引文格式:吴福,廖泽源,何娜,等.面向茂密植被山区地质灾害调查的LiDAR点云密度优化[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(4):751-761.DOI:10.13203/j.whugis20230386

Citation: WU Fu, LIAO Zeyuan, HE Na, et al. LiDAR Point-Cloud Density Optimization for Geohazard Surveys in Densely Vegetated Mountainous Areas[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(4): 751-761. DOI: 10.13203/j.whugis20230386

面向茂密植被山区地质灾害调查的LiDAR点云密度优化

吴 福[1] 廖泽源[2] 何 娜[1] 刘 昶[1] 吴秋菊[1] 磨英飞[1]
潘兴鱼[1] 江耀静[1] 李春玲[1] 黄 鑫[1] 王宇翔[1] 董秀军[2]

1 广西壮族自治区地质环境监测站,广西 南宁,530000
2 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室,四川 成都,610059

摘 要:无人机机载激光雷达(laser detecting and ranging,LiDAR)技术因受环境影响较小、调查视场角独特、能"穿透"植被等优点,已成为植被茂密山区地质灾害调查的新型有效技术手段。但现有规范中针对地质灾害识别的点云密度采集标准尚未完善,现行作业多参照测绘规范确定点云密度,难以满足地质灾害早期识别对陡坎、冲沟等微地貌的精细化表征需求。针对中国广西地区地质灾害规模较小、植被覆盖茂密的特点,选取4种较大比例尺,探究不同点云密度对数字高程模型(digital elevation model, DEM)质量的影响规律,引入局部地形复杂度作为定量评价指标,推导最佳地面点云密度,并结合不同植被郁闭度下的激光穿透率,反算得到适配的采集点云密度推荐值。结果表明,局部地形复杂度可有效表征DEM的微地貌保留完整度,通过多组点云密度对比实验确定了最优地面与采集点云密度,建立了适用于广西茂密植被山区机载LiDAR地质灾害调查的点云密度参考标准。

关键词:机载LiDAR;采集点密度;点云抽稀;DEM;局部地形复杂度

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-10-10

DOI:10.13203/j.whugis20230386 **文章编号**:1671-8860(2026)04-0751-11

LiDAR Point-Cloud Density Optimization for Geohazard Surveys in Densely Vegetated Mountainous Areas

WU Fu[1] *LIAO Zeyuan*[2] *HE Na*[1] *LIU Chang*[1] *WU Qiuju*[1] *MO Yingfei*[1] *PAN Xingyu*[1]
JIANG Yaojing[1] *LI Chunling*[1] *HUANG Xin*[1] *WANG Yuxiang*[1] *DONG Xiujun*[2]

1 Geological Environment Monitoring Station in Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530000, China
2 State Key Laboratory of Geohazrd Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: **Objectives**: Unmanned aerial vehicle (UAV)-borne laser detecting and ranging (LiDAR), which is relatively insensitive to environmental conditions and offers a distinctive viewing geometry with the capability to penetrate vegetation, has become an effective tool for geohazard investigations in densely vegetated mountainous regions. However, point-density requirements tailors to geohazard identification remain underdeveloped. Current practice largely follows general surveying specifications, which often fail to support the fine-scale depiction of micro-topographic features (e.g., scarps and gullies) needed for early-stage detection. **Methods**: Focusing on Guangxi, China, where geohazards are typically small in scale and vegetation cover is dense, we examined the effects of varying point-cloud densities on DEM (digital elevation model) quality using four relatively large map scales. Local terrain complexity was introduced as a quantita-

基金项目:国家自然科学基金(42072306)。

第一作者:吴福,正高级工程师,主要从事地质灾害监测预警、地质灾害防治工作。404630357@qq.com

通信作者:廖泽源,硕士。liaozeyuana@163.com

tive indicator to derive the optimal ground-point density. LiDAR penetration rates under different canopy-closure conditions were further incorporated to back-calculate recommended acquisition point densities. **Results**: Local terrain complexity effectively reflected the completeness of micro-topographic preservation in DEM. Multi-group comparisons across point-cloud densities determined the optimal ground-point density and the corresponding acquisition point density, and produced canopy-closure - adaptive recommended acquisition densities. **Conclusions**: We establishe a point-density reference standard for unmanned aerial vehicle-borne LiDAR - based geohazard surveys in densely vegetated mountainous areas of Guangxi, enabling more reliable DEM representation of micro-topography to support early geohazard identification.

