



# 激光雷达点云树木建模研究进展与展望

曹伟<sup>1</sup> 陈动<sup>1,2</sup> 史玉峰<sup>1</sup> 曹震<sup>1</sup> 夏少波<sup>2</sup>

1 南京林业大学土木工程学院,江苏 南京,210037

2 卡尔加里大学工学院地球空间信息工程系,加拿大 卡尔加里,T2N 1N4

**摘要:**三维树木几何模型是数字城市与数字林业工程的重要组成部分。针对点云树木建模,深入分析了基于广义(泛在)激光雷达点云的树木模型重建方法,提出了聚类思想建模、图论方法建模、先验假设建模、拉普拉斯算子建模与轻量化表达建模5类建模体系,归纳总结了不同建模体系在树冠枝干的细节表达、建模算法性能、树木模型的多层次细节表达、建模体系综合评价方法等方面存在的共性问题,针对模型信息表达完整性、模型多层次细节重建、融合广义(泛在)点云的树木建模与模型、算法的综合评价研究4个方面给出一些可能的解决方案,并提出三维激光树木几何重建潜在的建模方向。

**关键词:**激光雷达;广义(泛在)点云;三维树木建模;树木骨架;树冠重建;数字林业

中图分类号:P237

文献标志码:A

## 1 树木建模意义与背景

树木等植被模型在城市场景重建中随处可见,是城市市场建模中不可或缺的重要组成部分。在数字化城市场景中,高精度、高保真的树木模型可以增强数字化城市场景的真实感与沉浸感,深化对数字城市的认知与理解。同时,三维树木模型也是虚拟场景中极具代表性的自然景观模型,已被广泛应用于虚拟旅游、虚拟城市、虚拟生态景观等方面<sup>[1]</sup>。另外,在当前大数据与信息化迅速发展的背景下,林业信息化进程进一步加快,而以激光雷达技术(light detection and ranging, LiDAR)为代表的主动遥感技术正逐渐成为森林调查的重要手段,为满足不同尺度下森林资源调查、生态过程检测分析等提供了技术保障<sup>[2-5]</sup>。构建高保真度的三维树木模型可以定量提取树高、胸径等植被参数,为植被碳储量、生物量以及生态评估等应用奠定基础,同时也是推动林业数字化进程的基础和关键。

激光雷达技术具有作业场景大、空间数据获取速度快、自动化程度高、精度高、数据量大、时效性好、通用性强等特点<sup>[6]</sup>,已成为城市市场和数

字林业中树木三维空间数据采集的重要方式,同时为高精度、大范围场景的树木模型重建以及三维仿真提供了数据保障<sup>[7]</sup>。其中,地基激光雷达技术(terrestrial laser scanning, TLS)获取的点云精度已达毫米级,单株树木经单站扫描可获得数十万个点,利用该技术构建的树木模型较好地保留了树木的几何形态结构,且重建过程无需结合树木影像等异源数据。机载激光雷达技术(airborne laser scanning, ALS)借助航空飞机或无人机平台,可以快速高效地重建大范围森林或城市场景中的树木模型,已被广泛应用于树冠重建等方面。当前,ALS点云精度与密度都得到了极大提高,例如RIEGL公司发布的RIEGL VQ-880-G II激光载荷的精度和准确度已达到25 mm。2017年纽约大学发布的Dublin ALS点云数据集([https://geo.nyu.edu/catalog/nyu\\_2451\\_38684](https://geo.nyu.edu/catalog/nyu_2451_38684))每平方米包含约300个点,为森林重建与城市场景树木建模提供了良好的数据源。移动式激光扫描技术(mobile laser scanning, MLS)是近年来新兴的一种空间信息获取手段,移动平台通常搭载由全球卫星导航系统和惯性导航系统组合而成的定位定姿系统,可以快速自动获取连续、无

收稿日期:2020-02-18

项目资助:国家自然科学基金(41971415);江苏省自然科学基金(BK20201387, BK20180779);遥感科学国家重点实验室开放基金资助(OFSLRSS202010)。

第一作者:曹伟,硕士生,主要从事点云树木建模理论与方法的研究。caowei@njfu.edu.cn

通讯作者:陈动,博士,副教授。chendong@njfu.edu.cn

缝、高精度的树木三维空间信息、反射强度与定位姿态信息。除传统车载系统外,广义MLS还包含背负式激光雷达(wearable laser scanning, WLS)与手持式激光雷达(hand-held laser scanning, HLS)等即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)系统。SLAM系统基于同步定位制图技术与点云配准算法,在保留传统车载激光扫描优势的同时,突破了传统方式受搭载平台的限制,降低了对扫描环境的要求,增加了移动制图的灵活性,能够快速连续地采集室内外场景数据<sup>[8]</sup>。SLAM设备体积小、功耗低、信息获取丰富<sup>[9]</sup>,通过人员背负或手持即可进入室内或林区获取树木点云,弥补了传统移动式激光雷达对冠层细节信息获取不全的缺陷。然而,TLS、ALS、MLS点云也存在着一些共性缺陷,譬如点云密度不均匀、含有噪声与离值点以及树冠内部遮挡严重、点云缺失等。同时,树木本体也具有形态各异、几何结构复杂、无固定几何规则可循的特点,点云自身的缺陷与树木几何形态固有的特点为树木几何重建带来了巨大挑战。近年来,随着机器学习、深度学习与虚拟现实技术的全面发展,测绘遥感领域发生了深刻变革<sup>[10]</sup>,同时也促进了激光雷达点云场景的认知与理解、地物识别和高精度三维重建的发展,这些对建模算法与树木几何重建提出了更高的要求。自动化、高效化、高保真度地重建树木模型,已逐渐成为数字城市与数字林业建设的热点和前沿。

当前,树木建模大致分为模型驱动与数据驱动两种建模思想。不同的建模思想往往会对构建模型的几何结构精度、拓扑连接正确性、模型逼真程度、多层次细节表达(level of detail, LoD)、算法时空复杂度等产生不同的影响。模型驱动思想大多从树木语法规则或模型库匹配视角出发,力求构建的模型严格遵循树木的自然生长规则,并具有较为真实的整体几何形态,例如L-System理论<sup>[11]</sup>、Xfrogs树木建模系统<sup>[12]</sup>以及Xie等<sup>[13]</sup>提出的一种基于真实树木部件重建树木模型的方法等。模型驱动策略注重植物的生长规则与自然结构形态,当用户输入树木的相关参数,即可控制建模过程。然而,为确保模型拓扑结构的正确性,建模算法往往伴随繁琐的参数调节,算法时空复杂度较高。另外,由于重建过程一直缺乏包含树木真实信息的输入数据,模型真实感欠缺,几何精度较低,可扩展性较差,仅能满足较低层次的细节表达需求。

数据驱动的建模思想的实质是深度挖掘和抽象表达树木本体的各种数据信息,如图像信息、点云信息等。建模过程通常基于树木骨架或树冠,注重算法与模型细节的优化处理。例如,Thies等<sup>[14]</sup>采用连续圆柱体拟合枝干点云,生成枝干几何模型;Liu等<sup>[15]</sup>基于广义Voronoi图提取树木骨架等。数据驱动的建模思想保证了树木模型的几何精度与保真度,可以实现模型的多层次细节表达,方便后续参数提取、生态评估等。数据驱动策略下模型重建的精细程度往往与点云质量密切相关,点云噪声、密度均质性和数据完整性等往往会对树木结构拓扑正确性、信息表达完整性与算法时空复杂度产生影响,同时也对发展较强鲁棒性与可扩展性的自适应算法提出了更高的要求,以实现不完善点云数据下复杂结构的树木模型重建与抽象表达。

本文针对激光雷达点云树木几何重建,从建模方法论视角分析了当前树木的建模方法与体系,为后续激光点云的树木建模明确了研究方向。虽然不少学者曾进行过点云树木建模方面的综述研究,例如,黄洪宇等<sup>[16]</sup>研究了TLS点云树木建模的现状,比较了不同建模方法的优劣;谭云兰等<sup>[1]</sup>重点阐述了基于传统方法的树木建模;李增元等<sup>[5]</sup>深入研究了树木模型重建后在森林参数反演上的应用;Wang等<sup>[17]</sup>全面研究了城市场景中建筑物、树木、城市道路、电力线等地物的模型重建。但这些工作涉及到的模型重建大多针对城市场景中的各类地物,鲜有专门针对树木建模的综述,即便针对树木建模,也仅仅研究某一特定平台,未全面考虑广义(泛在)点云<sup>[18]</sup>建模的差异性。

针对上述问题,本文聚焦地基式、机载、移动式3种平台下的点云数据,深入分析树木建模方法,研究基于激光雷达点云的三维树木建模存在的共性问题及发展趋势。基于广义(泛在)点云数据,结合树木的点云特点与结构特点,对当前已有的建模算法进行综述分析,为后续研究树木建模算法的鲁棒性、可扩展性、低时空复杂度与轻量化几何表达奠定基础,使构建的模型在维持高精度与高保真度的同时,兼备轻量及多层次细节表达,以匹配用户实际生产需求。同时,对大数据背景下的数字城市、智慧城市与数字林业中的空间数据表达、虚拟场景真实感增强产生积极作用,推动数字化城市与林业进程的发展。

## 2 树木建模方法

### 2.1 传统树木建模方法

激光雷达技术兴起前,树木建模往往依赖于相应的树木规则或图像信息,将建模方法大致分为3类:①基于规则建模;②基于草图建模;③基于图像建模<sup>[1]</sup>。传统的树木建模过程分为3个层次,即数据输入、三维树木建模、模型渲染与显示。在实际需求中,树木建模通常还要融合不同体系下的建模方法,以构建真实感强、算法时空复杂度低的建模框架。

#### 2.1.1 基于规则建模

基于规则的树木建模主要依据植物的语法规则或几何形态规则等,模拟植物的生长过程与几何结构,重建相对逼真、整体几何形态较好的树木模型。基于规则的建模研究始于Lindenmayer<sup>[11]</sup>提出的L-System理论,随后Lindenmayer加入随机变量与内容理解等因素,将其应用到树木建模的研究中。de Reffye等<sup>[19]</sup>基于L-System理论,提出一种依据参考轴技术重构植物模型的方法,该方法基于植物的生长规律,实现了特定树种的理想模拟过程。Prusinkiewicz等<sup>[20]</sup>提出确定性DOL-System,加入环境因素,模拟并生成树木模型。基于语法规则的建模实用方便,但需要用户编辑大量参数,模型控制难度大,建模的时间剪度剪度高。为控制模型生成,特定结构或特定树种的树木往往需要设置特定的植被参数,建模算法可扩展性差,构建的树木模型缺乏真实感。为简化参数输入,降低模型重建的控制难度,构建几何形态较好的树木模型,Oppenheimer<sup>[21]</sup>采用分形树模型重构树木的三维几何,建模过程直观、简洁,但生成的模型并没有严格遵循树木的自然生长规则。Weber等<sup>[22]</sup>结合树木的几何规则与传统的树木模型构建技术,得到整体几何结构较好的树木模型,但生成的模型同样没有严格遵循植物学规律,模型部分细节精度较低,无法满足高层次细节表达的需求。

