地植被种类繁多、水文条件复杂, 植被分布格局难以快速精准刻画, 现已成为制约湿地保护的关键难题。

岩溶湿地植被的分布模式直接受到水文条件的影响, 不同的水文梯度孕育了多样化的植被类型和

收稿日期: 2024-11-22; 预印本: 2025-06-16

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42371341); 广西自然科学基金面上项目(编号: 2024GXNSFAA010351); 广西科技重大专项(编号: 桂科AA23062035)

第一作者简介: 邓力维, 研究方向为点云深度学习算法研发与应用。E-mail: dlw@cug.edu.cn

通信作者简介: 付波霖, 研究方向为湿地精细遥感。E-mail: fubolin@glut.edu.cn

群落结构 (Yang 等, 2020)。当前, 探究水文对湿地植被群落分布影响的研究工作主要集中在洪泛湿地、滨海湿地和沼泽湿地 (Tan 等, 2016; Yang 等, 2021)。而在具有独特水文条件的喀斯特湿地中, 该研究尚处于起步阶段 (Lao 等, 2024)。开展湿地植被群落精细制图, 探究喀斯特湿地独特的水文特征对植被分布格局和生长状况的影响, 对喀斯特湿地生态系统的保护、入侵物种拦截策略的制定, 以及湿地生态恢复方案的设计具有重要意义。

无人机载激光雷达 LiDAR (Light Detection and Ranging) 具有一定的冠层穿透能力, 能够表示多层植被垂直覆盖情况并刻画植被精细结构, 为具有错综复杂垂直结构的湿地植被制图提供了一种快速有效的方法 (Cao 等, 2021; Campbell 等, 2023)。基于 LiDAR 点云可以实现 2D 和 3D 植被制图 (Deng 等, 2023), 目前大部分 LiDAR 植被制图研究采用的是将 3D 点云转化为 2D 栅格, 并对栅格数据进行逐像素分类的 2D 制图方法 (Guo 等, 2024; 张书嵘等, 2025)。然而, 仅依靠 2D 制图通常无法识别被冠层覆盖的低矮灌木和草本植被。尽管部分研究者尝试使用 2D 方法实现对林下特定植被的测绘 (Singh 等, 2015), 但这种方法依然无法应用于具有多种低矮植被, 且植被间垂直覆盖关系复杂的岩溶湿地场景。因此, 逐点分类 LiDAR 点云的 3D 制图方法成为一种更为理想的解决方案。Deng 等 (2023) 的研究成果表明, 在岩溶湿地植被制图中, 3D 制图相较于 2D 制图具有显著优势, 能够直接获取多个类别的 3D 分布结果, 进而更好地表征复杂的植被分布情况。然而, 该研究仅对 6 种自然植被进行分类,

且未能涵盖具有复杂植被层次的场景, 这在一定程度上限制了其对岩溶湿地植被生态的全面理解。

因此, 本文以中国广西壮族自治区桂林市的会仙喀斯特国际重要湿地为研究区, 联合无人机 LiDAR 点云、实地样方调查和全年水位测量数据, 提出一种基于 LiDAR 点云语义分割的 3D 植被制图分析方法, 利用深度学习 3D 点云语义分割模型 (DWS-KP-FCNN) 进行 24 类语义分割, 生成精细的 3D 植被分布图。在此基础上, 本研究进一步利用 3D 植被分布图对各类植被的体积分布、与水体的距离关系及其受淹频次进行了量化分析, 探究植被沿水文梯度的分布规律。最后, 利用层次聚类算法将研究区域细分为若干具有特定生态学意义的子区域, 揭示会仙喀斯特湿地内部植被分布和组成的异质性, 为该地的生态保护提供科学依据。

2 研究区和数据源

2.1 研究区概况

会仙喀斯特湿地位于国际旅游胜地桂林市 (图 1), 是全球亚热带峰林平原区最大、最具代表性的岩溶湿地 (Fu 等, 2024), 2022 年入选国际重要湿地名录 (Ramsar, 2022)。在该区域的岩溶湿地景观中, 植被和水体错综复杂地交织在一起, 形成了独特的生态系统, 包含岩溶湖泊、河流、沼泽等。拥有华克拉莎、浆果藁草、芦苇、芦竹、乌桕等多种植物物种, 是极具研究价值的典型岩溶湿地 (Zhang 等, 2010; 孙习东等, 2024)。该研究区为系统研究岩溶湿地植物物种的 3D 空间分布及其与水文的响应关系提供了便利条件。

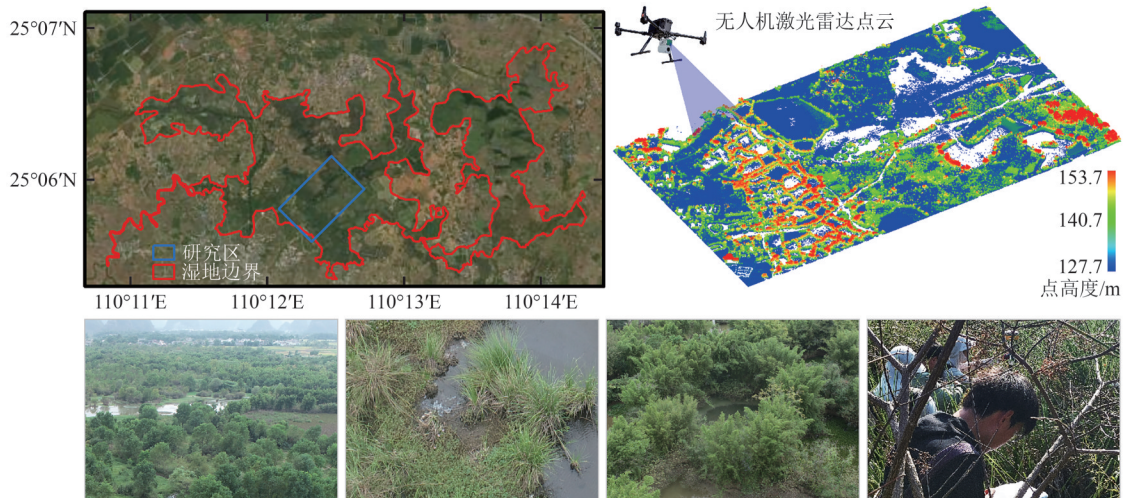


图 1 研究区概况和地面调查照片

Fig. 1 Overview of the study area and photographs of ground surveys

2.2 数据源

2.2.1 无人机 LiDAR 点云获取

新疆 Matrice 300 RTK 无人机搭载华测 AlphaAir 450 LiDAR 传感器于 2022 年 3 月 15 日上午采集会仙喀斯特湿地核心区的 LiDAR 数据。LiDAR 波长 905 nm, 最大扫描角度 $\pm 35^\circ$, 最大回波数 3, 无人机飞行高度 110 m, 平均飞行速度 7 m/s, 航带间距 60 m, 共采集了 12 个航带的 LiDAR 数据, 水平覆盖约为 900 m \times 600 m 的湿地核心区, 平均点密度为 238 点/m²。每个点的信息包括 XYZ 三空间坐标、RGB 三通道颜色、905 nm 激光反射强度、回波次数、采集时间以及采集角度。

2.2.2 湿地水位原位测量

2021 年 3 月在会仙喀斯特湿地的两个主要河道和中心湖底分别布置了两个 HOBO U20-001-02 水位计, 该水位计使用免维护的绝对压力传感器测量并记录部署处的水压和温度, 将水压转换为水深以表示湿地的水位。水位计量程为 0—30.6 m, 分辨率为 0.41 cm, 最大误差为 3 cm。于 2022 年 7 月回收水位计, 使用 HOBOWare Pro 软件将记录的的压力读数结合温度、流体密度以及气压等信息, 转换为水深读数。最后经过数据清理, 取多个传感器的平均读数, 得到从 2021 年 6 月 30 日到 2022 年 6 月 29 日一年间每小时的湿地水位数据。

2.2.3 实地踏勘

实地数据采集与遥感数据采集同步进行, 对研究区域中具有代表性的位置进行了地面植被调查, 使用 Trimble V90 GNSS RTK System 记录植被位置 (付波霖等, 2022)。对于人无法达到的区域, 利用无人机低空拍摄高空间分辨率影像, 通过目视解译确定植被物种。本文基于实地勘测结果将会仙喀斯特湿地核心区地物分为 25 个类别, 其中包括 21 类植被, 如表 1 所示。

3 研究方法

图 2 概述了本研究的总体技术路线, 包括实地数据采集、植被精细 3D 制图和植被与水关系量化 3 个部分。在完成实地样方调查和数据采集后, 构建了会仙喀斯特湿地 3D 点云数据集, 采用深度学习模型 DWS-KP-FCNN 进行点云语义分割, 生成

会仙喀斯特湿地核心区的 3D 植被分布图; 然后采用后处理算法修正 3D 植被分布图中不利于量化分析的结果; 最后, 基于 3D 植被分布图, 量化湿地中各类植被以及水体的空间分布, 并结合时序水位数据, 揭示不同植被的分布规律。