Key words: UAV-borne LiDAR; density of collection points; point cloud dilution; DEM; local terrain complexity

中国广西壮族自治区地形地貌多变、地质构造复杂,具有多山地丘陵、少平原、岩溶峰林广布、地表植被覆盖率高等特点,加之受亚热带季风气候影响,降雨丰沛且季节性分配不均,地质灾害频发。广西地质灾害风险普查结果表明,截至2022年共发育地质灾害20 062处,其中崩塌约占69%,滑坡约占30%,泥石流约占1%[1-2]。传统人工地质灾害调查方法应用于大范围茂密山区的效率较低,难以查明植被覆盖下的灾害形态和变形迹象,机载激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)技术作为一种高精度、高效率、可"穿透"植被的新型遥测手段,被广泛应用于全国地质灾害识别、调查工作,尤其面向华南、西南茂密植被山区,该技术被证实能大大提升地质灾害隐患的早期识别能力[3-4]。

点云作为LiDAR扫描后获得的原始数据集,其密度直接影响后续数字高程模型(digital elevation model,DEM)的精度与分辨率,一般来说,点云密度越高,获得的DEM的质量更高[5]。但在现场数据采集过程中,操作人员难以评估不同的植被覆盖程度下,多大的采集点密度能够满足构建用于地质灾害识别的DEM的精度需要。一方面,现有的不同比例尺下构建DEM的点云采集密度要求是针对地形测绘行业编制的,但地质灾害调查获取机载LiDAR数据的目的是解译地质灾害、提取灾害信息,相比地形测绘更关注对微地貌的保留完整度,这使得地形测绘的点云采集密度规范并不完全适用于地质灾害识别工作[6],地质灾害频发的四川省率先在《四川地质灾害调查机载激光雷达数据获取技术规范》(DB51/T 2695—2020)中提出了适用于本地的点云密度推荐值,但具有很强的地域性,并不适用于全国。另一方面,原始点云经滤波分类生成地面点时,同一采集设备在地形复杂程度不同、植被郁闭度不同等条件下生成的地面点云会存在一些差别,进而可能造成DEM质量参差不齐,因此无法现场明确"穿透"植被到达地面的点云数量是否满足构建DEM的精度需要,极易造成地面点分布不均匀,过低的点云导致无法完整地保留地表裂缝、微地貌形态、环境变化等用于识别地质灾害的前期重要变形征兆,过高的点密度则会导致人力、物力成本的浪费及后期室内数据储存和处理工作量的增加[7]。

查阅国内外关于机载LiDAR点云采集密度的相关文献,文献[8]根据不同点云密度制作了不同分辨率的DEM产品,并将其与原始数据制作的相同分辨率的DEM产品进行比较。结果表明,点云数据在进行一定程度抽稀后仍可以保留高程精度,但该研究尚未得到确切的最优抽点云抽稀率;文献[9]进一步探究LiDAR点云密度对DEM产品精度的影响,发现对原始点云数据进行50%数据简化后,仍能保持一定的数据精度。然而这些研究中评价不同点云密度构成的DEM质量都是采用以测绘为目的的高程中误差作为评级标准,但满足高程误差并不一定能满足精细地貌保留要求,还需提出更适用于地质灾害识别的评价DEM精细地貌保留程度的指标。

后续少数研究者进一步探究点云密度与DEM空间分辨率的关系,文献[10-11]对不同分辨率的DEM数据和高精度LiDAR数据进行对比分析,结果表明地貌学研究的最佳空间分辨率是0.5 m,低于该分辨率会错漏地貌特征,而优于该分辨率并未带来明显变化。但在地质灾害调查中,规模不同的地质灾害特征微地貌大小也不同,所需要的最佳空间分辨率便会有所区别,因此,应先依据灾害规模确定调查比例尺,再在相应比例尺下进行点云密度与DEM质量的关系研究。

针对以上问题,为给在广西茂密植被山区开展机载激光LiDAR地质灾害调查和信息提取工

作提供点云采集密度参考值,本文先以广西桂林市阳朔县高田镇古登村委栗木山村滑坡为研究区,运用无人机载LiDAR获取的高密度原始点云和正射影像(digital orthophoto model,DOM)作为数据源,对研究区进行植被郁闭度反演,获得高、中、低郁闭度的点云穿透率,再以高程均方根误差(root mean square error,RMSE)和局部地形复杂度值作为DEM质量评价指标,得到最优地面点密度,最终得到不同比例尺下林分郁闭度对应的最优点云采集密度[12-17]。