#### 2.1.2 基于草图建模

为进一步简化模型参数,有学者基于草图建模方法,利用尽可能少的用户操作提高模型重建的效率,重建结构复杂的树木模型。例如,Okabe等<sup>[23]</sup>利用手绘的树木模型草图,通过人机交互编辑操作,从二维树木结构草图中推导树的三维几何信息,重建树木的三维模型。Zakaria等<sup>[24]</sup>先在冠层绘制树叶面草图,再基于分枝向树叶方向生

长的假设重建模型。Chen等<sup>[25]</sup>依据已有的模型库数据,基于树木部件模型概率最优化处理,采用马尔可夫随机场确定草图树枝的三维方向,勾画得到树木模型。草图建模方法虽然提高了建模效率,但模型几何精度低,真实感欠缺,草图绘制对用户的专业性要求也比较高。

#### 2.1.3 基于图像建模

为了提高模型的几何精度,维持树木模型的真实感,Shlyakhter等<sup>[26]</sup>利用树木照片,结合图像分割与L-System理论重建树木的几何结构。Quan等<sup>[27]</sup>基于半自动建模技术,从图像中直接生成树木模型。为了提高冠层细枝的模型精度,Tan等<sup>[28]</sup>针对可见与不可见两部分树枝,分别采用可视跟踪技术与非参数合成技术重建模型。为了简化图像建模特征点匹配跟踪与定标处理,Neubert等<sup>[29]</sup>结合图像建模和粒子系统建模技术,重建树木的三维几何。基于图像的树木建模确保了模型保真度,但建模算法依赖于图像识别与分割,输入图像的模糊、失真、阴影和低对比度都会极大影响树木模型的几何精度与拓扑连接正确性。

传统的树木建模体系中,基于规则建模属于模型驱动策略;而基于图像与草图建模,其建模过程往往需要树木图像信息作为数据输入,因此属于数据驱动下的建模。模型驱动建模强调植物的生长规则与几何形态特征,建模过程伴随大量调参与模型控制,生成的模型往往严格遵循植物的生长规则,具有较好的几何形态特征,与自然界的植物枝干延展相近,极少出现违反植物学规则的枝干模型;但繁琐的调参降低了建模效率,模型真实感差,几何精度低,难以满足高层次细节表达的需求。数据驱动策略下的传统树木建模大多基于图像信息进行,建模过程极大简化了参数调优,模型真实感增强,几何精度提高;但模型重建对图像清晰度、对比度等因素敏感,建模过程依赖图像识别与分割。传统的树木建模体系普遍缺乏树木几何信息的输入,模型几何精度差,真实感略显不足,算法时间剪度高,难以满足高精度、多层次细节表达的建模需求。

### 2.2 基于激光点云的树木建模方法

为进一步增强树木模型的真实感,提高模型的几何精度,国内外学者基于激光雷达技术,利用扫描获取的树木点云,高精度、多尺度地重建三维树木模型。当前点云树木建模分类体系大多基于:①数据源类别,例如TLS点云、ALS点云、MLS点云、图像点云、视频点云等;②建模

方法对数据的依赖程度,例如数据驱动与模型驱动;③模型抽象粒度,例如基于树冠建模与基于骨架建模。这些体系均是从宏观角度分类,未涉及具体的树木建模算法。为深入分析不同建模方法的实质,阐明树木三维几何重建的内

在机理与建模策略,本文深入分析了树木建模的前沿研究,将当前主流的以点云为输入的树木建模方法划分为聚类思想建模、图论方法建模、先验假设建模、拉普拉斯算子建模和轻量化表达建模。5种建模策略的总体对比分析见表1。

表1 5种建模策略的优缺点对比

Tab.1 Comparison of Advantages and Disadvantages of Five Modeling Strategies

建模策略	代表文献	数据源	模型表达	优势	缺陷与挑战
聚类思想建模	Verroust等 <sup>[30]</sup>	TLS	骨架表达	树干部分骨架模型较为准确	对采样点的密度敏感
	Delagrangé等 <sup>[31]</sup>	TLS	骨架表达	快速构建骨架	不能处理横向生长状况树枝
	Côté等 <sup>[32]</sup>	TLS	L-architect	考虑风向与遮挡因素	叶片添加问题
	Côté等 <sup>[33]</sup>	TLS	L-architect	考虑风的影响,枝条细节信息得到表达	时间复杂度高
	Xu等 <sup>[34]</sup>	TLS	三角面片	可以构建存在少量数据缺失的细枝模型	对根节点依赖度高;需要特定参数输入;与原始树木有差异
	Yan等 <sup>[35]</sup>	TLS	圆柱拟合	构建复杂结构树木模型	时间复杂度较高,会产生空洞
图论方法建模	Li等 <sup>[36]</sup>	TLS	三角面片	保留了更多的树木细节信息;树木枝干建模效果较好	繁琐的参数设置;冠层内部细节模型欠缺
	Bucksch等 <sup>[37]</sup>	TLS	骨架表达	理论验证;对点噪声与密度不敏感	树结构优化与体素规格的确定
	Bucksch等 <sup>[38]</sup>	TLS	骨架表达	可以在少量数据缺失情形下重建模型	八叉树结构的优化
	Hu等 <sup>[39]</sup>	ALS	骨架表达	保留了原始点云数据特征	不能构建弯曲度大的树木模型
	Wang等 <sup>[40]</sup>	TLS	三角面片	可以从不完整点云中重建骨架;对点密度不敏感	不能处理“环”拓扑结构
	Mei等 <sup>[41]</sup>	TLS	骨架表达	保持了树枝之间的正确拓扑;模型精度高	时间复杂度高
先验假设建模	Livny等 <sup>[42]</sup>	MLS	参数表达	多树联合建模;对点噪声与点云数据缺失不敏感	稠密树冠情形难以建模;树叶纹理信息与现实存在差异
	Pfeifer等 <sup>[43]</sup>	TLS	三角面片	针叶树木建模	树木表面模型真实感较差
	Méndez等 <sup>[44]</sup>	MLS	圆柱拟合	快速实现大范围场景树木建模;对树种类型依赖程度较低	算法缺乏唯一收敛性;需要进行大量参数的实验调整
	Zhang等 <sup>[45]</sup>	TLS	三角面片	多层树模型表示	细枝缺失;树枝方向变化较大处会出现伸展方向错误
	Raunonen等 <sup>[46]</sup>	TLS	QSM	树木结构的定量分析;对点密度不敏感	对点云噪声比较敏感
拉普拉斯算子建模	Aiteanu等 <sup>[47]</sup>	TLS	椭圆面拟合	无需参数调优;对点云密度不敏感	点密集区域缺少子树参与优化;对点噪声比较敏感
	Au等 <sup>[48]</sup>	TLS	骨架表达	保持曲线骨架结构与原始树木的一致性;对点云噪声不敏感	模型分辨率较低;不能构建高度精细的树木模型
	Tagliasacchi等 <sup>[49]</sup>	TLS	骨架表达	可以应对不完整点云数据建模	对点密度比较敏感;参数调优
	Cao等 <sup>[50]</sup>	TLS	三角面片	对点噪声不敏感	拉普拉斯收缩依赖局部分析
轻量化表达建模	Su等 <sup>[51]</sup>	TLS	骨架表达	正确构造树木的曲线骨架结构	无法处理复杂树冠结构的模型
	Vosselman <sup>[52]</sup> , Gorte <sup>[53]</sup>	TLS	栅格表达	建模过程的复杂度降低	建模精度降低;对点噪声敏感
	Lin等 <sup>[54]</sup>	ALS	Billboard	可以从不完整、含噪声的点云数据中直接快速重建模型	树木模型细节信息损失
	Zhu等 <sup>[55]</sup> , Rutzinger等 <sup>[56]</sup>	ALS	三角面片	使用凸包算法,快速建模	树冠内部细节模型信息缺失
	Pradal等 <sup>[57]</sup>	TLS/MLS	三角面片	基于语法规则绘制快速建模	模型几何精度难以保证
轻量化表达建模	Lafarge等 <sup>[58]</sup>	ALS	参数表达	可用于大型城市场景的快速树木建模	不能构建复杂树木结构的模型;不适用于街景等树木建模
	Zhou等 <sup>[59]</sup>	ALS	八面体表达	增加了树叶纹理信息	枝干细节在一定程度上被忽略

### 2.2.1 基于聚类思想建模

基于聚类思想建模的关键是根据点的邻域信息形成按距离划分的聚类点集,对各点集利用聚类算法得到对应的树木骨架点,根据近邻关系维护骨架点拓扑,并生成树木骨架结构。

例如,Verroust 等<sup>[30]</sup>基于 TLS 树木点云,利用  $k$  近邻算法构建邻域图,计算各点至根节点的最短距离,记为测地距离,据此划分树木点集,聚类得到树木骨架点。该方法可以聚类出高精度树干骨架点,但对点密度敏感,难以重建稀疏点云情形下的细枝模型。Delagrangé 等<sup>[31]</sup>在垂直方向上以 1 cm 间隔水平划分 TLS 树木点云,并基于每一层点集构建多边形,依据多边形中心点维护拓扑,生成骨架模型。由于骨架点基于水平切片产生,该方法无法准确重建横向生长的树枝模型。为提高算法的鲁棒性与可扩展性,Côté 等<sup>[32]</sup>基于 TLS 树木点云,考虑环境中风的因素与树叶遮挡影响,定量评估枝向分布、木材剖面、垂直叶片等,在虚拟环境中生成树木模型,并通过已验证的三维辐射传输模型证实了该模型的合理性与算法鲁棒性。为重建稀疏点云细枝模型,Côté 等<sup>[33]</sup>又提出了一种估测森林结构属性的树木结构模型,该模型融合异速生长理论来确定树冠总叶片数量,进而生成树枝模型,增强了 Verroust 等<sup>[30]</sup>方法的鲁棒性与可扩展性。