表 1 本文研究的植被物种类别及其缩写

Table 1 Vegetation categories and their abbreviations in this study

序号	缩写	主要分类	类别(物种)	学名
0	WT	水	水	—
1	EC	水生植物	凤眼莲	<i>Eichhornia crassipes</i>
2	NN		莲	<i>Nelumbo nucifera</i>
3	VH		苦草—黑藻	<i>Vallisneria-Hydrilla</i>
4	YA		黄藻	—
5	GA		绿藻	—
6	PS		大藻	<i>Pistia stratiotes</i>
7	CD	草本植物	狗牙根	<i>Cynodon dactylon</i>
8	CM		华克拉莎	<i>Cladium mariscus</i>
9	SA		斑茅	<i>Saccharum arundinaceum</i>
10	CB		浆果薹草	<i>Carex baccans</i>
11	PA		芦苇—芦竹	<i>Phragmites-Arundo</i>
12	CT		凤箱树	<i>Cephalanthus tetrandrus</i>
13	BS		车筒竹	<i>Bambusa sinospinosa</i>
14	TS		泰竹	<i>Thyrsostachys siamensis</i>
15	BM		孝顺竹	<i>Bambusa multiplex</i>
16	PR		马甲子	<i>Paliurus ramosissimus</i>
17	SM		柳	<i>Salix</i>
18	OF	木樨	<i>Osmanthus fragrans</i>	
19	TC	乌柏—樟	<i>Triadica-Cinnamomum</i>	
20	LG	枫香树—银杏	<i>Liquidambar-Ginkgo</i>	
21	ER	桉	<i>Eucalyptus robusta</i>	
22	AL	其他	耕地	—
23	RD		道路	—
24	AR		人造物	—

3.1 点云语义分割数据集构建

为了实现会仙喀斯特湿地植被精细 3D 制图, 本文对采集到的 LiDAR 点云数据进行预处理, 构建 3D 点云数据集, 如图 3 所示。具体过程为 (1) 使用 0.2 m 的最小间距下采样去除冗余点, 使场景中各处点云密度趋于一致并提升后续步骤的运算效率; (2) 使用统计离群点滤波去除大于平均点距一个标准差的离群点, 这些点通常由低空飞行物、LiDAR 噪声等因素产生; (3) 计算点云的法向量和

曲率, 为点云分类提供更多可用的统计信息; (4) 应用布模拟滤波器CSF (Cloth Simulation Filter) (Zhang等, 2016) 识别和提取地面点, 并使用反距离加权算法计算每个点到地面的距离, 称为归一化点云高程; (5) 基于实地勘测数据, 对点云中各点的所属类别进行标注。由于点云中并没有水体点, 因此

标注后的点云共具有24个类别; (6) 将带有标签的点云水平划分为大小约100 m×100 m的若干区块, 选取约20%包含所有类别的区块作为测试集, 其余的区块作为训练集。上述步骤1至步骤3和步骤5使用开源软件CloudCompare (Daniel, 2024) 完成, 步骤4和步骤6使用Python编程实现。

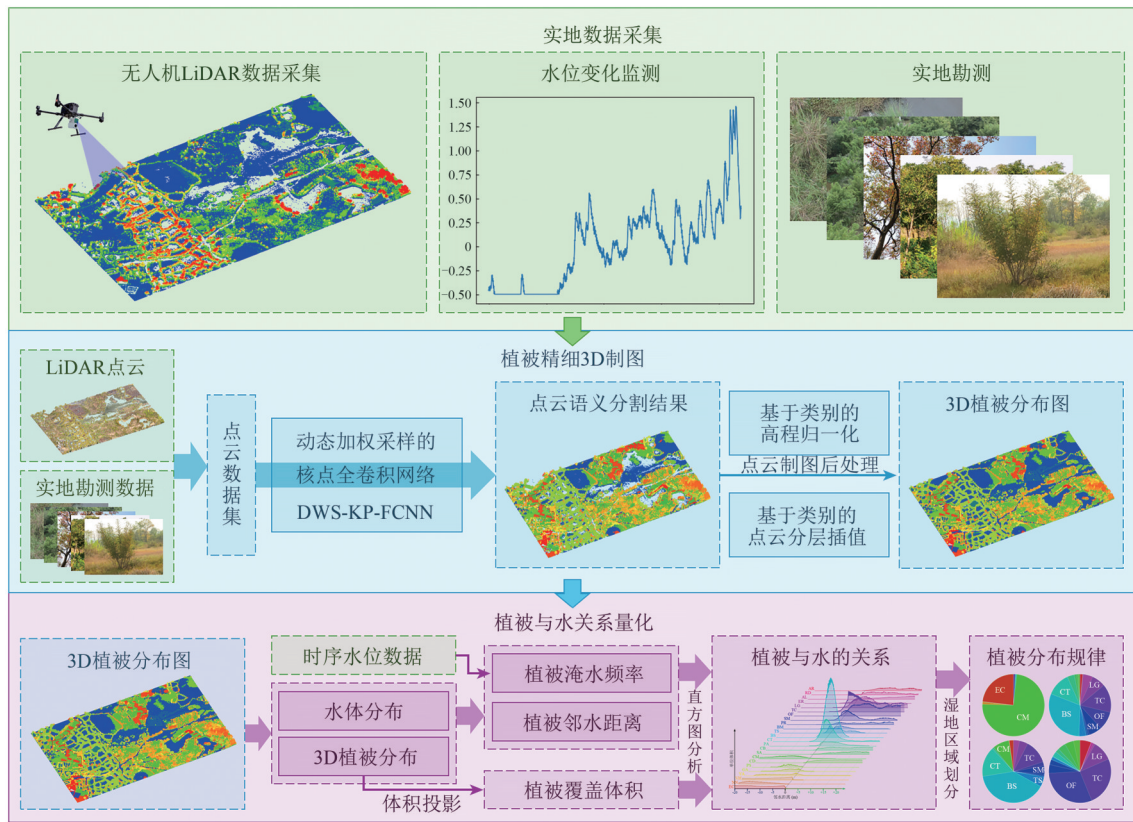


图2 总体技术路线

Fig. 2 Overall technical roadmap



图3 岩溶湿地植被3D点云数据集构建流程

Fig. 3 Flow chart of the construction of 3D vegetation point cloud dataset in karst wetland

3.2 湿地植被精细3D制图

3.2.1 DWS-KP-FCNN点云语义分割模型

本文使用DWS-KP-FCNN模型, 在岩溶湿地植被3D点云数据集中训练植被语义分割模型, 以获取精细的3D植被分布图。KP-FCNN (Thomas

等, 2019) 是一种基于核点卷积的深度学习神经网络模型, 多年来在城市级大规模室外3D点云语义分割任务中保持着领先水平, 但在类别极端不平衡的自然场景下表现较差。动态加权采样DWS (Dynamic Weight Sampling) 策略 (Deng等, 2023) 可以通过动态增加稀有类别的采样频率, 改善类别不平

衡现象，提升模型训练效果。因此，本文采用结合了 KP-FCNN 与 DWS 的 DWS-KP-FCNN 进行实

验，算法流程如图4所示。

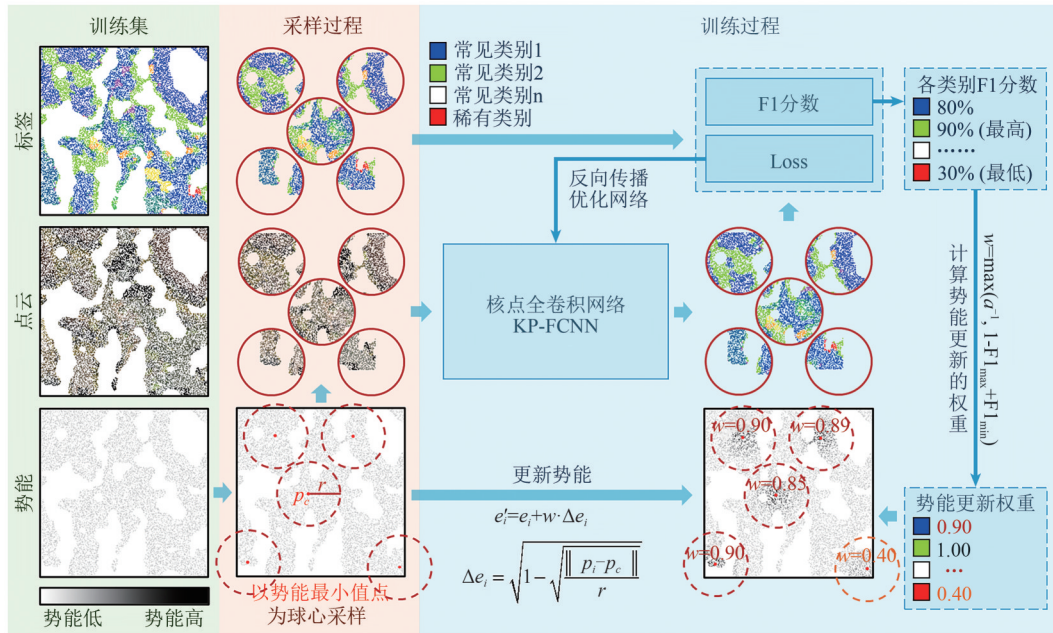


图4 DWS-KP-FCNN算法结构

Fig. 4 Algorithm structure of DWS-KP-FCNN

在训练开始时为总点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 中的每个点 $p_i \in \mathbb{R}^3$ 定义一个势能 $e_i \in \mathbb{R}$ ，并将其初始化为一个随机的极小值。每次采样时确定 P 中势能最小的点 $p_c = \min_e(P)$ ，提取以 p_c 为中心，半径为 r 的邻域中所有点 $\{p_i \in P \mid \|p_i - p_c\| < r\}$ 作为样本输入模型进行训练。采样后增加这些点的势能，距离采样中心越近的点，增加的势能越多，距离采样中心越远的点，增加的势能越低。由于每次采样都是以最小势能点为中心采样，因此该方法能够实现随机均匀采样。