1　研究区概况

桂林市阳朔县高田镇古登村委栗木山村研究区位于广西东北部,地理坐标为(110°23′59″E,24°40′56″N),处在较为典型的构造剥蚀低山地貌区,地表植被为广西常见的灌木,覆盖率达70%以上。研究对象为一土质滑坡,整体形态呈舌型,坡体上下陡、中间缓,坡度分布在0°~87.63°之间,平均坡度约为30°,高程分布在171~472 m之间,高差达301 m,整体滑坡范围长约750 m,宽约400 m,面积约0.3 km^2(见图1)。在2020年6月8日暴雨条件下发生过滑动,后续仍有持续蠕滑变形,可观察到明显的滑坡后缘、周界及前缘堆积等微地形特征,地形多变,区内地质信息十分丰富。



图1　研究区位置图

Fig. 1　Location Map of the Study Area

2　数据与方法

2.1　数据获取及处理

利用飞马D20六旋翼无人机搭载DV-LiDAR10激光雷达系统在研究区内进行数据采集,该系统集成了LiDAR和全画幅高清光学相机,在飞行获取机载LiDAR点云数据的同时采集光学影像,共飞行2个架次,航飞总范围约2 km^2。详细的设备参数和航飞参数设计如表1所示。

表1　机载LiDAR作业参数表

Table 1　Airborne LiDAR Operation Parameters

LiDAR设备	航飞指标	参数
LiDAR	测距/m	1 430(ρ<80%)
	测距精度/mm	±10
	回波次数/次	7
	回波强度/位	8
	波长/nm	1 550
	水平场视角/(°)	100
	垂直场视角/(°)	20
位置与姿态系统	水平定位精度/m	0.01
	高程定位精度/m	0.02
	航向角精度/(°)	0.017
光学相机	有效像素/10^4	4 200
	焦距/mm	18
航飞指标	航高/m	250
	旁向重叠度/%	35
	飞行速度/(m·s^{-1})	10
	激光脉冲/Hz	200

注:ρ值表示激光雷达在目标物体的反射率。

获取原始点云后,首先利用TerraSolid软件形成宏命令对点云去噪、滤波、分类,得到研究区植被层点云数据和真实地面点云数据,然后将分类得到的点云及进行人工修整,剔除未剔除干净的其他点并找回分类错误的点,进行数据结果检查,最终得到研究区用以构建DEM的地面点云。将地面点在ArcGIS 10.5中生成DEM,同时用Pix4Dmapper对光学影像进行处理生成DOM。详细数据信息如表2所示。

表2　数据概况表

Table 2　Data Overview

数据类型	指标	参数
点云数据	原始点云密度/(点·m^{-2})	144.84
	地面点云密度/(点·m^{-2})	16.08
	穿透率/%	11.05
DEM	比例尺	1:200
	分辨率/m	0.2
	坐标系	CGCS2000
DOM	比例尺	1:200
	分辨率/m	0.05
	坐标系	CGCS2000

原始机载LiDAR扫描点云数据处理及获得的可视化产品流程如图2所示。

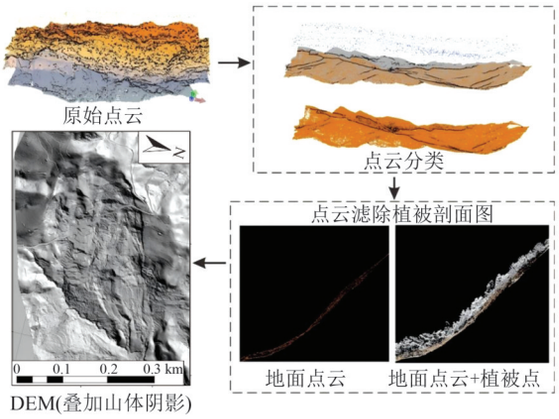


图2 点云处理及可视化产品生成流程图

Fig. 2 Flowchart of Point Cloud Processing and Visual Product Generation

2.2 研究方法

本文将最优采集点密度实验分为3步:(1)将地面点云进行不同程度抽稀,按照4种比例尺对应的构网间距构建DEM模型;(2)选取体现地质灾害特征的地形因子构建局部地形复杂度来定量评价DEM的微地貌保留程度,确定最优地面点密度;(3)结合研究区不同植被郁闭度下的激光穿透率推算出现场最优点云采集密度。