为进一步提高聚类算法应对复杂结构树木建模的能力,重建横向生长的树枝模型,Xu 等<sup>[34]</sup>基于 TLS 点云提出依据欧氏距离构建邻域图,并根据点至根节点的最短距离聚类骨架点。该方法可以重建横向生长的树枝模型,但在根节点选择上较为随意,算法的可扩展性较差,特定树种需要输入特定参数,以控制模型生成。为重构结构复杂的树木模型,Yan 等<sup>[35]</sup>融合  $k$ -means 聚类与圆柱拟合,计算各圆柱体区域和分支点,再通过邻域图连接枝干拓扑,生成骨架结构。该方法可以构建结构较为复杂的树枝模型,但时间复杂度高,生成的模型由于点云缺失会产生空洞。同样,Li 等<sup>[36]</sup>结合  $k$ -means 聚类和反射强度信息分析得到输入点云,进而根据无向图的深度优先搜索生成骨架模型。该方法保留了较多的树木分枝细节信息与树木形态信息,但是仅能重建特定树种/结构的树木,限制了算法的可扩展性。

聚类思想建模策略的实质是依据点到根节点之间的距离规则,通过聚类算法划分树木点云

得到若干点集,进而聚类出骨架点,维护骨架拓扑。基于水平数据集理论的聚类可以直接作用于 TLS 与 MLS 树木点云,得到较为准确的树干骨架,但难以重建横向生长的树枝模型;依据聚类法则提取树木骨架点的方法虽然解决了水平数据集聚类的缺陷,但对点云完整性敏感,数据缺失会造成部分骨架缺失,从而损失枝干模型精度。相比 TLS 与 MLS,ALS 点云与聚类算法并不契合,其丰富的冠层表面数据与部分树干点云使其难以利用聚类方法得到完整的骨架结构。理论上,聚类算法可以提取任意结构的树木骨架点,但随着点云数量的增加,算法的时间复杂度也递增,不适合大场景下海量点云数据的树木建模。另外,聚类算法对点的邻域信息和数据完整性比较敏感,邻域图会直接影响聚类效果和骨架点提取,点云缺失也会影响枝干拓扑的正确连接。

### 2.2.2 基于图论方法建模

基于图论方法的建模策略往往在模型重建过程中利用图论知识实现点云的数据组织、骨架点提取、枝条拓扑连接等,力求构建的树木模型与原始输入点云有较高的吻合度,降低算法对点云噪声和数据完整性的敏感程度,增强算法的鲁棒性。

基于八叉树的树木建模是图论体系下比较有代表性的一类建模方法。该方法先将树木点云划分成等规格体素,实现树木点云的组织管理,并依据体素确定点的邻域信息,再基于体素空间的连续性提取八叉树图,最后结合一系列规则与图论方法对八叉树结构实施删除、合并、填补操作,生成树木骨架结构。例如,Bucksch 等<sup>[37]</sup>提出了一种 CAMPINO (collapsing and merging procedures in octree graphs) 建模方法。该方法可以从密度不均、含噪声与少量数据缺失的 TLS 点云中提取与原始点云高度吻合的树木骨架结构,但对体素规格比较敏感,表现为:体素规格过大,可能出现拓扑连接错误;体素规格过小,又会增加计算成本,损失建模效率;只有当体素设定合理,该方法才能够较好地均衡算法时空复杂度和树木模型保真度。为进一步减弱八叉树算法对点云完整性的敏感性,Bucksch 等<sup>[38]</sup>依据存在数据缺失的 TLS 树木点云,构建并简化八叉树图,生成初始骨架,再将骨架嵌入点云中,弥补缺失的部分点云。该策略确保了冠层拓扑连接的正确性,对点密度变化与点云缺失不敏感。

上述八叉树建模算法大都直接作用于 TLS 点云,针对主干点云不完整与含有噪声的 ALS 点云,Hu 等<sup>[39]</sup>基于体素细化方法获取单株树木主干点,再利用邻域搜索构造连通图。为确保正确的枝干拓扑,Hu 等<sup>[39]</sup>结合真实的树木图片构造方向场来限制分枝方向,并基于自底向上的贪心算法重构树木骨架。该方法有效保留了原始点云的数据特征,确保了树木模型的高保真度,但算法可扩展性较差,无法重建不同树种与含有较大弯曲树枝的树木模型。

为解决树木建模普遍存在的点云缺失问题,有学者从骨架连接视角出发,利用图论知识,基于先弥补、后建模的思路提取树木骨架,重建三维树木的几何结构。例如,针对 TLS 树木点云缺失,Wang 等<sup>[40]</sup>提出了一种基于结构感知全局优化的方法(structure-aware global optimization method, SAGO)。该方法利用距离最小生成树生成近似树木骨架,并定义树枝伸展方向,据此利用 SAGO 方法补全树木缺失点云。在数据填补的基础上再次利用距离最小生成树优化树骨架,结合拉普拉斯算子平滑,实现点云缺失情形下的模型重建。Wang 等<sup>[40]</sup>的方法较好地保持了枝干真实的伸展方向,能够重建复杂结构的树木模型,且对点云噪声不敏感。但该方法无法处理“环”拓扑结构,难以重建交叉的树枝模型。同样,基于最小生成树弥补缺失点云,Mei 等<sup>[41]</sup>提出了一种  $L_1$ -MST ( $L_1$ -minimum spanning tree) 方法。该方法利用  $L_1$ -Median 算法提取树木粗略骨架,并计算各点主导方向与局部点云密度,再基于主导方向与点云密度优化迭代,补全缺失点云,最后从增强的点云中利用  $L_1$ -MST 算法提取精确骨架。该方法确保了正确的枝干拓扑连接,模型几何精度高,但建模算法的时间复杂度高。

为解决因相互遮挡造成的单木分割问题,Livny 等<sup>[42]</sup>基于 MLS 树木点云,提出了一种全局优化的树木建模方法。该方法以枝干组织结构 BSG(branch-structure graph)图抽象树木骨架,以点间欧氏距离作为权重,利用 Dijkstra 最短路径生成权重最小生成树,基于约束条件对 BSG 图优化平滑,提高了骨架精度。Livny 等<sup>[42]</sup>创造性地从全局视角出发,提出联合建模的方法代替传统的点云分割,提高了建模效率。同时,全局优化方法所构建的树木模型维持了树木真实感,较好地遵循了树木生长规律。但是,联合建模策略无法重建含有稠密树冠的树木模型。

基于图论方法的建模策略增强了算法抗点云缺失与抗噪能力,为空间点云的组织管理与骨架拓扑连接提供了新思路,对于广义(泛在)点云具有良好的适用性。八叉树算法可以间接弥补冠层缺失点云,解决了 TLS 与 MLS 点云树冠精细建模的问题。最小生成树等传统图论方法及其改进算法确保了 TLS 与 MLS 点云枝干拓扑连接的正确性。另外,对于 ALS 点云枝干建模、MLS 点云遮挡等问题,图论方法都提供了新的解决思路。但图论建模策略不论是体素规格大小的选择还是最小生成树等图论方法的优化,一直是模型重建过程中需要重点研究的问题。图论知识在增强算法鲁棒性的同时,也存在难以处理特殊树木结构、时间复杂度偏高等一系列缺陷。

### 2.2.3 基于先验假设建模

基于先验假设的树木建模一般事先假设树木枝干为圆柱体或枝干截面为椭圆面,然后维护骨架拓扑,构建遵循上述先验条件约束的三维树木模型。

基于树木枝干大多为圆柱体的假设,Pfeifer 等<sup>[43]</sup>针对 TLS 枝干点云进行局部圆柱拟合,采用圆柱体的一系列参数实现枝干的自动拟合与模型重建。该方法可以快速拟合树干模型,但忽略了树干截面与理想状态下的圆环存在一定偏差的现实,难以重建有遮挡的枝干模型。为减弱遮挡对建模的影响,Méndez 等<sup>[44]</sup>研究了一种从 MLS 点云中提取无叶树木几何结构的圆柱拟合方法。该方法建模高效,且对树种类型不敏感,能够快速实现大场景的树木重建;但建模算法缺乏收敛性,为得到最佳的拟合结果,需要输入相应的参数进行大量的实验调整。

为解决圆柱拟合难以重建冠层树枝模型的问题,Zhang 等<sup>[45]</sup>提出一种多层树模型表示方法,对含有复杂结构与遮挡情况的 TLS 树木点云,分开重建树干与树冠模型。该方法生成的模型具有良好的整体几何形态,树冠模型视觉逼真,可扩展性较好;但在分支点分类处存在一定的误差,许多细小分支没有被准确检测到,损失了部分冠层细枝信息,另外在树枝方向变化较大处存在少许拓扑连接错误。

为了减弱圆柱拟合对点云密度变化的敏感性,Raunonen 等<sup>[46]</sup>基于多站点 TLS 树木点云,借助点云分段、曲面生长与局部连通性检查等,采用圆柱拟合弥补缺失点云,生成枝干模型。该方法可以重建少量点云缺失情形下的枝干模型,对

点密度变化不敏感,但算法的抗噪性能较差,当出现严重点云缺失时,可能会出现枝干拓扑连接错误的情况。Aiteanu等<sup>[47]</sup>基于TLS树木点云,提出一种非均匀点云自动建模方法。该方法基于树枝截面为椭圆面的假设,创建基于点邻域关系的最小生成树,并根据点密度分段处理原始点云。Aiteanu等<sup>[47]</sup>的方法规避了点云分割过程中的人机交互与调参操作,时间复杂度较低,且对点密度变化与少量点云缺失不敏感。但该方法对点云噪声比较敏感,并且由于分割分段处理,点密度较大的枝干并没有形成子树参与分段处理过程。

先验假设建模增强了模型的规则程度,能够应对少量点云缺失,建模算法的时间复杂度较低。对于MLS与单站TLS点云,由于建模对象只接收到单方向扫描,会出现背面点云缺失,而先验假设建模依旧可以很好地拟合出枝干模型。对于ALS点云,由于缺乏完整的树干点云与冠层细枝点云,难以重建生成可靠的枝干模型,此时可通过圆柱拟合或椭圆面假设得到完整的树木模型,譬如基于椭球体抽象树木模型。但先验假设建模对点云噪声敏感,点云获取过程中,自然风等因素必然会在树叶部位产生噪声,因此需要着重考虑噪声和环境风等因素。另外在现实环境中,树木的趋光性会造成树木结构并非理想状态下的规则圆柱体或椭圆面,严格的先验假设会损失树木模型的精度。

#### 2.2.4 基于拉普拉斯算子建模

拉普拉斯算子建模策略一般基于点云邻域信息计算拉普拉斯矩阵,并通过迭代求解拉普拉斯方程,再更新矩阵收缩权与各点约束权,实现树木点云收缩,重构几何结构逼真的树木曲线骨架。拉普拉斯算子在提取曲线骨架的同时,能够保持骨架表面的局部细节信息,适应自然树枝的生长,适用于可形变而非刚性的树木建模需求。