为了提升难以分类的稀有类别的精度，DWS 通过对势能增加值 Δe_i 进行加权，若样本中存在较低 F1 分数的类别，则降低整个样本中的点采样后势能的增加值，从而使得存在稀有类别的区域在训练中采样频率更高，使模型能更充分学习稀有类别的特征。具体势能更新公式如下所示：

$$e'_i = e_i + w \cdot \Delta e_i \quad (1)$$

$$\Delta e_i = \sqrt{1 - \sqrt{\frac{\|p_i - p_c\|}{r}}} \quad (2)$$

$$w = \max(\alpha^{-1}, 1 - F1_{\max} + F1_{\min}) \quad (3)$$

式中， $F1_{\max}$ 为训练过程中各类别历史平均 F1 分数的最大值， $F1_{\min}$ 为样本中各类别历史平均 F1 分数

的最低值， α 为增加采样频率的最大倍率。该方法根据模型训练过程中实时的 F1 分数，动态地增加稀有类别的采样频率，以应对自然场景下植被的类别不平衡。

本文的 DWS-KP-FCNN 基于 Pytorch 深度学习框架实现，在配备了 NVIDIA RTX A6000 图形处理器（48 G 显存）的 Ubuntu 22.04 服务器上部署和执行。岩溶湿地植被 3D 点云数据集的训练集用于训练该模型，测试集用于评估语义分割精度，训练完成后使用该模型对未标注的点云进行预测，获取整个会仙喀斯特湿地核心区的 24 类语义分割结果。

3.2.2 点云语义分割后处理

由于研究场景的复杂性和 LiDAR 传感器的数据特性，通过精细的 3D 语义分割得到的 3D 植被分布图中仍然存在高程归一化不准确、林下植被不完整等影响植被量化分析的缺陷。为了保证后续植被参数量化的精度，需要在语义分割后对 3D 植被分布图进行基于类别的高程归一化和点云分层插值 (Fu 等, 2024)。

高程归一化方法的精度受到地面点识别准确率的影响，以 CSF 为代表性的地面点提取算法由于不具有语义信息，需要用户根据场景特征确定一个

统一的超参数,无法分类处理不同的情况。而深度学习算法得到的类别信息通常比非数据驱动的算法对地面点的识别更准确(Jin等,2020)。因此在本文中,由于水生植被、CD和AL类别的点几乎与地面齐平,将其视为地面点,并重新通过反距离加权算法,计算得到每个点更高精度的归一化高程。

机载LiDAR在对正下方地物进行测量时穿透能力最强(Schneider等,2019)。而当飞行高度较高且测量倾角度较大时穿透能力有限,会导致林下植被点云稀疏甚至缺失。为了避免这种现象,理想情况下应当尽量降低LiDAR数据采集平台高度,减小航带间距。然而这会导致数据采集效率降低,不适合大范围制图。因此,本文采用基于类别的点云分层插值方法(Fu等,2024),识别植被稀疏和遮挡区域,并生成3D点云插值,完善3D制图结果。

3.3 植被与水关系的量化方法

3.3.1 植被覆盖体积

3D制图结果中植被的分布以非结构化的点云表示,为了使用统计方法探究其空间分布特性,需要将植被的高度和体积量化为结构化的栅格形式。一个植株内的点云分布取决于植被类型、冠层疏密程度、激光的入射角度和遮挡情况等多种复杂因素影响。然而,LiDAR几乎总能准确测量植被的上表面,林下植被也能够通过插值补全点云稀疏的上表面。因此,本文采用植被覆盖体积作为一种体积度量,量化湿地中各植被类别的分布。该度量认为点云中的每个点都是某种植被的上表面,点下方的空间属于该植被,除非该空间被其他类别的点占据。植被覆盖体积的计算的步骤如下:(1)从3D植被分布图中水平划分出均匀的栅格,每个栅格中有 $n \in N_0$ 个点;(2)将每个栅格中的点分别按归一化高程从高到低排序,排序后该栅格中各点的归一化高程值和类别记为 z_i 和 l_i ;(3)根据式(4)得到该栅格中类别 x 的体积。

$$VCV_x = \sum_{\substack{i=1 \\ l_i=x}}^n z_i - z_{i+1}, z_{n+1} = 0 \quad (4)$$

3.3.2 水体分布

常见的机载LiDAR系统的激光波长为905 nm,该波段长的激光易被水吸收,这使得LiDAR系统无法直接获取清澈水体的点云(Deng等,2023),影

响了湿地中植被与水关系的研究。本文基于LiDAR点云的视角,将湿地中的水体分为两大类:(1)较为纯净的水体。这类水体由于不反射激光,不存在点云,使得水体在点云中呈现大面积的空缺,因此本文将分层插值后剩余的大规模空缺归类为水体;(2)存在水生植被的水体。在会仙喀斯特湿地中,凤眼莲、莲、苦草—黑藻、黄藻、绿藻和大藻均生长在水中,因此本文将这些植被聚集的区域也归类为水体。由此即可得到会仙喀斯特湿地水体的水平分布图。此外,喀斯特地貌的特性使得湿地中多个水域通过地下河联通,故认为喀斯特湿地的水位多处一致。因此,将水体水平分布图的像素坐标转换为水体点的XY坐标,视LiDAR数据采集时的水位计读数为水体点的Z坐标,得到研究区的3D水体点,并将其补充到3D植被分布图中。

3.3.3 邻水距离和淹水频率

邻水距离是指植被与最邻近的地表水体之间的水平距离,各植被的邻水距离可以基于3D植被分布图量化得到。具体流程如下:(1)使用四叉树索引3D植被分布图中每个点 $p_i \in P$ 在水平方向上最邻近的水体点,计算 p_i 到最邻近的水体点之间的水平距离 d_i ;(2)水体分布计算使用的栅格大小为 $\Delta=0.2$ m,因此 $d_i > \frac{\sqrt{3}}{2} \Delta$ 的点必定为陆地地物点,故定义 $d_i = \frac{\sqrt{3}}{2} \Delta$ 处为水陆分界线。尽管水陆分界线位置可能存在 $\frac{\sqrt{3}-1}{2} \Delta$ 的最大误差,但其导致的邻水距离误差小于后续统计的单位区间,可忽略不计;(3)使用四叉树索引3D植被分类图中每个点 $p_i \in P$ 在水平方向上最邻近的陆地地物点,并计算 p_i 到最邻近的陆地地物点的水平距离 e_i ;(4)点 p_i 的邻水距离 w_i 由式(5)定义,点位于陆地上时该值为正,且距离水体越远值越大;点位于水中则该值为负,且距离岸边越远值越小。

$$w_i = \begin{cases} d_i - \frac{\sqrt{3}}{2} \Delta, & \text{若 } d_i \geq \frac{\sqrt{3}}{2} \Delta \\ \frac{\sqrt{3}}{2} \Delta - e_i, & \text{若 } d_i < \frac{\sqrt{3}}{2} \Delta \end{cases} \quad (5)$$

邻水距离表示了植被与水在水平方向上的关系,淹水频率则代表了植被与水在垂直方向上的关系。各植被的淹水频率基于3D植被分布图以及一年间湿地水位数据统计得到。将点云高程减去

其归一化高程, 即可得到各点竖直向下对应的地面的高程。设 l_i , $i = 1, 2, \dots, n$ 为测量的水位高程值, 则高程 g 处的淹水频率 F_g 由式 (6) 计算, 由此可得每个点对应的淹水频率。

$$F_g = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1_{\{l_i \geq g\}} \quad (6)$$

3.3.4 植被与水关系的统计分析

本文使用单位面积的体积值 (简称为单位体积) 表示特定水文条件下植被占据空间的能力, 用于定量对比植被在不同水文条件下的分布情况。各类别的单位体积按 0.1 m 邻水距离和 0.5% 淹水频率为单位区间进行统计, 统计时剔除各统计方向边缘 5% 的样本, 邻水距离统计范围为 -20 m 到 +22.5 m, 淹水频率统计范围为 0—52%。