2.2.1 点云抽稀

为尽量模拟真实情况下采集的不同密度点云,对比目前常用的点云抽稀方法如随机抽稀、等间距抽稀和基于曲率抽稀等,采用随机抽稀法将地面点云进行抽稀[18]。点云保留率设置为80%、60%、40%、20%、10%、5%、1%共7个梯度,以未抽稀的原地面点云作为参照,对比分析采集密度对DEM质量的影响。抽样后的密度满足《机载激光雷达数据获取技术规范》(CH/T 8024—2011)中不同比例尺下构建DEM的要求,以保证保留最基本的地形信息。研究区内未抽稀地面云密度达到16.08点/m^2,远远优于其他相关研究的最高密度,最低点云密度为1.15点/m^2,点云密度区间跨度足够大,以保证最优点密度落在实验区间内。实验点云数据详情如表3所示。

表3 实验点云数据基本信息表

Table 3 Basic Information of Test Point Cloud Data

点云保留率/%	点云数量/点	最小点云密度/(点·m^{-2})	最大点云密度/(点·m^{-2})	点云密度/(点·m^{-2})
100	16 442 012	1	206	16.08
80	13 153 609	1	167	13.08
60	9 865 207	1	126	10.08
40	6 576 805	1	89	7.08
20	3 288 403	1	50	4.07
10	1 644 201	1	25	2.54
5	822 100	1	14	1.77
1	164 420	1	7	1.15

广西境内的地质灾害多为中小型灾害,精细化调查一般采用1∶500、1∶1 000或1∶2 000比例尺,考虑到局部调查对准确性的要求更高,本文还考虑了1∶200比例尺下构建高精度DEM所需的点密度。因此,将研究区内8组点云密度按照1∶200比例尺的0.2 m网格间距、1∶500比例尺的0.5 m网格间距、1∶100比例尺的1.0 m网格间距和1∶2 000比例尺的2.0 m网格间距内插生成DEM。以未抽稀地面点云构建的高分辨率DEM作为参照组评定其他DEM质量。首先,通过专业解译人员目视比较不同点云密度构建的DEM对地质灾害的可视化效果。

2.2.2 DEM评价指标及地面点密度确定

仅依靠目视解译灾害特征和提取信息具有很强的主观性和结果的不唯一性,为定量评价各点密度构建的DEM,先选取常用的RMSE作为高程质量评价指标[19]。该值越小,说明DEM越贴近真实地形,其计算公式为:

$$R_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Z_i-\hat{Z}_i)^2}{N}} \tag{1}$$

式中,R_{RMSE}为RMSE的值;Z_i为DEM中采样点的高程值;$\hat{Z}_i$为实际采样点的高程值;N为采样点个数。

RMSE是从高程角度进行评定,但高程误差较小并不能代表该该DEM保留了能够识别地质灾害的特征微地貌。因此,本文选取能高度反映滑坡变形特征的单一地形因子构建地形复杂度模型,定量反映DEM对微地貌的保留度。众多学者在选择构建地形复杂度的地形因子时,关注的方向不同,则选择的地形因子也不同。目前常用的地形因子有坡度、地表粗糙度、地形起伏度、

全曲率、局部标准差、地形位置指数和地形信息熵等。用单一的地形因子来量化地形复杂度往往只能反映某一方面的地形复杂程度,表达并不全面,引入多个因子表达地形复杂度更为科学可靠。为方便量化,并基于地灾识别强相关的原则,本文初选坡度变率 T_s、地表粗糙度 T_r、地形起伏度 T_d、地形位置指数 T_p4个因子[20]。

T_s是地面坡度在局部区域的变化率,本质是地面高程的变化率,从这个角度它等同于高程变化的二次导数剖面曲率 K_v,计算公式为:

$$T_s = K_v = -(rp^2 + 2spq + tq^2)/(p^2 + q^2)(p^2 + q^2 + 1)^{3/2} \tag{2}$$

式中,$p = \partial z/\partial x$ 是 x 方向高程变化率;$q = \partial z/\partial y$ 是 y 方向高程变化率;$s = \partial^2 z/\partial x\partial y$ 是 x 方向高程变化率在 y 方向的变化率;$t = \partial^2 z/\partial y^2$ 是 y 方向高程变化率的变化率;$r = \partial^2 z/\partial x^2$ 是 x 方向高程变化率的变化率;z 为DEM中某点高差。

T_r是指真实地表面与理想地表面(如大地水准面)在垂直方向上的偏离程度,用于刻画单位地表单元中地表起伏的复杂程度,该值越大,表面越粗糙,计算公式为:

$$T_r = \frac{S_s}{S} = \frac{\sum_{i=1}^{n} S_{s_i}}{\sum_{i=1}^{n} S_{s_i}\cos\alpha_i} \tag{3}$$