例如,Au等<sup>[48]</sup>基于全局约束的拉普拉斯平滑,将二维网格几何结构压缩为无体积的一维骨架形状,并通过连通性检验与骨架细化生成曲线骨架。该方法保持了曲线骨架结构与原始对象的一致性,对点云噪声不敏感,比较适合具有流形连接的封闭网格结构。考虑到重建普遍存在的点云缺失问题,Tagliasacchi等<sup>[49]</sup>基于旋转对称轴概念提出了一种针对不完整点云的骨架提取方法。该方法不依赖任何环境、体积离散化、采样假设等,为设计基于骨架建模的点云补全提供

了可行方案。但该方法对点密度变化敏感,点云稀疏时难以准确提取法向量,会出现拓扑连接错误。为降低拉普拉斯算子对点云噪声与数据缺失的敏感性,Cao等<sup>[50]</sup>基于拉普拉斯收缩,将点云通过局部Delaunay三角剖分与拓扑细化处理,生成曲线骨架。该算法对点云噪声具备很强的鲁棒性,能够修复点云缺失情形下的拓扑。但由于收缩依赖于局部分析,该方法在严重缺失点云的情形下会损失模型精度甚至出现枝干拓扑连接错误。Su等<sup>[51]</sup>基于TLS点云,通过拉普拉斯算子迭代收缩与优化处理构造出树木模型曲线骨架。该方法保持了树木相对完整的全局形状,对点云噪声不敏感,但是难以构建复杂的树冠模型,生成的模型普遍缺乏冠层细枝细节信息,且拉普拉斯平滑时间复杂度较高。

基于拉普拉斯算子建模策略的关键是将三维点云通过算子提取出一维骨架形状,进而细化拓扑,优化骨架模型。该策略降低了骨架提取过程的复杂度,对点云噪声不敏感,鲁棒性较好,能够处理少量的数据缺失,但算子平滑过程的时间复杂度高,且对点云密度比较敏感。与聚类建模方法相似,拉普拉斯算子策略也是基于树木整体骨架的建模,对点云完整性要求较高,因此拉普拉斯算子大多直接作用于TLS与MLS点云。针对以获取冠层信息为主的ALS点云,由于缺乏主要枝干的点云数据,拉普拉斯算子无法收缩得到树木骨架结构,难以在ALS点云下得到树干与树枝骨架。后续利用拉普拉斯算子建模策略时,应当兼顾算子的时间复杂度与骨架线提取精度,而针对树冠内部细枝细节的精细建模,则需要结合其他方法进行,如利用WLS点云对TLS点云与车载MLS点云进行数据增强,而针对ALS点云则可以通过精细的波形分解技术提升冠层点云的密度,实现ALS点云数据的增强,进而利用拉普拉斯算子收缩得树冠内部的细枝骨架。

#### 2.2.5 基于轻量化表达建模

树木建模数据源中,TLS与MLS数据均为3D点云,而ALS数据为2.5D点云。为降低建模复杂度,实现算法轻量化表达,有学者基于降维建模策略,投影3D或2.5D点云至二维平面,将三维点云树木建模问题转化为二维投影空间的骨架点提取与拓扑连接问题。另外,一些学者从模型轻量化表达视角出发,将三维空间树冠信息的表达转换到二维平面,基于树冠特征面重建模型,实现模型的降维表达。

例如, Vosselman<sup>[52]</sup>和 Gorte<sup>[53]</sup>提出栅格化树木点云的方法, 将三维的 TLS 树木点云投影到二维栅格平面上, 采用 Dijkstra 算法获得树木骨架的拓扑连接方式, 并生成骨架结构。该方法虽然降低了建模过程的时空复杂度, 但降维处理损失了冠层细枝信息, 且算法本身对点云噪声与数据缺失敏感。在模型简化的基础上, 为进一步降低算法对噪声的敏感度, Lin 等<sup>[54]</sup>针对城市住宅区树木, 利用 Billboard 与两个正交平面来表示树木模型。该方法可以从不完整、含噪声的 ALS 点云数据中直接利用简化的几何模型抽象树木。同样, 伴随模型轻量化表达产生的结果是细节信息的损失, 虽然该方法构建的模型保持了完整的冠层结构与表面信息, 但会严重损失冠层细节信息, 在精细建模的需求下, 算法需要进一步优化。

为均衡模型轻量化表达与树冠细节层次表达, 有学者基于点云树冠建模, 忽略部分树冠内部的细节层次信息, 降低模型表达的复杂度, 力求快速高效地重建大范围场景的树木模型。以往的建模大多基于树木骨架实现几何重建, 建模核心为骨架点提取与拓扑连接。而针对冠层重建, 往往先弥补数据, 然后构建冠层枝干骨架, 最后生成树冠模型, 建模时空复杂度较高。为此, 有学者结合 ALS 点云特点, 利用 ALS 树木点云抽象树冠模型。树冠建模策略主要通过凸包算法<sup>[55-56]</sup>来构建整个树冠的几何形状, 在树冠凸包内再结合 L-System 理论或者 PlantGL<sup>[57]</sup>生成树枝。例如, Lafarge 等<sup>[58]</sup>提出一种基于模板匹配与分水岭算法的非结构化点云数据建模方法, 该方法可以快速重建大型城市场景中的建筑物、树木等地物模型, 但并不适合居住区内复杂结构的树木重建。Zhou 等<sup>[59]</sup>提出一种基于树叶的树模型重建方法, 选择拟合点邻域范围内的曲面, 通过局部点的主成分分析拟合椭球体的内接八面体来表示树叶, 生成带有树叶的植被模型。该方法增强了树冠表面纹理信息的表达, 进一步提升了树冠模型的真实感。

轻量化的树木建模的实质是在维持一定模型精度的基础上, 尽可能简化算法, 同时顾及模型的轻量表达, 增强模型表达的灵活性, 匹配大范围场景快速高效的树木建模应用需求。由于 ALS 点云注重树木冠层的信息表达, 与轻量化的树冠建模策略相契合, 树冠建模是大范围 ALS 点云树木建模的理想方法。而面对信息获取较为完整的 TLS 与 MLS 点云, 轻量化的建模算法可

以减低算法的时空复杂度, 基于少数方向投影简化或基于采样点抽稀点云的建模可以快速重建树木的基本骨架结构。轻量建模策略下构建的树木模型规避了冠层细枝点云缺失造成的模型细节损失, 将三维建模问题通过二维表达、树冠模拟等来解决。但模型的轻量化表达削弱了点云三维空间信息的完整性与全面性, 不考虑骨架特别是冠层细枝骨架, 必然会造成枝条拓扑连接不准确与细枝模型缺失, 从而损失部分细节信息。

#### 2.2.6 广义(泛在)点云与建模算法的关联

树木三维几何重建往往围绕数据、算法、几何模型 3 方面展开, 其中算法是连通数据与几何模型的通道, 不同体系不同思想的建模方法通常是在几何模型需求导向下依据数据特点决定的。当前, TLS 点云精度高、密度大、完整性较好, 已被广泛用于单株或小范围场景的树木重建。基于 TLS 点云的树木建模多以骨架建模策略为主, 其核心为精确提取骨架结构, 同时保证枝干等拓扑连接的正确性。例如, 为拟合精确的树木骨架点, 可以选择聚类或拉普拉斯算子法, 但这两种方法均对点云完整性比较敏感, 难以重建冠层遮挡的细枝模型。为精确重建冠层细枝, 建模方法可选择八叉树等图论算法或实施先验假设约束, 前者能够基于八叉树图等信息恢复缺失点云, 算法鲁棒但时间复杂度偏高; 后者则是依据圆柱或椭圆面等先验假设, 构造缺失枝干模型, 建模高效但对点云噪声敏感。另外, 为提高建模效率, 适应多站点 TLS 拼接大场景中的树木建模, 可选择骨架轻量化表达建模。轻量型的骨架可以是骨架提取算法的轻量化, 比如投影点云至二维平面, 将三维空间骨架重建问题转化为二维栅格平面树木骨架点提取与拓扑连接问题; 也可以是建模点云数据的轻量化, 比如抽稀部分采样点。

相比 TLS 点云, ALS 技术作业场景更大, 但点云精度与密度相对较低, 难以完整和精确地表达树木骨架和细枝细节的三维结构。虽然目前可以采用全波形 ALS 数据, 通过精细的波形分解得到密度更高、更为完整的冠层表面和内部点云, 但增强后的 ALS 点云仍然难以精确描述冠层内部骨架, 因此通过聚类或拉普拉斯算子等方法难以重建 ALS 点云树木。事实上, 当前 ALS 点云重建算法聚焦在两方面: ①先基于图论知识或先验假设约束实现点云增强, 再重建树木; ②轻量型的树冠建模策略忽略枝干等模型精度, 利用

冠层特征面(Billboard)、椭球面、八面体表达等高精度抽象树冠模型。前者模型的几何、拓扑信息较为完整,但时间复杂度高;树冠建模策略契合ALS点云大场景的快速建模需求,但高精度的抽象表达会损失模型细节,比如树干模型精度和冠层细枝信息等。

兼顾TLS点云的完整性与ALS点云获取大场景数据的高效性,MLS可获取树干至冠层内部较为完整的点云数据。传统的车载激光雷达受扫描路线的限制,只能获取既定路线两旁的树木点云。相比传统车载MLS点云,背负式与手持式SLAM系统可以深入场景内部获取冠层内部信息,得到更加完整的树木点云,为TLS与ALS冠层内部细枝点云的数据增强提供了新的数据源。在解决广义(泛在)点云配准的基础上,通过融合SLAM系统点云,能够实现冠层内部枝干模型的高精度重建。

随着激光雷达载荷技术的不断革新,基于属性更丰富、信息内涵更宽泛的新兴激光雷达数据重建三维树木几何模型的趋势日益显著。例如,新兴的多/高光谱激光雷达数据<sup>[60-61]</sup>正逐渐应用于大场景下树木生理参数的提取与冠层信息的表达。多/高光谱激光雷达可以获取大面积植被冠层的空间数据信息,同时提供丰富的光谱信息与植被生理指标参数。基于该数据的树木重建往往以树冠建模策略为主、辅以生理指标作为规则约束。伴随多/高光谱激光雷达兴起的还有新型的量子计数激光雷达,该激光雷达点云对植被的探测能力更强,密度较高,但包含大量背景噪点,因此建模算法的选择需要着重考虑算法对点云的均质性和点云噪声的适应性。广义(泛在)点云与建模算法的耦合关系如表2所示。