岩溶湿地植被多样性高, 物种空间分布模式异质性高, 从分布曲线中很难直观地发掘出统一的植被空间分布规律, 甚至难以将湿地划分为具有生态意义的多个区域。因此, 本文采用层次聚类算法, 以欧几里得距离作为度量指标, 簇内方

差最小化为聚类目标, 依据多种植被沿邻水距离和淹水频率梯度的归一化单位体积分布, 将研究区域按照邻水距离或淹水频率划分为多个区域。该方法能形成多个对于植被生长而言水文条件相似的湿地区域, 从而系统分析各组内植被类型的分布规律和差异, 更深入地揭示植被分布与水文条件的相关性。

4 结果分析与讨论

4.1 植被 3D 制图结果

图 5 展示了通过无人机 LiDAR 点云和 DWS-KP-FCNN 语义分割算法得到的会仙喀斯特湿地 3D 植被分布图, 其中标签视图中灰色的点代表没有进行实地采集或无法准确人工标注的无标签点。该 3D 制图方法在测试集上总体准确率为 85.87%, 所有类别平均准确率为 84.19%, 平均召回率为 83.33%, 平均 F1 分数为 83.50%, 平均交并比为 72.68%。图 5 中不同类别植被清晰的垂直层次结构, 表明该方法在处理具有多层不同植被的复杂场景时表现出色。

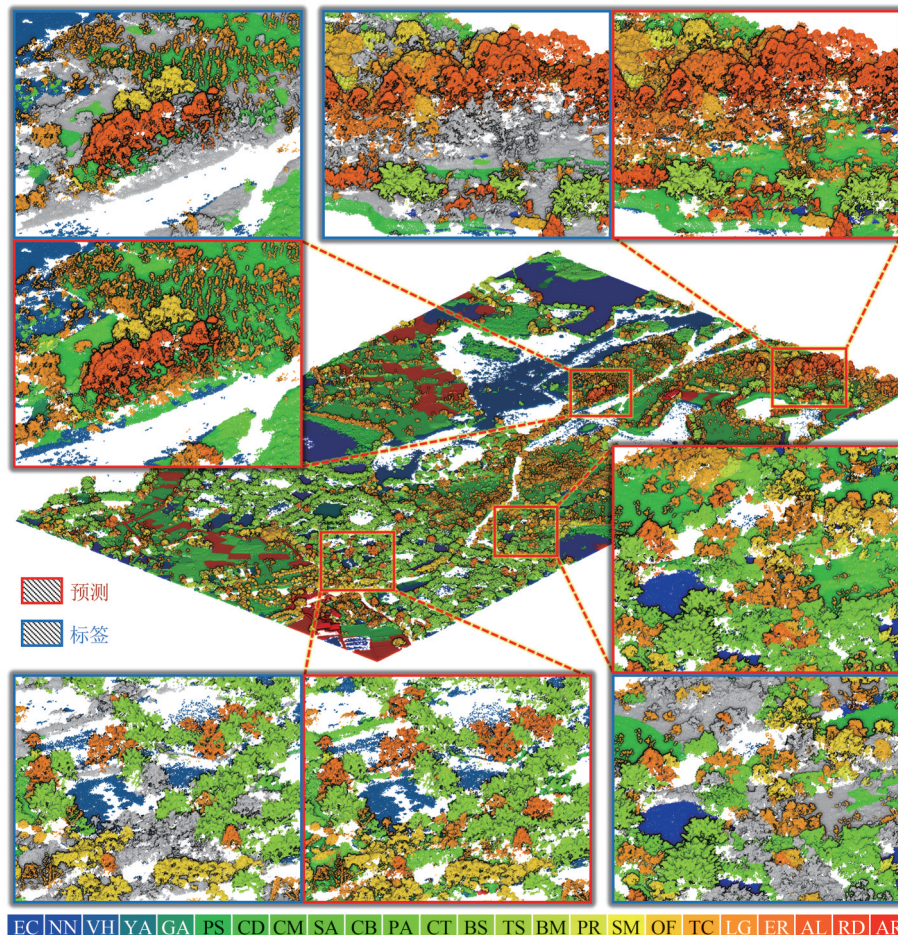


图5 会仙喀斯特湿地 3D 植被分布图

Fig. 5 3D vegetation distribution of Huixian karst wetland

4.2 植被参数量化分析

本文基于3D植被分布图完成了会仙喀斯特湿地24类地物的体积量化, 其水平分布如图6所示。图7为各类别的复合体积统计图, 每个类别的统计信息由组合的一个体积块和一条高度曲线表示。体积块的下方标注的数值为体积块的底部宽度, 代表了该类别的占地面积, 体积块的顶部曲线代

表了该类别单位体积的分布。因此, 体积块的面积代表了地物在研究区中的总体积。高度曲线则表示该类植被的高度分布, 其上方的数值为曲线的最大值, 代表了该类别在研究区中的最大高度。高度曲线通常稍高于体积块的顶部曲线, 呈现部分空白面积, 这些空白面积即是该类别植被冠层下被其他类别植被占据的体积。

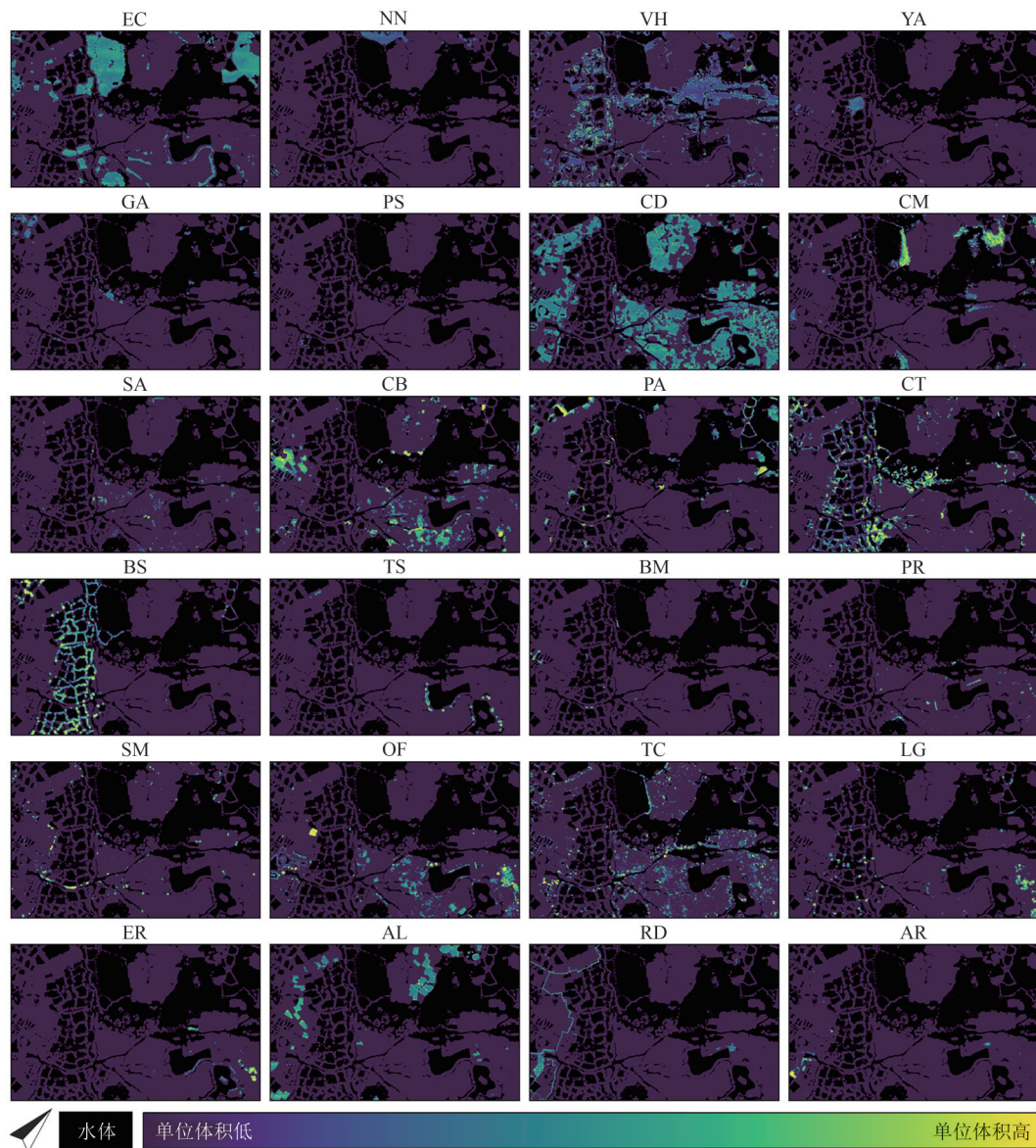


图6 会仙喀斯特湿地24类地物的水平体积分布图

Fig. 6 Horizontal volume distribution of 24 categories in Huixian karst wetland

水生植被 EC、VH 和陆地草本植被 CD 在研究区呈现大范围均匀分布, 结合复合体积统计图可知, 其分布面积广但植株低矮。其中 EC 在研究区四周水体流动性较差的湖泊和狭窄的河道中大面积分布, 覆盖了多个湖泊的水面, 面积约为 5.14 hm²; VH