式中,S_s为实际面积;S为投影面积;$\cos\alpha$由坡度值计算得到;n为参与计算的三角面个数。

T_d是局部区域的高差,表征地势起伏特征,该值越大说明局部地形复杂度越高,计算公式为:

$$T_d = H_{\max} - H_{\min} \tag{4}$$

式中,$H_{\max}$为某一局部区域的最大高程值;$H_{\min}$为某一局部区域的最小高程值。

地面上某点的 T_p值为某一点高程值与该点邻域内(自定义某一区域)其他点的高程平均值之差。T_p值能体现相对地形位置关系,该值的绝对值越大表明局部区域地形变化更剧烈,其计算公式为:

$$T_p = H_0 - \frac{1}{n_r}\sum_{i\in G(r)} H_i \tag{5}$$

式中,H_0为中心点高程;H_i为某一局部内高程值;$G(r)$是以 r 为半径的邻域;n 为邻域内高程点数量。

以上初步选定的地形因子还需进行相关性分析,相关性过大会导致不同因子携带的信息重叠度较多,便失去了研究多个因子的意义[21],本文先在SPSS软件中使用了皮尔逊相关系数R进行分析,再对相关系数R进行显著性验证。4个因子的皮尔逊相关性和显著性结果见表4,括号内的值表示显著性p。

表4　地形因子相关性和显著性结果

Table 4　Terrain Factor Correlation and Significant Results

皮尔逊相关系数(显著性p)	T_p	T_s	T_r	T_d
T_p	1	0.018 (0.461)	−0.062 (0.012)	−0.072 (0.003)
T_s	0.018 (0.461)	1	0.111 (<0.001)	0.143 (<0.001)
T_r	−0.062 (0.012)	0.111 (<0.001)	1	0.969 (<0.001)
T_d	−0.072 (0.003)	0.143 (<0.001)	0.969 (<0.001)	1

表4中显著性p值代表因子间是否显著相关,$p<0.05$说明有显著相关性,则说明 T_p和 T_r、T_d显著相关。相关性系数R值可以体现因子的相关性正负和强弱,R值为正说明两因子之间为正相关,反之则为负相关,$|R|>0.3$说明两因子有中或强相关性,反之则是低相关。因此,根据表4的相关性分析结果,T_p和 T_s两种地形因子之间的相关性较低,可作为构建局部地形复杂度模型的核心因子。

为综合考虑多个地形因子,本文采用通过标准间相关性确定标准重要性(criteria importance through intercriteria correlation, CRITIC)方法为各因子赋权,构建研究区局部地形复杂度模型。CRITIC定权方法是以评价指标的变异性和冲突性作为标准进行计算的:变异性使用标准差进行衡量,标准差越大,则权重越大;而冲突性是以指标间的相关系数进行确定,相关性越强,则冲突性弱、权重小。将变异性和冲突性相乘后归一化便得到了归一化后的权重系数。因为归一化后的权重系数的计算数据是无量纲的地形因子,为便于直接代入地形因子计算地形复杂度,将权重系数进行反无量纲化,各地形因子的真实权重系数为:

$$\omega_i = \frac{\omega_i'}{\bar{x}_i} \tag{6}$$

式中,ω_i为第i个地形因子的真实权重系数;ω_i'为第i个地形因子的归一化权重系数;$\bar{x}_i$为第i个地形因子的样本均值。

采用求和的方式来综合各地形因子,最终得到地形复杂度模型为:

$$T_{C_i}=\sum_{i=1}^{2}T_{C_{I_i}} \tag{7}$$

式中,T_{C_i}为局部地形复杂度因子;$T_{C_{I_i}}$为第i个地形因子的综合权重后的值。

求得各比例尺下不同点云密度构建的DEM的高程RMSE和局部地形复杂度,寻找以某点为中心固定邻域长度的离散差最大值,该点即为曲线转折点。超过地形复杂度转折点即增大点云密度对地形地貌的保留能力提升开始减缓,则以该点作为最优地面点密度。

2.2.3 点云采集密度确定

原始采集点云由最优地面点取值范围和激光穿透率计算得到,计算公式为:

$$\text{采集点云密度}=\frac{\text{地面点密度}}{\text{激光穿透率}} \tag{8}$$

激光穿透率很大程度受植被覆盖程度的影响,郁闭度是指树冠在阳光直射下在地面的总投影面积(冠幅)与此林地(林分)总面积的比,可用于定量化反映植被覆盖[9]。根据现场对研究区植被郁闭度的初步估测,再结合林分调查中郁闭度等级划分,将研究区分郁闭度为低、中、高3个等级,对应树冠的闭合程度为:郁闭度分级为低度,树冠闭合程度为(0,0.2);郁闭度分级为中度,树冠闭合程度为[0.2,0.7);郁闭度分级为高度,树冠闭合程度为[0.7,1]。统计不同郁闭度等级中的植被点与地面点,得到植被郁闭度与激光穿透率对应关系,利用式(8)求得原始采集点云密度。