### 3 存在的问题

当今前沿的建模算法充分研究了广义(泛在)点云树木建模面临的普遍问题,即点云质量(如点云噪声、离值点、点云密度变化等)、数据缺失、骨架拓扑连接、模型抽象表达等。不少学者提出的算法降低了对点云质量的敏感性,解决了少量点云缺失情形下的重建问题,具备较好的鲁棒性能,在算法优化与模型精度上已取得不错的成效,生成的三维树木模型具备真实感与保真度。然而,当前的激光雷达点云树木建模,除聚类与图论算法体系下存在的高时间复杂度、先验假设体系下存在点云噪声敏感、拉普拉斯算子与

轻量表达体系下存在细枝细节缺失等建模缺陷外,还存在以下一些共性问题。

#### 3.1 树冠内部枝干细节信息表达问题

当前的建模算法大多基于树木点云提取模型的骨架点或树冠特征面,从而实现树木的几何重建。树木重建分为两种思想:①基于骨架建模,即先提取骨架点,再经拓扑连接生成骨架模型。②基于树冠建模,即先提取树冠的特征面,忽略部分枝干信息,再基于特征面绘制最终树木模型,如基于Billboard抽象表达树冠。两者各有优劣,但在树冠内部的细枝细节表达上存在共性缺陷。骨架建模思想由于树叶自遮挡与多树之间相互遮挡,树冠内部细枝信息缺失,在重建高层次细节模型时,往往需结合先验假设或植物规则约束补全树冠枝干模型,但是基于规则约束补全模型,由于缺乏真实的信息输入,难以保证模型的几何精度和拓扑正确性。树冠建模思想直观、简单,便于模型轻量表达,但由于过多强调树冠表面信息的抽象表达,导致大多数树冠内部细节信息往往被直接忽略。为获取较为完整、精确的树冠信息,有学者基于SLAM技术校正MLS点云数据,增强树冠点云的几何精度与可靠性<sup>[62]</sup>。SLAM系统的出现给树冠内部数据补测和细枝细节抽象表达带来了新契机,但SLAM数据与TLS/车载MLS数据在点云精度和密度上均存在差异,如何融合这些异源数据,实现高精度点云配准与模型重建是新技术条件下挖掘树冠内部细枝细节信息的一个瓶颈。

#### 3.2 建模算法鲁棒性、可扩展性与轻量化表达问题

树木建模算法需要考虑鲁棒性、可扩展性以及轻量化表达等3方面因素。算法的鲁棒性表现为树木建模算法对点云密度、点云噪声与离值点、点云完整性等问题的敏感程度。算法的可扩展性既表现为算法应对形态各异的复杂树木几何结构的能力,同时也蕴含着算法是否具备有效重建大面积树木场景的能力。算法的轻量化表达表现为算法是否具有较低的时空复杂度以及生成的树木模型是否具有紧凑性,即模型在确保几何精度的同时,尽可能包含较少的三角面片。

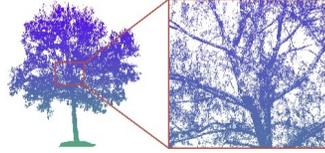
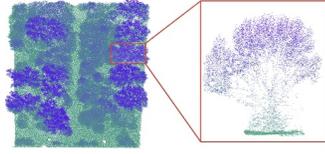
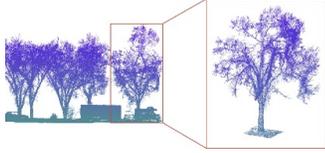
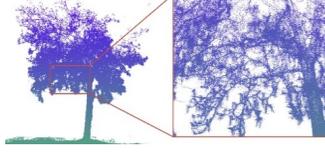
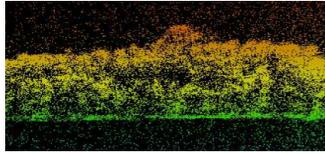
基于骨架建模策略的算法大多存在对点云完整性敏感、可扩展性差、算法轻量化程度低的问题。骨架提取依赖完整的点云数据,树冠内部点云缺失会造成骨架点提取困难与拓扑连接不正确等问题。另外,骨架建模算法往往依赖于特定树种或对简单几何结构的树木重建效果较好,

而不适用不同树种或复杂结构树木的重建。此时,往往需要通过大量调参或增加先验规则约束等措施重建特定树种的几何模型。而调参和先验约束又会间接增加算法的时间复杂度,降低算法的轻量化程度。基于树冠建模策略虽然注重模型的轻量化表达,但是树种、细枝等信息往往被直接忽略,模型的精细程度较低,无法满足高

精度、多层次细节的建模需求。因此,具体选择何种方法构建树木模型是当前树木建模研究亟需解决的一个问题。用户需要充分权衡建模成本与生产需求,依据实际应用对树木模型几何精度、保真度以及时空成本的要求,设计出均衡鲁棒性能、可扩展性和轻量化程度的算法,以快速高效、高精度、多尺度地重建树木模型。

表2 广义(泛在)点云与建模算法的关联

Tab.2 Relationships Between Ubiquitous Point Clouds and Modeling Algorithms

数据源	数据优势	所建树木模型特点	推荐建模算法	点云缩略图
TLS	点云精度高、密度大、完整性好;配合多站扫描,可较完整地表达树木的枝干和树叶等细节。	树木骨架结构完整,骨架模型精度较高,可基于骨架轻量化表达高粒度抽象树木模型。	水平数据集聚类法;基于聚类法则算法;拉普拉斯算子收缩;骨架轻量化表达。	 TLS点云,FARO X330,南京
ALS	作业效率高,获取数据的场景大,在树冠层次细节上描述植被的三维几何。	高粒度抽象树冠模型,枝干模型略显欠缺,以低层次细节对树冠信息抽象和表达为主。	树冠建模方法(Billboard、半球体、八面体等);八叉树算法、圆柱拟合、最小生成树等算法。	 ALS点云,RIEGL LMSQ680i,荷兰
车载激光雷达	作业效率高,便于城市行道树场景的快速建模。	可构建中等层次细节树木模型,对于相互毗邻难以分离的行道树,可联合对多棵树同步建模。	基于全局优化的联合建模算法、拉普拉斯算子收缩、基于聚类法则的方法、圆柱拟合算法。	 MLS点云,卡尔加里,加拿大
背负式或手持式SLAM激光雷达	制图灵活,可深入场景内部,增强植被冠层内细节表达。	可构建精细的冠层内部细枝模型,但对算法适应噪声的鲁棒性要求较高。	基于聚类法则算法、先验假设约束算法(圆柱拟合等)。	 SLAM点云,RIEGL PX-80,南京
多/高光谱激光雷达	除含有三维点云几何信息外,数据还包含丰富的光谱信息与植被生理指标参数。	高粒度抽象树冠模型,辅以植被光谱信息,构建语义完整的树木几何模型。	树冠建模策略融合可靠先验规则约束。	 多光谱激光雷达点云,从底至上分别为原始点云、波段1和波段2光谱信息
量子计数激光雷达	穿透率高、作业场景大,能够有效监测植被生物量及其变化,获取丰富的冠层信息。	以大场景下高粒度抽象树木模型为主,但对算法适应噪声的鲁棒性要求较高。	具备较强抗噪能力的鲁棒建模算法,建模策略以树冠与树干轻量化表达为主。	 量子计数激光雷达点云,弗吉尼亚,美国 <sup>[61]</sup>

### 3.3 树木建模的多层次细节表达问题

在地物的多层次细节表达方面,不少学者针对建筑和隧道建模提出较为完善的多层次细节

表达体系<sup>[63-64]</sup>,然而针对树木三维模型,尚未提出相对完善的表达体系。树木模型的多层次细节表达需要兼顾 TLS、ALS、MLS(含 WLS 与

HLS)等不同载荷数据特点、不同建模体系的算法特点、模型精细程度和用户实际需求。泛在(广义)点云的存在给树木模型多层次细节表达奠定了数据基础,但伴随产生的是数据源与多层次细节的匹配问题。高细节层次模型对数据质量要求较高,对于含有较多噪点与数据缺失的点云,显然不能满足要求;而低细节层次表达对点云质量要求并不高,此时选择稠密的 TLS 或 MLS 点云又会产生冗余与空间浪费的问题。建模算法是连通点云与树木模型的桥梁,算法与多层次细节表达匹配表现为低层次细节表达要求算法抽象表达树木的主要特征(例如树干、树冠等),高层次细节模型要求算法能够刻画高度精细的细节处特征(例如细枝、树叶等)。用户需求是多层次细节表达的内在驱动,构建何种细节层次的模型是根据用户需求导向的。而上述因素结合的关键在于如何根据用户实际需求选择合适的点云数据和建模算法,重建满足几何精度要求的三维树木模型。因此,构建联合数据、算法、多层次细节表达和用户需求等因素的匹配体系是今后亟需研究的问题。

### 3.4 树木几何模型精度综合评价问题

关于三维树木模型的评价,国内外学者大多仅仅针对算法进行评价,评价指标往往选择鲁棒性、可扩展性、时空复杂度等,然而针对模型本身的精度评价鲜有涉及。目前,针对模型的评价往往从模型真实视角出发,依据主观评价,并没有结合真实的树木信息,从树木几何信息、树枝拓扑、语义信息等方面进行对比分析。因此,针对树木模型,建立融合算法评价与模型精度评价的综合评价体系是目前亟待研究的一个问题。

## 4 树木建模发展趋势

三维树木模型在数字化场景中占据了重要地位,与三维建筑等其他模型不同,树木建模存在着点云数据与树木本体两方面形成的问题。因此,树木建模的发展也一直围绕解决树木点云与树木结构问题进行,本节从建模问题角度出发,分析树木建模一些潜在的发展方向。

### 4.1 顾及树木模型信息表达完整性的建模

树木模型的完整性体现在:①树木几何结构完整性,即生成的模型既含有树干模型,也包括冠层树枝与树叶模型;②拓扑完整性,即树干与树枝、树枝与树叶之间具备正确的拓扑连接;③语义信息完整性,即模型涵盖树叶、果实、表面

纹理、树种等语义。未来的树木重建应是注重模型细节表达和顾及模型几何精度、语义丰富程度和拓扑正确性的建模,要求树木建模算法能够充分挖掘点云信息,保持树木完整的几何形态,确保树木模型几何信息、语义信息的完整性和拓扑连接的正确性。