主要占据不存在 EC 的水体, 面积约为 2.35 hm²。虽然 CD 在大面积的陆地上广泛分布, 但由于其高度非常矮, 总体积小于其他草本植被。总体积最高的是主要围绕洼地群分布的竹 BS, 其覆盖面积约 2.87 hm², 植株可高达 10.72 m。其次是同样围绕洼

地群分布，主要在BS冠层底下及周边生长的灌木CT，其覆盖面积约3.99 hm²，植株可高达4.33 m。在陆地独立却广泛分布的TC的总体积排第三，其覆盖面积约2.96 hm²，植株可高达8.51 m。值得注

意的是复合体积统计图中该类别高度曲线与体积块之间的空白面积较大，说明该物种经常与其他植被争夺垂直空间。

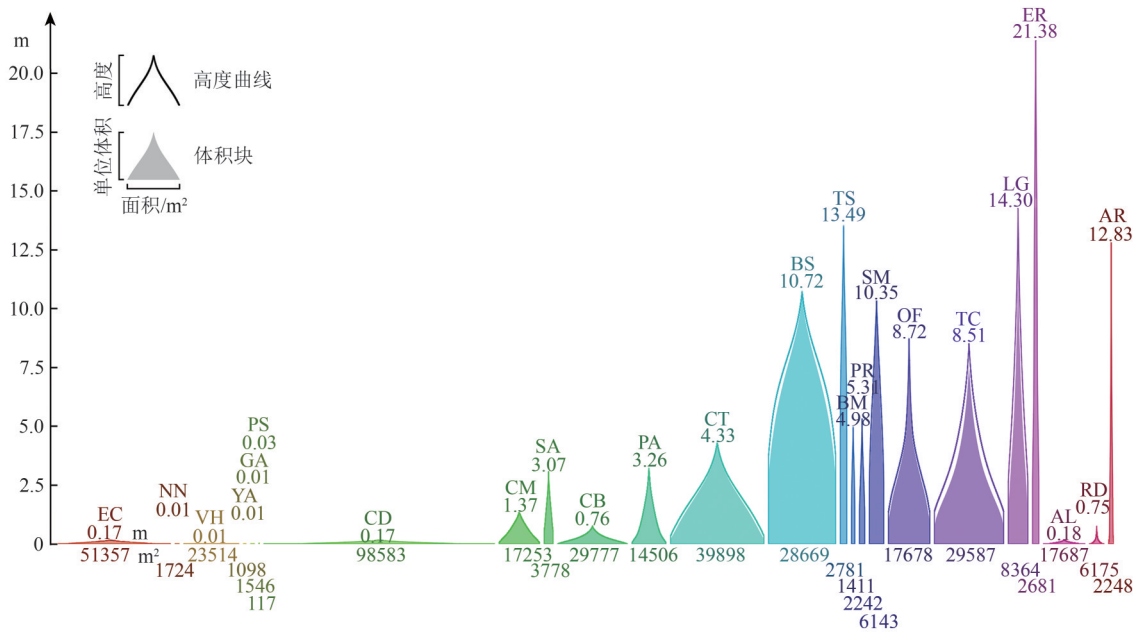


图7 会仙喀斯特湿地24类地物的复合体积统计图

Fig.7 Composite volume statistics of 24 types of features in Huixian karst wetland

该结果表明，基于LiDAR点云语义分割的精细3D制图方法，能够准确量化研究区各植被与水体的分布，弥补了复杂的混合植被点云无法使用传统遥感数据处理方法进行完整制图和量化估计的缺陷（Deng等，2023）。此外，该方法还能避免植被物种垂直重叠以及林下溪流无法检测引起的误差，精确到物种层面探究植被与水的关系。林下溪流在岩溶湿地中十分常见，其水深较浅，水体表面多被藻类（VH）或凤眼莲（EC）覆盖，可被LiDAR探测，并可在点云语义分割中对其进行准确分类。图8展示了包含林下溪流的3个典型场景，分别是以高大乔木为主的乔木林区，竹、灌木和草本植被的混合林区以及以灌木丛为主的灌木区。在2D顶视图中，由于植被茂密，隐藏在树冠下的水体很难被识别；而3D制图不受遮挡的影响，即使这些溪流在2D顶视图中不可见，依然能够被准确识别，从而提供更完整的水体分布结果。

4.3 植被沿水文梯度的空间分布格局

4.3.1 沿水文梯度的空间分布规律

研究区中植被体积沿邻水距离梯度的分布规

律如图9所示。通过各类别单位体积曲线的分布范围，可以直观地了解到该植被物种对特定邻水区间的适应性，曲线的峰值位置通常是最适宜该植被物种生长的邻水距离，曲线的峰度反映了该植被物种生长对邻水距离变化的稳定性，曲线的偏态一定程度反应了该植被物种对水和干旱的不同敏感性。结果表明水生植被EC、NN、VH、GA、PS和草本植被CM主要分布在水中，其中PS、GA仅在距离岸边15 m内的水域分布，其余四种则在各邻水距离下都有分布。CM在距离岸边5—10 m的水域中具有最高的单位体积密度，表明该水文条件最适应CM生存。CD、SA、CB这3种草本植被主要分布在陆地上，并且更倾向于分布在远离水体的区域，其主要原因是邻近水体的区域更多被PA、CT、BS、TS等亲水的物种占据。柳（SM）的单位体积曲线呈现明显的双峰分布，这一模式可归因于该类别中具有垂柳（*Salix babylonica*）和旱柳（*Salix matsudana*）两种邻水分布规律不同的物种，垂柳主要在邻水0—10 m的岸边分布，旱柳主要在邻水15—22 m的陆地分布。

研究区中植被体积沿淹水频率梯度的分布规

律可以从图 10 中观察到。EC、NN、VH、YA、GA 和 PS 共 6 种水生植被虽然在低淹水频率区域有一定分布, 但更倾向于在高淹水频率区域生存。CM 和 PA 两种草本植被同样更倾向在淹水频率 50% 以上的区域生长。木本植被中, CT 和 BS 的体积曲线

总体随着淹水频率的增加而增加, 但在淹水频率 50% 以上的区域呈现下降趋势, 表明其最佳淹水频率在 50% 附近。OF、LG、ER 则倾向在几乎不被淹没的区域生长。相比之下, PR、SM、TC 的分布受淹水频率的影响较小。