3 结果与分析

3.1 不同密度点云DEM地形表达能力

对比后缘下错、裂缝、冲沟在不同密度点云生成的DEM(叠加山体阴影)中的表达情况,初步分析满足滑坡要素识别的点云密度范围。图3为不同密度点云生成0.2 m分辨率DEM对滑坡地貌特征的保留情况,对比16.08点/m^{2}和1.15点/m^{2}点云的微地貌保留情况,后者几乎完全丢失下错、裂缝等信息,随着点云密度上升,滑坡要素的展现更加完整,目视解译初步判断点云密度不宜低于4.07点/m^2。同样地,对1∶500、1∶1 000和1∶2 000比例尺下的不同点云密度生成的DEM表达地形能力进行对比分析。

3.2 地面采集点密度

计算研究区不同点云抽稀程度的DEM高程误差,得到高程RMSE为0.027 8~0.306 8 m,为亚厘米级,且均满足测绘标准中对DEM的RMSE要求。如图4所示,随着空间分辨率从2.0 m增加到0.2 m,高程误差逐渐减小。各比例尺下随着点云密度的降低,高程误差呈逐渐增大的趋势。

运用ArcGIS计算T_s和T_p两地形因子,T_p值的计算邻域窗口为3×3栅格,为精简制图分析数据量,同时又要保留数据变化趋势,参照风险评价计算单元划分方式将两地形因子值按照25 m×25 m网格重新统计,共计1 662个统计单元。0.2 m构网间距DEM生成的两地形因子如图5所示。将两地形因子数据正向化后进行CRITIC法定权,结果如表5所示。

将归一化权重系数进行反无量纲化(T_p取绝对值的平均值),输出T_s和T_p地形因子的真实权重系数ω_{T_s}、ω_{T_p}为:

$$\omega_{T_s}=\frac{C_{T_s}}{\bar{x}_{T_s}}=\frac{0.581\,6}{79.518\,2}\approx 0.007\,3 \tag{9}$$

$$\omega_{T_p}=\frac{C_{T_p}}{\bar{x}_{T_p}}=\frac{0.418\,4}{77.820\,4}\approx 0.005\,4 \tag{10}$$

该研究区考虑坡度和高程变化的局部地形复杂度T_c的计算公式为:

$$T_c=0.007\,3T_s+0.005\,4T_p \tag{11}$$

1∶200比例尺下T_c的分布如图6所示。

将不同比例尺下各密度点云生成的DEM按照式(11)进行地形复杂度计算,统计1 662个计算单元的地形复杂度算术平均值,如图7所示。

从整体看,横向比较不同点云密度,T_c值随着地面点云密度的升高呈增大的趋势,但在超过某一阈值后,点云密度继续增加,T_c值变化不大。纵向比较不同比例尺,DEM分辨率越高,对微地貌保留越完整。

综合考虑高程RMSE和T_c误差,在固定点云密度为2的区间内对曲线进行离散差寻峰,该最大离散差值点代表点云密度变化对指标的影响速率开始降低。超过T_c转折点说明点云密度增加,对微地貌保留完整度提升速度开始减缓,超过高程RMSE的转折点则说明点云密度增加,对