树木模型完整的几何信息表现为建模算法能够作用于干、枝、叶3部分,抽象表达树木整体几何形态。单株树木的点云提取可通过布料模拟等方法<sup>[65-67]</sup>实现。提取树木点云后,数据驱动策略下的树干建模未来可以通过聚类方法与拉普拉斯平滑、融合先验知识约束(如圆柱假设与生长规则)等技术实施重建。相比树干,重建树枝往往更加复杂,重建过程需要先解决遮挡以及树枝分割问题。遮挡问题未来可通过融合异源数据、增强点云补测予以解决,如利用背负式激光雷达设备,深入林区内部,采集遮挡部分数据。分割问题则可以结合机器(深度)学习技术,例如 PointNet 等<sup>[68-69]</sup>、PointCNN 等<sup>[70-71]</sup>或 PointNet++<sup>[72]</sup>等分类框架,实现树冠内部细枝的精确分割。枝的几何重建可采用树干建模方法,将树干树枝点云作为整体,进行聚类或拉普拉斯收缩,得到干、枝的骨架结构。叶的几何重建,关键是刻画叶子几何形态。以往的叶片建模往往不借助叶片几何信息,而是直接根据计算机图形学原理(如双三次曲面等)生成虚拟叶片,叶片几何精度低,且忽略了单株植被叶子几何形状各异、尺度大小不一和卷曲、萎缩、裂片等现实问题。因此,未来的叶片建模应是注重叶子真实信息和顾及叶片细节的建模。真实叶片信息可以从叶子图片或点云数据中提取,几何形状可以通过轮廓线、轴线和弧度定义,并增加适当的人机交互过程,调整叶片几何形状与尺度大小。

树木模型的拓扑完整性包含枝干拓扑连接和枝叶拓扑连接。枝干拓扑即是完成骨架点连接,同时保证树枝伸展方向的正确性。未来的枝干拓扑可以结合图论方法与植物生长规则约束(如异速生长规则等)来控制生成拓扑连接合理的骨架模型。为提高枝干连接部位的准确度,可以融合图片等异源数据信息,高精度定位干、枝部位连接位置,确保树干与树枝拓扑的正确连接。同样借助图片信息,可以修正枝干之间的连接角度和树枝的伸展方向。对于附着果实的树枝,还需要考虑果实重量对树枝延展的影响。枝叶拓扑即是将叶子准确附着到树枝上,可以结合

叶子点云或图片信息,先定位叶子连接点,再将构建的叶子模型添加在连接点处,最后通过变换、旋转等方法,修正叶子方向与真实叶子方向一致。

树木模型的语义包括树叶、果实、表面纹理、树种等。树叶与果实的语义表达可通过上述树叶重建与枝叶拓扑连接的方法予以实现。树木表面纹理信息,过去往往借助树木图片,利用材质贴图方法,将树木栅格图包裹到对应位置的三维树木模型表面,增加模型表面细节。随着计算机硬件与三维渲染技术的提升,今后的树木模型纹理添加可基于更清晰、像素更高的树木纹理图像,将多幅纹理图像组合添加到单株树木的不同角度,进一步增强树木纹理的真实感。相比树叶、果实、纹理等语义,树种的语义表达更为复杂。以往的树木建模,往往针对特定树种采集数据,树种语义在某种程度上被忽略,这会给场景的认知理解与树种分析造成困难。未来的树种语义表达可以基于不同树种的代表性形态特征(树叶、纹理等)予以实现,例如鹅掌楸树种马褂形状的叶子等。

#### 4.2 匹配应用需求的树木多层次细节建模

树木模型包含树干、树枝、树叶部分的几何与拓扑信息,有时也需要增加果实、表面纹理、树种等语义,这些为树木模型的多层次细节表达(LoDs)奠定了基础。三维树木模型可以通过Billboard等二维平面方式渲染表达,也可以通过干、枝、叶任意精细程度的模型来对原始树木抽象表达。低层次细节的树木模型是对真实树木的高粒度抽象,往往缺乏枝干纹理、树叶、果实等语义信息。但是,作为灵活且轻量型几何表达的一种方式,低层次细节的模型比较适合大场景树木模型的存储、网络传输、场景渲染等。高层次细节的树木模型不具备低层次细节模型表达的紧凑性与轻量化,但几何精度高,真实感与保真度较强。在实际工程项目中,具体构建何种层次细节的三维树木几何模型往往由项目的成本、数据采集与处理的时间效率和用户需求等多方面因素决定。因此,后续建模需要在实际生产需求的导向下,实现模型轻量化表达与应用需求的最佳匹配。例如,在森林生态结构参数如胸径、树高、材积量提取时,对主枝干的几何精度要求较高,而计算树木叶面积指数时,则需要语义层次更加丰富的带有树叶高层次细节的树木模型。在虚拟旅游、智慧城市与虚拟游戏场景中,需要

根据用户浏览的视点,在不同的场景下生成一系列多层次细节树木模型,满足场景渲染和用户沉浸感的体验。也就是说,既要有低层次细节的树冠模型对大场景进行渲染,又要包含高层次细节树木模型确保渲染的保真度,同时还要包含一系列中等层次细节的树木模型进行过渡,增强用户实时渲染的视觉体验。另外,如果建模算法不支持实时在线生成多层次细节树木模型的表达,也可以先生成最高精度的树木模型,然后采用计算几何中模型简化算法如QSlim等,生成层次细节更低的一系列三维树木模型,使得模型能够在多层次细节模型之间灵活转换,满足不同层次的应用需求。相应的LoDs、建模算法与实际需求匹配体系见表3。

#### 4.3 融合广义(泛在)点云的建模

当前点云数据的获取途径由专业级激光雷达设备逐渐转向大众化消费级设备,如武汉大学研制的轻小型、低成本、高精度珞珈麒麟云系统采用Velodyne 16线激光扫描仪,搭载大疆旋翼无人机平台,促进了激光雷达平民化进程<sup>[73]</sup>。INNOVIZ公司发布的InnovizOne车载固态激光雷达能够适应不同环境的变化,并获取250 m范围内地物丰富的三维点云数据,为智能驾驶<sup>[74-75]</sup>与低成本城市场景树木建模提供了新的契机。

随着传感器研制技术的革新,新兴激光雷达应运而生,多/高光谱对地观测激光雷达近年来在林业领域迅猛发展。融合激光雷达空间三维信息丰富的优势与多/高光谱数据的光谱信息特性,多/高光谱激光雷达可以有效获取植被冠层信息与植被生理指标参数,如氮含量、水分含量等。树木冠层信息可基于树冠建模策略来重建树冠模型。而植被生理指标可用于树木结构规则的约束,例如基于树冠的氮含量与水分含量约束枝干截面半径与伸展长度等。因此,兼备三维信息特征与植被多光谱信息的多/高光谱激光雷达数据也可以成为未来树木建模的重要数据源。

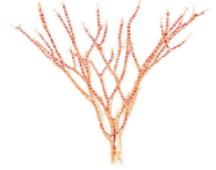
在消费级设备冲击下,专业级激光雷达设备也日益轻量化、便携化。例如,背负式激光雷达设备可以深入建模场景内部,为林区三维信息获取提供新的更完整的数据源。但由于WLS点云往往存在一定的噪点与离值点,单一利用WLS点云重建树木模型,往往需要结合高效的去噪算法,以增强建模过程的抗噪性能,保证模型精度。相比WLS点云建模,融合WLS与TLS点云的多源数据建模趋势愈发明显。TLS点云可以提供

较完整的树木表面信息,包括树干和树冠表面信息,而 WLS 可以深入林区内部扫描,为树冠内部细枝伸展方向与模型重建提供可靠的补测数据。但是,背负式激光扫描获取的点云数据精度为厘

米级(如 RIEGL PX-80 扫描精度为 2~3 cm),普遍低于 TLS 点云精度,针对两种载荷不同精度的点云高精度匹配融合,也是未来亟需研究解决的问题。

表 3 LoDs 体系与建模算法和相应用户需求之间的耦合关系

Tab.3 Relationships Between LoDs Representation, Modeling Algorithms and User's Requirements

细节层次	树木精细程度	推荐建模体系	应用需求	模型效果缩略图
LoD0	基于枝干和树冠表面信息抽象模型。模型几何精度低,无树叶、表面纹理和树种等语义信息。	基于规则建模、基于草图建模	植物生长过程动态模拟、城市规划与景物布局设计等	
LoD1	基于主要枝干几何信息抽象模型。模型主要枝干几何信息精确,拓扑基本正确,部分细枝保留,无树叶、表面纹理、树种等语义。	基于图像建模、拉普拉斯算子建模、基于轻量化表达建模	树木结构参数提取、林木生长状况实时研究等	
LoD2	基于树木主干与各枝信息抽象模型。模型精度较高,枝干模型含有精确几何信息,含有树冠内部相对完整的细枝信息,树木骨架与本体吻合度较高,拓扑连接正确。	先验假设建模、聚类思想建模、图论方法建模	树木模型数据库的构建、精细三维森林场景的绘制等	
LoD3	基于树木干、枝、叶完整信息抽象模型。模型精度高,含有精确几何信息,枝干拓扑正确,除细枝信息外,还包括树叶与树木表面纹理信息、树木各部位以及树种等语义信息、位置信息等。	结合异源数据,融合广义(泛在)点云建模	虚拟旅游、三维场景导航、虚拟游戏场景绘制、智慧城市、数字林业等	

除激光雷达载荷外,基于传统的非量测数码相机获取的树木照片或视频可以利用 SFM (structure from motion) 算法生成稀疏点云,亦可利用 MVS (multi-view stereo) 方法,采用极线几何约束,对照片进行逐像素点密集匹配,生成密集树木点云,再基于稀疏和密集的树木点云,依据 §2.2.1 至 §2.2.5 提及的算法实现对树木多层次细节的重建。照片匹配方法或者消费级激光设备获取的点云往往存在大量噪点和离值点,而现有的树木建模算法也仅能处理特定平台/载荷的点云数据,因此发展鲁棒性的点云处理算法,降低对数据质量要求和不同载荷的敏感性,是从广义(泛在)点云中重建三维树木模型的关键。

4.4 模型质量评价体系的研究

当前的模型重建研究缺乏比较完备的质量评价体系,大多数研究仅针对模型算法或模型本体单方面进行评价,且模型评价多以用户主观感受作定性评价,算法评价多使用鲁棒性作为评价指标。本文认为完整的树木建模评价体系需要

兼顾模型本体与建模算法两个方面。针对树木建模算法,可以考虑算法的鲁棒性、可扩展性、参数敏感性、LoDs 表达、算法复杂度等;针对模型评价,可以从模型几何的精确程度、模型语义的完整性、模型拓扑连接的正确性、模型表达的抽象程度等方面考虑。具体的评价策略参见表 4。