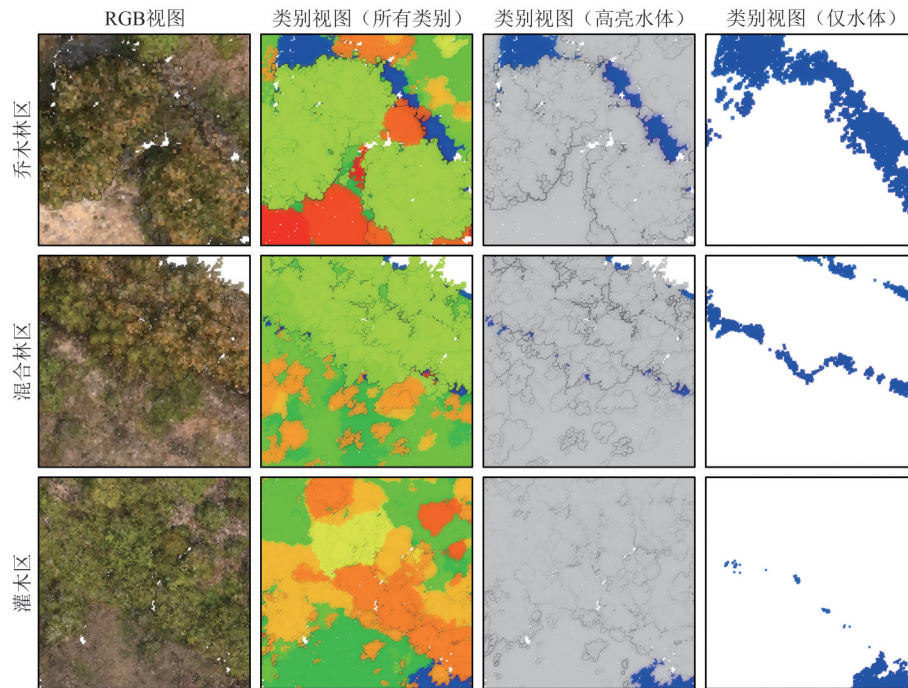


图 8 林下溪流的识别效果

Fig.8 Identification effect of understory streams

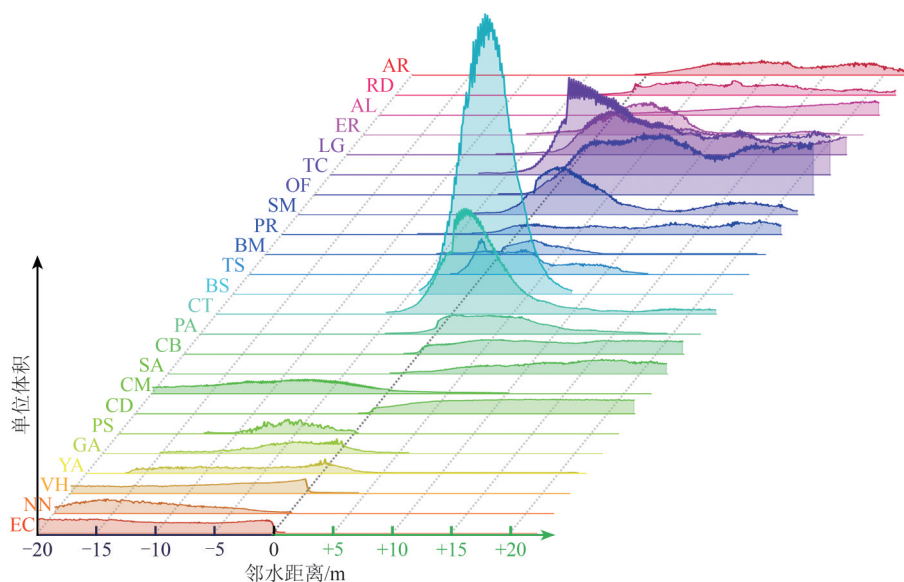


图 9 植被沿邻水距离梯度分布图

Fig. 9 Distribution of vegetation along the distance from neighboring water

这些结果揭示了岩溶湿地植被在邻水距离及淹水频率梯度上的显著分布差异, 为湿地生态系统的保护提供科学依据。在湿地植被保护和恢复过

程中, 必须充分考虑不同物种对水文条件的具体要求, 以促进其健康成长和种群的稳定发展 (Zhong 等, 2022)。具体而言, VH 和 CM 等亲水性植被种

类对高频率淹水环境表现出高度依赖，表明湿地的季节性淹水是维持这些物种种群健康和生态功能的关键。尽管CT和BS在湿地中的总体体积占比最高，但它们沿邻水距离的分布呈现出较高的峰值，即在某些特定区域内高度集中，其他区域则

相对稀少，这种分布模式反映了这两种物种对特定环境条件的高度依赖性。在湿地管理和保护工作中，必须重视物种在局部区域的高密度聚集现象，确保这些关键生境得到有效保护（Kang等，2024），以维持这些物种的生存和繁衍。

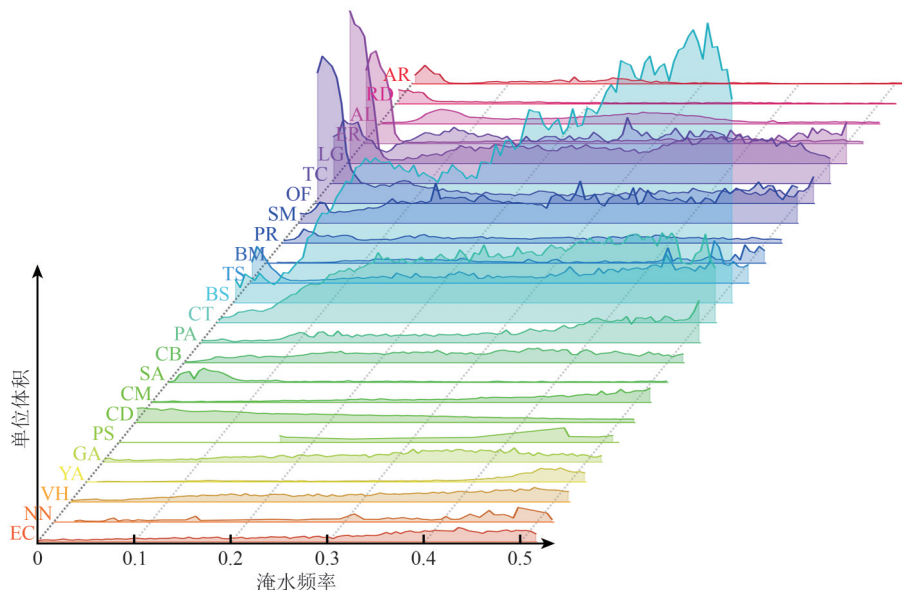


图 10 植被沿淹水频率梯度分布图

Fig. 10 Distribution of vegetation along the gradient of flooding frequency

4.3.2 基于植被分布的湿地区域划分

本文使用层次聚类算法，通过度量各类别植被的归一化单位体积余弦距离，将研究区根据邻水距离划分为了4个区域（图 11 I），并分别将其命名为深水区、浅水区、近水区和远水区。深水区的范围为距离岸边 8.2 m 以外的水域，浅水区的范围为距离岸边 8.2 m 以内的水域，近水区为距离水体 7.7 m 以内的陆地，远水区为距离水体 7.7 m 以外的陆地。图 11 II 可视化了这些区域的空间分布，图 11 III 统计了各区域中的物种分布占比。在深水区中，两种植被占据了该区域 95% 以上的植被体积，其中 73.55% 是湿地草本植被 CM，其次 23.04% 为凤眼莲 EC，剩余 3.42% 为其他植被。浅水区中植被多样性更高，该分区不再由一两种植被统治，既能支持亲水植被，又能容纳抗淹水的乔木和灌木，其中车筒竹 BS 占比最多，达到 39.51%，其次为灌木 CT 和乔木 TC，分别占 15.64% 和 12.31%。在近水区中，BS 占比 30.44%，仍占据主导地位，EC 和 CM 等适应水生环境的植被种类，在此区域的分布比例显著下降至 1% 以下，而能够

适应临水环境但不依赖长期淹水的 SM、OF、LG 和 ER 等陆生乔木占比增加，首次超过 5%。远水区中，OF、TC 和 LG 等 3 种植被类型的分布占据了主导地位，分别为 30.25%、25.32% 和 10.38%。其余植被物种的占比相较于其他分区更为均匀，占比超过 1% 的植被物种多达 12 种。

本文还使用层次聚类算法将研究区根据植被淹水频率划分为了 3 个区域，并分别将其命名为低频淹没区、中频淹没区和高频淹没区，如图 12 所示。低频淹水区占研究区面积的 6.4%，主要集中于东部和南部的高地，部分邻水的堤岸也属于低频淹水区。该分区中的主要物种为 4 种乔木 OF、LG、ER 和 TC，占比分别为 27.45%、24.56%、15.80% 和 11.98%。低频淹没区相对稳定的水文条件为这些木本植被提供了适宜的生长环境，该区域的物种通常具备一定的抗旱能力。中频淹水区占研究区面积的 36.1%，主要物种为竹 BS、灌木 CT 和乔木 TC，这 3 种植被类型的体积占比分别为 39.83%、17.56% 和 15.60%。该分区中的物种能够适应周期性的水位变化，在湿润但不长期积水的

环境中表现出强大的竞争力。高频淹水区占研究区总面积的57.5%，其主要植被物种与中频淹水区相似，但各物种的体积占比存在明显差异。其中BS的分布最为广泛，占比高达47.82%，几乎占据了

该区域的一半。PR、OF和TC等乔木物种的占比显著下降，大约为中频淹水区的一半；TS、EC、NN、CM和PA等水生及草本植被在高频淹水区的占比则显著提升，大约为中频淹水区的两倍。

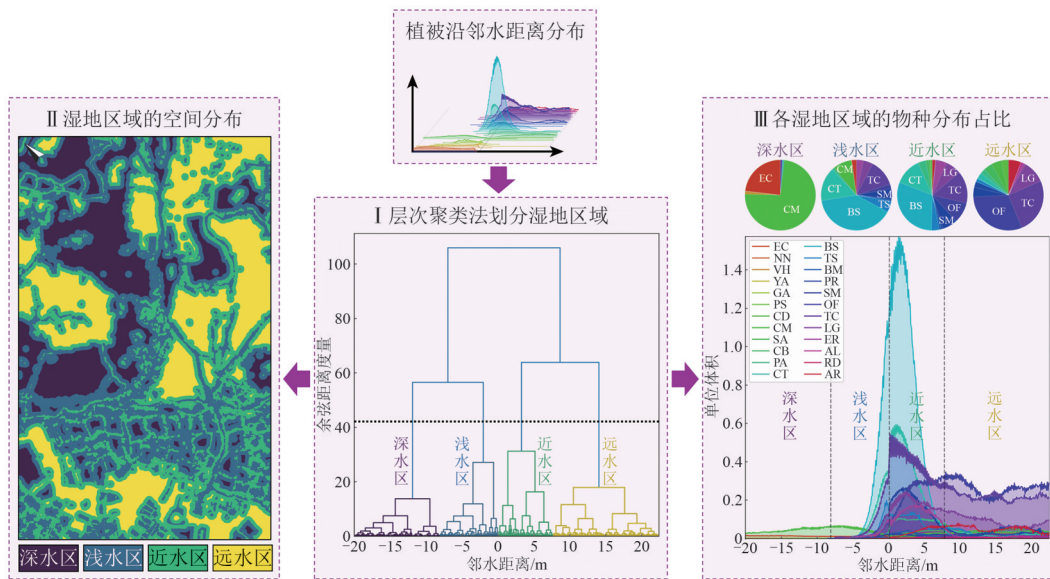


图 11 基于植被邻水距离的分区结果及其空间分布和各区域中的物种分布占比

Fig. 11 Results of zoning based on the distance of neighboring water of vegetation, its spatial distribution and the proportion of species distribution in each zone