高程精度提升变慢。从经济层面考虑,该点意味着最经济的点云密度值。

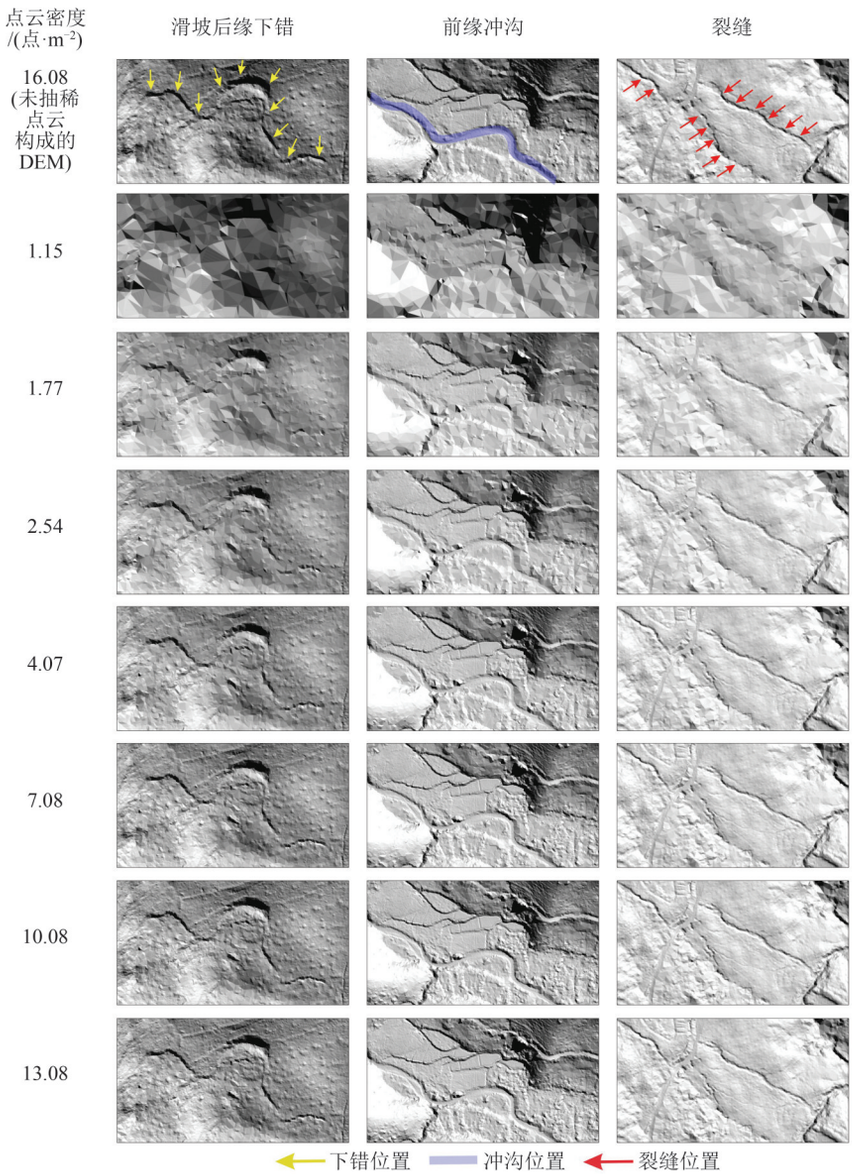


图3　地貌特征在不同密度点云下的DEM图像

Fig. 3　DEM Images of Geomorphological Features at Different Point Cloud Densities