5 结 语

三维树木几何重建经历了从传统的基于规则、草图和图像的重建,发展至当今借助激光雷达技术构建几何精确、拓扑正确和语义丰富的三维树木几何,并形成了基于聚类思想、图论方法、先验假设、拉普拉斯算子和轻量化表达的 5 类点云建模体系,以期高精度、多尺度地对三维树木进行几何抽象和表达。

由于不同树种几何结构的复杂性和所获取广义点云的异构性,现有的树木点云建模方法远远不能满足从含有大量噪声点、离值点、数据缺

失的无组织且非均质点云中高保真地恢复三维树木场景的现实需求。例如,在树冠内部枝干细节的重建、枝叶纹理语义增强、树木模型多层次细节表达、建模算法针对大场景树木重建的可扩展性和针对各类树种重建的鲁棒性、树木模型与建模算法的综合评价等方面仍然存在显著的缺陷。

未来的基于激光点云的树木场景重建将会顾及广义点云的异构性、模型信息表达的完整性和用户需求的多样性。在广义点云融合、不同树种建模参数的自适应调节、特征提取、拓扑感知的骨架构建等关键技术方面有望取得突破,从而构建一个兼顾建模算法和几何模型双重维度保障体系下的大规模广义树木点云建模框架。

表4 建模算法与模型本体综合评价体系

Tab.4 Evaluation System Considering Both Modeling Algorithm and the Created Tree Model Entity

评价维度	评价指标	评价的角度/拟采取的评价策略
建模算法	参数敏感性	关键输入参数对建模结果的敏感性测试
	鲁棒性	对不同密度点云的重建能力;对不同程度数据缺失点云的重建能力;对不同类型点云(TLS、ALS、MLS、WLS等点云)的重建能力;对不同程度点云噪声的鲁棒性
	可扩展性	对大面积场景树木点云的处理能力;对不同树种不同结构树木的建模能力
	LoDs表达	LoD0树木模型;LoD1树木模型;LoD2树木模型;LoD3树木模型;算法针对LoD0—LoD3树木模型自由转换的能力
	时空复杂度	时间复杂度;算法运算成本
模型本体	几何	将模型与原始点云数据相互叠加,定性评价模型吻合度;利用全站仪等设备实际测量采样点进行评价;利用模型与原始树木点云 Hausdorff 距离;利用模型关键点到最邻近原始点云的平均欧氏距离度量;几何的紧凑性。
	拓扑	几何封闭性;几何完整性,即模型不缺少树木树枝的细节部件;树木几何的规则性,即满足植物生长规则的几何外观。
	语义	点云中不同对象的语义(如树干、树枝、树叶等);模型的真实感(要求模型不仅具有较高的几何精度,而且要有较好的可视性,如包含影像纹理或者合成纹理等);点云中不同树种的语义。
	轻量化表达	模型存储成本

## 参 考 文 献

- [1] Tan Yunlan, Jia Jinyuan, Zhang Chen, et al. Survey on Virtual 3D Tree Modeling Technologies[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(11): 1 520-1 528(谭云兰, 贾金原, 张晨, 等. 3D数据建模技术研究进展[J]. *中国图形图象学报*, 2013, 18(11): 1 520-1 528)
- [2] Tesfamichael S G, Ahmed F, Blakway F, et al. A Semi-Variogram Approach for Estimating Stems Per Hectare in Eucalyptus Grandis Plantations Using Discrete-Return LiDAR Height Data[J]. *Forest Ecology and Management*, 2009, 258(7): 1 188-1 199
- [3] Garcia M, Riao D, Chuvieco E, et al. Estimating Biomass Carbon Stocks for a Mediterranean Forest in Central Spain Using LiDAR Height and Intensity Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(4): 816-830
- [4] Kelbe D, Romanczyk P, van Aardt J, et al. Automatic Extraction of Tree Stem Models from Single Terrestrial LiDAR Scans in Structurally Heterogeneous Forest Environments[C]. The 12th International Conference on LiDAR Applications for Assessing Forest Ecosystems, Vancouver, Canada, 2012
- [5] Li Zengyuan, Liu Qingwang, Pang Yong. Review on Forest Parameters Inversion Using LiDAR [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1 138-1 150(李增元, 刘清旺, 庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1 138-1 150)
- [6] Li Qingquan, Li Bijun, Chen Jing. Research on Laser Range Scanning and Its Application[J]. *Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping*, 2000, 25(5): 387-392(李清泉, 李毕军, 陈静. 激光雷达测量技术及其应用研究[J]. *武汉测绘科技大学学报*, 2000, 25(5): 387-392)
- [7] Liu Chun, Wu Hangbin. Compress Method for Three Dimension Laser Scanning Data Based on 3D Triangulated Irregular Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(10): 908-911(刘春, 吴杭彬. 基于真三维 TIN 的三维激光扫描数据压缩方法[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2006, 31(10): 908-911)
- [8] Xie Hongquan, Chen Yuetao, Zhao Fang, et al. Experimental Study on Accuracy of Mapping Large

- Scale Topographic Map by Knapsack Mobile Laser Scanning System [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019(2): 141-156(谢宏全, 陈岳涛, 赵芳, 等. 背负式移动激光扫描系统测绘大比例尺地形图精度试验研究[J]. 测绘通报, 2019(2): 141-156)
- [9] Di Kaichang, Wan Wenhui, Zhao Hongying, et al. Progress and Applications of Visual SLAM[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(6): 770-779(邸凯昌, 万文辉, 赵红颖, 等. 视觉SLAM技术的进展与应用[J]. 测绘学报, 2018, 47(6): 770-779)
- [10] Gong Jianya. Chances and Challenges for Development of Surveying and Remote Sensing in the Age of Artificial of Intelligence[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1788-1796(龚健雅. 人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1788-1796)
- [11] Lindenmayer A. Mathematical Models for Cellular Interactions in Development: Parts I and II[J]. *Journal of Theoretical Biology*, 1968, 18: 280-315
- [12] Lintermann B, Deussen O. Interactive Modeling of Plants[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 1999, 19(1): 56-65
- [13] Xie Ke, Yan Feilong, Chen Baoquan, et al. Tree Modeling with Real Tree-Parts Examples[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22: 2608-2618
- [14] Thies M, Pfeifer N, Winterhalder D, et al. Three-Dimensional Reconstruction of Stems for Assessment of Taper, Sweep and Lean Based on Laser Scanning of Standing Trees[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2004, 19(6): 571-581
- [15] Liu H, Wu Z, Frank Hsu D, et al. On the Generation and Pruning of Skeletons Using Generalized Voronoi Diagrams [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(16): 2113-2119
- [16] Huang Hongyu, Chen Chongcheng, Zou Jie, et al. Tree Geometrical 3D Modeling from Terrestrial Laser Scanned Point Clouds: A Review [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2013, 49(4): 123-130(黄洪宇, 陈崇成, 邹杰, 等. 基于地面激光雷达点云数据的单木三维建模综述[J]. 林业科学, 2013, 49(4): 123-130)
- [17] Wang R S, Peethambaran J, Chen D. LiDAR Point Clouds to 3D Urban Models: A Review [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(2): 606-627
- [18] Yang Bisheng, Liang Fuxun, Huang Ronggang, et al. Challenges and Perspectives of 3D LiDAR Point Cloud Processing [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1509-1516(杨必胜, 梁福逊, 黄荣刚, 等. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1509-1516)
- [19] de Reffye P, Edelin C, Françon J, et al. Plant Models Faithful to Botanical Structure and Development [J]. *Computer Graphics*, 1988, 22(4): 151-158
- [20] Prusinkiewicz P, Lindenmayer A, Hanan J. Development Models of Herbaceous Plants for Computer Imagery Purposes [C]. The 15th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, New York, USA, 1988
- [21] Oppenheimer P E. Real Time Design and Animation of Fractal Plants and Trees [J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1986, 20(4): 55-64
- [22] Weber J, Penn J. Creation and Rendering of Realistic Trees [C]. The 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques-SIGGRAPH'95, New York, USA, 1995
- [23] Okabe M, Owada S, Igarashi T. Interactive Design of Botanical Trees Using Freehand Sketches and Example-Based Editing [C]. ACM SIGGRAPH 2006 Courses on SIGGRAPH'06, Boston, USA, 2006
- [24] Zakaria M N, Shukri S R M. A Sketch-and-Spray Interface for Modeling Trees [C]. International Symposium on Smart Graphics, Kyoto, Japan, 2007
- [25] Chen X, Neubert B, Xu Y Q, et al. Sketch-Based Tree Modeling Using Markov Random Field [C]. ACM SIGGRAPH Asia 2008 Papers on SIGGRAPH Asia'08, Singapore, 2008
- [26] Shlyakhter I, Rozenoer M, Dorsey J, et al. Reconstructing 3D Tree Models from Instrumented Photographs [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001, 21(1): 53-61
- [27] Quan L, Tan P, Zeng G, et al. Image-Based Plant Modeling [C]. ACM SIGGRAPH 2006 Papers on SIGGRAPH'06, Boston, USA, 2006
- [28] Tan P, Zeng G, Wang J, et al. Image-Based Tree Modeling [C]. ACM SIGGRAPH 2007 Papers on SIGGRAPH'07, San Diego, USA, 2007
- [29] Neubert B, Franken T, Deussen O. Approximate Image-Based Tree-Modeling Using Particle Flows [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(3): 88
- [30] Verroust A, Lazarus F. Extracting Skeletal Curves from 3D Scattered Data [C]. International Conference on Shape Modeling and Applications, Aizu-Wakamatsu, Japan, 1999