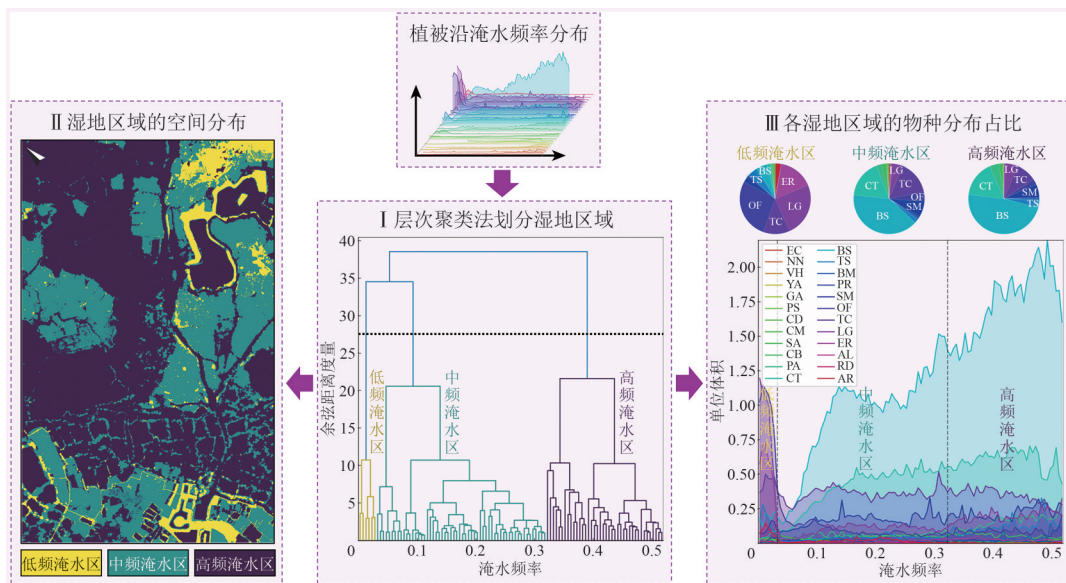


图 12 基于植被淹水频率的分区结果及其空间分布和各区域中的物种分布占比

Fig. 12 Results of zoning based on inundation frequency of vegetation, its spatial distribution and the proportion of species distribution in each zone

基于邻水距离和淹水频率的分区结果显示，岩溶湿地植被群落呈现明显的空间分异特性。在制定湿地管理规划时，应针对不同水位和水域条件的区域，进一步细化湿地管理和生态保护策略。其中，深水区中凤眼莲 (EC) 大量分布，该入侵物

种会遮蔽光照、污染水质，从而对本地生物多样性造成危害 (Namasivayam 等, 2023)，应采取有效的控制和清除措施以防止其进一步扩散。浅水区和近水区集中分布了多种岩溶湿地特有植被物种，对维持湿地的物种多样性及其至关重要，需要重

点保护以防止其生态功能受到损害 (Li 等, 2021)。远水区和低频淹水区通常位于湿地的边缘或过渡带, 常面临来自人类活动的威胁 (Sun 等, 2020)。因此, 在湿地保护过程中, 应特别关注这些边缘区域的人类活动, 避免因农业开发、城市扩展等原因导致这些区域的退化。

5 结论

本文以桂林市会仙喀斯特国际重要湿地为研究区, 使用深度学习点云语义分割算法, 基于无人机 LiDAR 点云绘制了 24 类高精度的 3D 植被分布图。结合湿地植被和水体分布的量化方法, 成功揭示了湿地植被的空间分布模式及其与水文条件之间的复杂关系。本文的研究结论如下: (1) 基于 LiDAR 点云深度学习语义分割算法, 能够准确识别和区分交错覆盖的多种植被类型, 在分类数量为 24 类的情况下平均 F1 高达 83.50%。结合点云语义分割后处理方法, 能够有效解决植被重叠与林下水体的识别问题, 生产出类别精细、精度高、地物完整的 3D 植被分布图。(2) 基于 3D 植被分布图对植被体积、邻水距离和淹水频率进行量化分析, 能够清晰地揭示植被沿水文梯度的分布模式, 包括植被分布的集中程度、植被间相互遮挡情况、植被的最佳邻水距离和淹水频率范围、植被对水文条件变化的敏感程度等。(3) 层次聚类算法将研究区按邻水距离和淹水频率划分为具有生态意义的多个分区, 各分区中的不同植被类型和占比揭示了湿地植被群落的空间分异, 为湿地的精细化保护和管理提供了数据支持和理论依据。总体来说, 基于 LiDAR 点云语义分割的 3D 植被制图分析为岩溶湿地植被监测提供了一种高效、精确、全面的遥感手段。该方法不仅能够提升对湿地植被与水文条件关系的理解, 还为湿地生态保护和恢复工作提供了科学依据和实践指导。

参考文献 (References)

- Campbell M J, Eastburn J F, Mistick K A, Smith A M and Stovall A E L. 2023. Mapping individual tree and plot-level biomass using airborne and mobile lidar in piñon-juniper woodlands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118: 103232 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103232]
- Cao J J, Liu K, Zhuo L, Liu L, Zhu Y H and Peng L H. 2021. Combining UAV-based hyperspectral and LiDAR data for mangrove species classification using the rotation forest algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102414 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102414]
- Daniel G M. CloudCompare - 3D point cloud and mesh processing software-open source project[EB/OL]. <http://www.cloudcompare.org/>
- Deng L W, Fu B L, Wu Y, He H C, Sun W W, Jia M M, Deng T F and Fan D L. 2023. Comparison of 2D and 3D vegetation species mapping in three natural scenarios using UAV-LiDAR point clouds and improved deep learning methods. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 125: 103588 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103588]
- Deng T F, Fu B L, Liu M, He H C, Fan D L, Li L L, Huang L K and Gao E T. 2022. Comparison of multi-class and fusion of multiple single-class SegNet model for mapping karst wetland vegetation using UAV images. *Scientific Reports*, 12(1): 13270 [DOI: 10.1038/s41598-022-17620-2]
- Fu B L, Deng L C, Zhang L, Qin J L, Liu M, Jia M M, He H C, Deng T F, Gao E T and Fan D L. 2022. Estimation of mangrove canopy chlorophyll content using hyperspectral image and stacking ensemble regression algorithm. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(6): 1182-1205 (付波霖, 邓良超, 张丽, 覃娇玲, 刘曼, 贾明明, 何宏昌, 邓腾芳, 高二涛, 范冬林. 2022. 联合星载高光谱影像和堆栈集成学习回归算法的红树林冠层叶绿素含量遥感反演. *遥感学报*, 26(6): 1182-1205) [DOI: 10.11834/jrs.20211374]
- Fu B L, Deng L W, Sun W W, He H C, Li H J, Wang Y and Wang Y Q. 2024. Quantifying vegetation species functional traits along hydrologic gradients in karst wetland based on 3D mapping with UAV hyperspectral point cloud. *Remote Sensing of Environment*, 307: 114160 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114160]
- Fu B L, Zuo P P, Liu M, Lan G W, He H C, Lao Z N, Zhang Y, Fan D L and Gao E T. 2022. Classifying vegetation communities karst wetland synergistic use of image fusion and object-based machine learning algorithm with Jilin-1 and UAV multispectral images. *Ecological Indicators*, 140: 108989 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108989]
- Guo F M, Meng Q, Li Z W, Ren G B, Wang L Q, Zhang J, Xin R Y and Hu Y B. 2024. Multisource feature embedding and interaction fusion network for coastal wetland classification with hyperspectral and LiDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 1-16 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3367960]
- Jin S C, Su Y J, Zhao X Q, Hu T Y and Guo Q H. 2020. A point-based fully convolutional neural network for airborne LiDAR ground point filtering in forested environments. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 3958-3974 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3008477]
- Kang L X, Yang X, Gao X, Zhang J X, Zhou J, Hu Y P and Chi H X. 2024. Landscape ecological risk evaluation and prediction under a wetland conservation scenario in the Sanjiang Plain based on land use/cover change. *Ecological Indicators*, 162: 112053 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2024.112053]
- Lao Z N, Fu B L, Wei Y Y, Deng T F, He W, Yang Y L, He H C and Gao E T. 2024. Retrieval of chlorophyll content for vegetation