- [31] Delagrangé S, Rochon P. Reconstruction and Analysis of a Deciduous Sapling Using Digital Photographs or Terrestrial-LiDAR Technology [J]. *Annals of Botany*, 2011, 108(6): 991-1000
- [32] Côté J F, Widłowski J L, Fournier R A, et al. The Structural and Radiative Consistency of Three-Dimensional Tree Reconstructions from Terrestrial LiDAR [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(5): 1067-1081
- [33] Côté J F, Fournier R A, Egli R. An Architectural Model of Trees to Estimate Forest Structural Attributes Using Terrestrial LiDAR [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2011, 26(6): 761-777
- [34] Xu H, Gossett N, Chen B. Knowledge and Heuristic-Based Modeling of Laser-scanned Trees [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(4): 19
- [35] Yan D M, Wintz J, Mourrain B, et al. Efficient and Robust Reconstruction of Botanical Branching Structure from Laser Scanned Points [C]. The 11th IEEE International Conference on Computer-Aided Design and Computer Graphics, Huangshan, China, 2009
- [36] Li R H, Bu G, Wang P. An Automatic Tree Skeleton Extracting Method Based on Point Cloud of Terrestrial Laser Scanner [J]. *International Journal of Optics*, 2017, 2017: 5408503
- [37] Bucksch A, Lindenbergh R. CAMPINO—A Skeletonization Method for Point Cloud Processing [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(1): 115-127
- [38] Bucksch A, Lindenbergh R, Menenti M. SkelTre: Robust Skeleton Extraction from Imperfect Point Clouds [J]. *The Visual Computer*, 2010, 26(10): 1283-1300
- [39] Hu S, Li Z, Zhang Z, et al. Efficient Tree Modeling from Airborne LiDAR Point Clouds [J]. *Computers & Graphics*, 2017, 67: 1-13
- [40] Wang Zhen, Zhang Liqiang, Fang Tian, et al. A Structure-Aware Global Optimization Method for Reconstructing 3-D Tree Models from Terrestrial Laser Scanning Data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5653-5669
- [41] Mei J, Zhang L, Wu S, et al. 3D Tree Modeling from Incomplete Point Clouds via Optimization and  $L_1$ -MST [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, 31(5): 999-1021
- [42] Livny Y, Yan F, Olson M, et al. Automatic Reconstruction of Tree Skeletal Structures from Point Clouds [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(6): 1-12
- [43] Pfeifer N, Gorte B, Winterhalder D. Automatic Reconstruction of Single Trees from Terrestrial Laser Scanner Data [J]. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2004, 35(B5): 114-119
- [44] Méndez V, Rosell-Polo J R, Sanz R, et al. Deciduous Tree Reconstruction Algorithm Based on Cylinder Fitting from Mobile Terrestrial Laser Scanned Point Clouds [J]. *Biosystems Engineering*, 2014, 124: 78-88
- [45] Zhang X P, Li H J, Dai M R, et al. Data-Driven Synthetic Modeling of Trees [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(9): 1214-1226
- [46] Raunonen P, Kaasalainen M, Åkerblom M, et al. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 491-520
- [47] Aiteanu F, Klein R. Hybrid Tree Reconstruction from Inhomogeneous Point Clouds [J]. *The Visual Computer*, 2014, 30(6-8): 763-771
- [48] Au O K C, Tai C L, Chu H K, et al. Skeleton Extraction by Mesh Contraction [C]. ACM SIGGRAPH 2008 Papers on SIGGRAPH'08, Singapore, 2008
- [49] Tagliasacchi A, Zhang H, Cohen-Or D. Curve Skeleton Extraction from Incomplete Point Cloud [C]. ACM SIGGRAPH 2009 Papers on SIGGRAPH'09, New Orleans, USA, 2009
- [50] Cao J J, Tagliasacchi A, Olson M, et al. Point Cloud Skeletons via Laplacian Based Contraction [C]. Shape Modeling International Conference, Aix-en-Provence, France, 2010
- [51] Su Z, Zhao Y, Zhao C, et al. Skeleton Extraction for Tree Models [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, 54(3-4): 1115-1120
- [52] Vosselman G. 3D Reconstruction of Roads and Trees for City Modeling [J]. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2003, 34(3): 231-236
- [53] Gorte B. Skeletonization of Laser-Scanned Trees in the 3D Raster Domain [C]. Innovations in 3D Geoinformation Systems, the First International Workshop on 3D Geoinformation, Kuala Lumpur, Malaysia, 2006
- [54] Lin H, Gao J, Zhou Y, et al. Semantic Decomposition and Reconstruction of Residential Scenes from LiDAR Data [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): 1-8
- [55] Zhu C, Zhang X, Hu B, et al. Reconstruction of Tree Crown Shape from Scanned Data [J]. *Technologies*

- for *E-Learning and Digital Entertainment*, 2008, 5 093: 745-756
- [56] Rutzinger M, Pratihast A K, Oude Elberink S J, et al. Tree Modelling from Mobile Laser Scanning Data-Sets[J]. *The Photogrammetric Record*, 2011, 26 (135): 361-372
- [57] Pradal C, Boudon F, Nouguier C, et al. PlantGL: A Python Based Geometric Library for 3D Plant Modelling at Different Scales[J]. *Graphical Models*, 2009, 71(1): 1-21
- [58] Lafarge F, Mallet C. Building Large Urban Environments from Unstructured Point Data[C]. The 13th International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, 2011
- [59] Zhou Q Y, Neumann U. Complete Residential Urban Area Reconstruction from Dense Aerial LiDAR Point Clouds[J]. *Graphical Models*, 2013, 75(3): 118-125
- [60] Shi Shuo, Gong Wei, Zhu Bo, et al. A Novel Multi-spectral LiDAR for Earth Observation and Implementation of Control System [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(17): 1 294-1 297 (史硕, 龚威, 祝波, 等. 新型对地观测多光谱激光雷达及其控制实现 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(17): 1 294-1 297)
- [61] Rosette J, Field C, Nelson R, et al. A New Photon-Counting LiDAR System for Vegetation Analysis [C]. *Silvilaser 2011*, University of Tasmania, Hobart, Australia, 2011
- [62] Kukko A, Kaijaluoto R, Kaartinen H, et al. Graph SLAM Correction for Single Scanner MLS Forest Data Under Boreal Forest Canopy[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 132: 199-209
- [63] Verdie Y, Lafarge F, Alliez P. LOD Generation for Urban Scenes[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(3):30
- [64] Cao Z, Chen D, Shi Y F, et al. A Flexible Architecture for Extracting Metro Tunnel Cross Sections from Terrestrial Laser Scanning Point Clouds [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(3): 297
- [65] Zhang W, Qi J, Wan P, et al. An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501
- [66] Shen Aojie, Zhang Wuming, Shi Huiling. CSF Based Non-ground Points Extraction from LiDAR Data [J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, 42(7): 291-295
- [67] Cai Shanghu, Zhang Wuming, Liang Xinlian, et al. Filtering Airborne LiDAR Data Through Complementary Cloth Simulation and Progressive TIN Den-sification Filters[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(9): 1 037
- [68] Charles R Q, Su H, Kaichun M, et al. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Hawaii, USA, 2017
- [69] Su H, Jampani V, Sun D, et al. SPLATNet: Sparse Lattice Networks for Point Cloud Processing [C]. The 31st IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, USA, 2018
- [70] Li Yangyan, Bu Rui, Sun Mingchao, et al. PointCNN: Convolution on X-Transformed Points [C]. The 32nd Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Montreal, Canada, 2018
- [71] Zhang Y, Rabbat M. A Graph-CNN for 3D Point Cloud Classification [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Calgary, Canada, 2018
- [72] Qi C R, Yi L, Su H, et al. PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space [C]. The 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Long Beach, Canada, 2017
- [73] Yang Bisheng, Li Jianping. Implementation of a Low-Cost Mini-UAV Laser Scanning System [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 972-1 978 (杨必胜, 李健平. 轻小型低成本无人机激光扫描系统研制与实践 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 1 972-1 978)
- [74] Li Deren, Li Qingquan, Yang Bisheng, et al. Techniques of GIS, GPS and RS for the Development of Intelligent Transportation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(4): 331-336 (李德仁, 李清泉, 杨必胜, 等. 3S技术与智能交通 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(4): 331-336)
- [75] Ye Yutong, Li Bijun, Fu Liming. Fast Object Detection and Tracking in Laser Data for Autonomous Driving [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44 (1): 139-144 (叶语同, 李必军, 付黎明. 智能驾驶中点云快速检测与跟踪 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44 (1): 139-144)

## Progress and Prospect of LiDAR Point Clouds to 3D Tree Models

CAO Wei<sup>1</sup> CHEN Dong<sup>1,2</sup> SHI Yufeng<sup>1</sup> CAO Zhen<sup>1</sup> XIA Shaobo<sup>2</sup>

<sup>1</sup> College of Civil Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

<sup>2</sup> Department of Geomatics Engineering, Schulich School of Engineering, University of Calgary, Calgary T2N 1N4, Canada

**Abstract:** 3D geometric tree models are of great interest to many applications, such as digital city and digital forestry, among others. Of late, light detection and ranging (LiDAR) technique has been extensively used to capture the geometric shapes of the trees from the outdoor scenes. Despite two decades of research, tree modeling algorithms and the created tree models are still far from being satisfactory. In this paper, we review most of the mainstream tree modeling algorithms by using ubiquitous point clouds. These tree modeling algorithms can be roughly classified into five categories, including clustering-based method, graph-based method, a priori assumption-based method, Laplace's method, and lightweight expression-based method. In each category, we analyze the strengths and challenges of the tree modeling algorithms. Afterwards, some possible tree modeling methods and strategies are given to overcome the potential limitations in terms of detailed skeleton representation, robustness and scalability, level of details (LoDs) representation, and tree modeling evaluation. We finally propose a few suggestions for future research topics in tree modeling.

**Key words:** light detection and ranging; ubiquitous point clouds; 3D tree modeling; tree skeleton; tree crown reconstruction; digital forestry

**First author:** CAO Wei, postgraduate, specializes in the theories and applications of 3D tree modeling using ubiquitous point clouds. E-mail: caowei@njfu.edu.cn

**Corresponding author:** CHEN Dong, PhD, associate professor. E-mail: chendong@njfu.edu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China (41971415); the Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20201387, BK20180779); the Open Foundation of State Key Laboratory of Remote Sensing Science (OFSLRSS202010).

**引文格式:** CAO Wei, CHEN Dong, SHI Yufeng, et al. Progress and Prospect of LiDAR Point Clouds to 3D Tree Models[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(2):203-220. DOI:10.13203/j.whugis20190275(曹伟,陈动,史玉峰,等.激光雷达点云树木建模研究进展与展望[J].武汉大学学报·信息科学版,2021,46(2):203-220. DOI:10.13203/j.whugis20190275)

(上接第166页)

analysis (ESDA); public health event; pharmaceutical industry; emergency strategies

**First author:** YU Yan, PhD, professor, specializes in the theories and technologies related to regional planning and geocomputation. E-mail: yyhrose@whut.edu.cn

**Corresponding author:** MENG Wenqing, postgraduate. E-mail: whutmeng@qq.com

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China (41871301); the Fundamental Research Funds for the Central Universities of China (205208006).

**引文格式:** YU Yan, MENG Wenqing, FAN Jian, et al. Development of Public Health Emergency Response Strategies Based on Economic Space Field Theory and ESDA[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(2):159-166, 220. DOI:10.13203/j.whugis20200408(俞艳,蒙文清,樊建,等.经济空间场与ESDA结合的公共卫生事件应急策略制定[J].武汉大学学报·信息科学版,2021,46(2):159-166,220. DOI:10.13203/j.whugis20200408)