- communities under different inundation frequencies using UAV images and field measurements. *Ecological Indicators*, 158: 111329 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2023.111329]
- Li Q G, Long Z Q, Wang H J and Zhang G M. 2021. Functions of constructed wetland animals in water environment protection — A critical review. *Science of the Total Environment*, 760: 144038 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.144038]
- Lu L, Zou S Z, Zhao Y, Fan L J, Lin Y S and Wang Z. 2022. Response of water cycle to precipitation in Shizhiyan underground river system in Huixian wetland of Guilin. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 49(5): 63-72 (卢丽, 邹胜章, 赵一, 樊连杰, 林永生, 王喆. 2022. 桂林会仙湿地狮子岩地下水系统水循环对降水的响应. *水文地质工程地质*, 49(5): 63-72) [DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202202027]
- Namasivayam S K R, Pandian U K, Chava V, Bharani R S A, Kavisri M and Moovendhan M. 2023. Chitosan nanocomposite as an effective carrier of potential herbicidal metabolites for noteworthy phytotoxic effect against major aquatic invasive weed water hyacinth (*Eichhornia crassipes*). *International Journal of Biological Macromolecules*, 226: 1597-1610 [DOI: 10.1016/j.ijbiomac.2022.11.272]
- Nilsson C, Brown R L, Jansson R and Merritt D M. 2010. The role of hydrochory in structuring riparian and wetland vegetation. *Biological Reviews*, 85(4): 837-858 [DOI: 10.1111/j.1469-185X.2010.00129.x]
- Ramsar. 2022. Guangxi Guilin Huixian karst wetlands. Ramsar[EB/OL]. [09-25]. <https://rsis.ramsar.org/tris/2516/>
- Schneider F D, Kükenbrink D, Schaepman M E, Schimel D S and Morsdorf F. 2019. Quantifying 3D structure and occlusion in dense tropical and temperate forests using close-range LiDAR. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268: 249-257 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.01.033]
- Singh K K, Davis A J and Meentemeyer R K. 2015. Detecting understory plant invasion in urban forests using LiDAR. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 38: 267-279 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.01.012]
- Sun C Z, König H J, Uthes S, Chen C, Li P and Hemminger K. 2020. Protection effect of overwintering water bird habitat and defining the conservation priority area in Poyang Lake wetland, China. *Environmental Research Letters*, 15(12): 125013 [DOI: 10.1088/1748-9326/abc6d0]
- Sun W W, Chen C, Fu B L, Meng X C, He S Y, Li D, Hu Y B, Hou X Y, Ren G B and Yang G. 2025. Review of coastal zone remote sensing research: Development, opportunities and challenges. *National Remote Sensing Bulletin*, 1-26 (孙伟伟, 陈超, 付波霖, 孟祥超, 贺双颜, 李东, 胡亚斌, 侯西勇, 任广波, 杨刚. 2025. 海岸带遥感研究综述: 进展、机遇和挑战. *遥感学报*, 1-26) [DOI: 10.11834/jrs.20254151]
- Sun X D, Fu B L, Li H J, Jia M M, Sun W W, Wu Y and Song Y J. 2024. Combination of CMIFM module and super-resolution network for cross-platform hyperspectral image reconstruction and spectral quantitative assessment—a case study of karst wetland. *National Remote Sensing Bulletin*, 1-22 (孙习东, 付波霖, 李华剑, 贾明明, 孙伟伟, 武炎, 宋奕基. 2024. 基于CMIFM的跨平台超分辨率高光谱影像重建及光谱定量评估——以岩溶湿地为例. *遥感学报*, 1-22) [DOI: 10.11834/jrs.20243431]
- Tan Z Q, Zhang Q, Li M F, Li Y L, Xu X L and Jiang J H. 2016. A study of the relationship between wetland vegetation communities and water regimes using a combined remote sensing and hydraulic modeling approach. *Hydrology Research*, 47(S1): 278-292 [DOI: 10.2166/nh.2016.216]
- Thomas H, Qi C R, Deschard J E, Marcotegui B, Goulette F and Guibas L J. 2019. KPConv: Flexible and deformable convolution for point clouds//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul: IEEE: 6410-6419 [DOI: 10.1109/ICCV.2019.00651]
- Yan Z, Shen T M, Li W, Cheng W L, Wang X Y, Zhu M, Yu Q W, Xiao Y T and Yu L J. 2021. Contribution of microalgae to carbon sequestration in a natural karst wetland aquatic ecosystem: an *in-situ* mesocosm study. *Science of the Total Environment*, 768: 144387 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.144387]
- Yang L, Wang L C, Yu D Q, Yao R, Li C A, He Q H, Wang S Q and Wang L Z. 2020. Four decades of wetland changes in Dongting Lake using Landsat observations during 1978-2018. *Journal of Hydrology*, 587: 124954 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.124954]
- Yang Z H, Bai J W and Zhang W W. 2021. Mapping and assessment of wetland conditions by using remote sensing images and POI data. *Ecological Indicators*, 127: 107485 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.107485]
- Zhang M W, Jin H J, Cai D S and Jiang C B. 2010. The comparative study on the ecological sensitivity analysis in Huixian karst wetland, China. *Procedia Environmental Sciences*, 2: 386-398 [DOI: 10.1016/j.proenv.2010.10.043]
- Zhang S R, Fu B L, Gao E T, Jia M M, Sun W W, Wu Y and Zhou G Q. 2025. Combining UAV-LiDAR point clouds and SSAFormer algorithms for fine classification of mangrove communities. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(5): 1140-1163 (张书嵘, 付波霖, 高二涛, 贾明明, 孙伟伟, 武炎, 周国清. 2025. 联合 UAV-LiDAR 点云和 SSAFormer 的红树林群落精细分类. *遥感学报*, 29(5): 1140-1163) [DOI: 10.11834/jrs.20243515]
- Zhang W M, Qi J B, Wan P, Wang H T, Xie D H, Wang X Y and Yan G J. 2016. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation. *Remote Sensing*, 8(6): 501 [DOI: 10.3390/rs8060501]
- Zhong Y H, Xue Z S, Davis C C, Moreno-Mateos D, Jiang M, Liu B and Wang G D. 2022. Shrinking habitats and native species loss under climate change: a multifactorial risk assessment of China's inland wetlands. *Earth's Future*, 10(6): e2021EF002630 [DOI: 10.1029/2021EF002630]

Fine 3D mapping and vegetation spatial differentiation study based on UAV LiDAR point cloud in karst wetland

DENG Liwei^{1,2}, ZHANG Hongyan¹, FU Bolin^{2,1}

1. China University of Geosciences, School of Computer Science, Wuhan 430078, China;

2. Guilin University of Technology, College of Geomatics and Geoinformation, Guilin 541006, China

Abstract: As a critical link between terrestrial and aquatic ecosystems, wetlands provide essential ecological services and are vital for biodiversity conservation. However, the complex vertical layering of vegetation and unique hydrological conditions in karst wetlands pose remarkable challenges for effective vegetation distribution monitoring, thereby limiting deeper insights into wetland ecology. Aiming to address this issue, this paper proposes and implements a 3D vegetation mapping and analysis method based on LiDAR point cloud semantic segmentation, using the Huixian Karst Wetland of International Importance in Guilin, China, as the study area. This method adopts a deep learning point cloud semantic segmentation algorithm, DWS-KP-FCNN, to perform detailed 3D mapping of wetland vegetation. Several post-processing methods are applied to refine the 3D mapping results and improve their quantification potential. Based on the 3D vegetation map, the proposed method quantifies the volume distribution, proximity to water, and inundation frequency of each vegetation type, revealing the relationship between vegetation distribution and wetland hydrology. Results of the study reveal the following: (1) The deep learning algorithm, DWS-KP-FCNN, accurately identifies and classifies various vegetation types from LiDAR point clouds, effectively addressing challenges such as vegetation overlap and water body detection through post-processing techniques. Thus, this algorithm ultimately produces fine-grained high-precision 3D vegetation distribution maps. (2) Using the 3D vegetation distribution map, a quantitative analysis of vegetation volume, proximity to water, and inundation frequency reveals clear distribution patterns along the hydrological gradient. These patterns include vegetation clustering, mutual shading, optimal proximity to water, inundation frequency ranges, and the sensitivity of vegetation to hydrological changes. (3) Using a hierarchical clustering algorithm, the study area is divided into zones featuring distinct vegetation patterns based on proximity to water and inundation frequency. In shallow and near-water areas, karst wetland endemics, such as some bamboo and shrub species, are dominant, contributing to high species diversity and ecological value. Conversely, deeper zones reveal dense populations of invasive species such as water hyacinth, thereby posing potential management challenges that require effective control measures. These findings emphasize variations in vegetation communities across hydrological environments and provide valuable data for targeted wetland ecosystem management. Overall, the 3D vegetation mapping method, based on LiDAR point cloud semantic segmentation, offers an efficient, accurate, and comprehensive remote sensing approach for monitoring vegetation in karst wetlands, offering substantial benefits for ecological protection and management.

Key words: karst wetland, UAV LiDAR, 3D vegetation mapping, point cloud semantic segmentation, deep learning, vegetation distribution pattern

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42371341); Guangxi Natural Science Foundation (No. 2024GXNSFAA010351); Guangxi Science and Technology Major Special Project (No. Guike AA23062035)