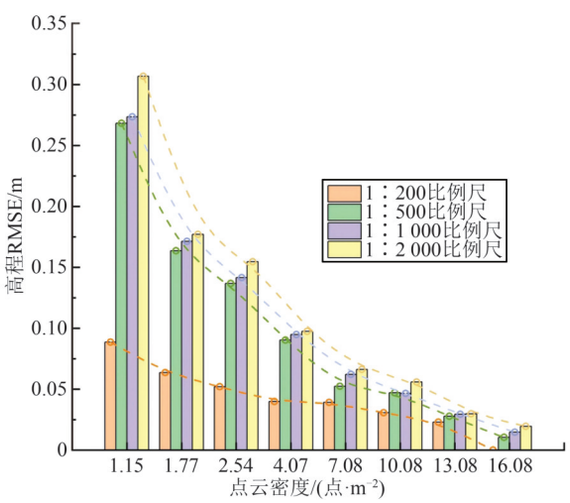


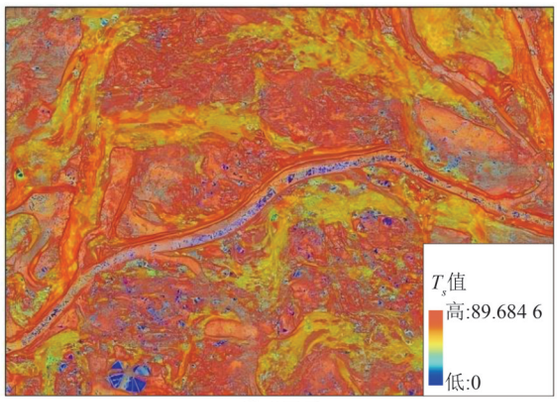
图4　不同比例尺高程RMSE曲线

Fig. 4　Elevation RMSE of Different Scales

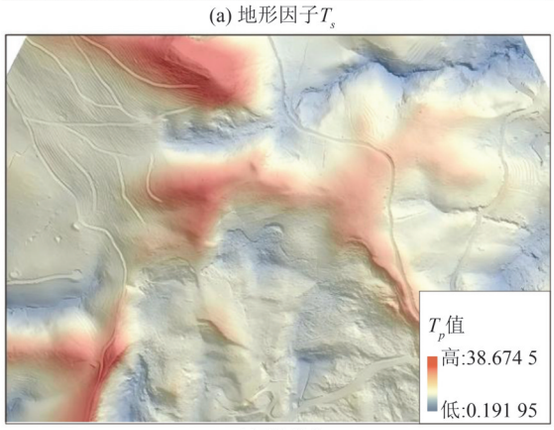
如图8所示,1∶200比例尺下,满足地质灾害解译要求的最优地面点云密度为3.9点/m²。同理可以获得,1∶500比例尺最优地面点密度为2.8点/m²,1∶1 000比例尺最优地面点密度为2.7点/m²,1∶2 000比例尺最优地面点密度为2.2点/m²。

3.3　最优点云采集密度

首先运用ArcGIS软件将含植被和地面点生成的DSM与地面点生成的DEM作差,以2 m作为阈值判定是否存在植被覆盖,将判别结果按照2 m×2 m矩形进行分区统计,然后对区域内差值进行归一化,最后得到研究区植被郁闭度反演结果(见图9(b)),与DOM展现的真实植被覆盖情况(见图9(a))对比,常绿阔叶林基本被识别为高



(a) 地形因子T_s



(b) 地形因子T_p

图5 研究区局部地形因子

Fig. 5 Local Topographic Factors in the Study Area

表5 CRITIC权重计算结果

Table 5 CRITIC Weight Calculation Results

地形因子	指标变异性	指标冲突性	综合权重系数	归一化权重系数
T_s	0.104	1.093	0.114	0.581 6
T_p	0.075	1.093	0.082	0.418 4

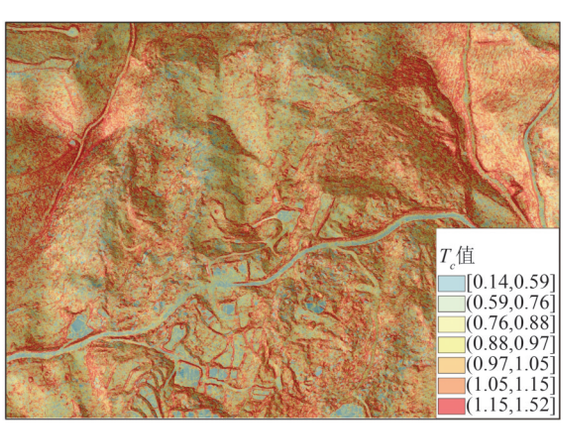


图6 1:200比例尺T_c图

Fig. 6 Diagram of 1:200 Scale T_c

郁闭度,针叶林识别为中郁闭度,稀疏的低矮灌木、果树和道路识别为低郁闭度,整体反演效果良好。

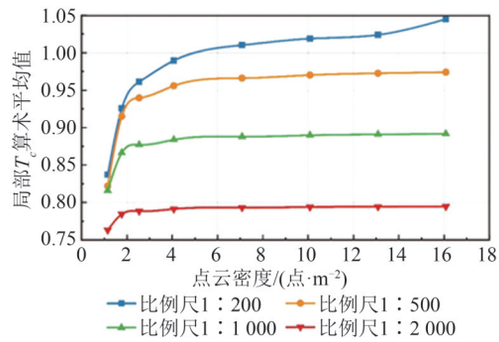


图7 不同比例尺下局部T_c平均值变化曲线

Fig. 7 Average Change Curve of Local T_c Under Different Scales

将原始采集点云和地面点云按照郁闭度等级进行统计,精确获得各郁闭度与激光穿透率的对应关系,如表6所示。

在不考虑其他因素的情况下,激光穿透率与林分郁闭度在整体上呈现负相关趋势,即植被郁闭度为单一变量时,植被郁闭度越高,穿透率就越低,地面点密度就越小,因此地面点云密度与激光穿透率存在正比关系。相应地,激光穿透率越低,生成足够精度的DEM所需的采集点云密度越高。用激光穿透率和最优地面点云密度按照式(8)计算采集点密度,1:200比例尺下高郁闭度[0.7,1]的采集点密度最优值计算公式为:

$$\text{采集点密度}=\frac{3.965\,23}{0.059\,8}\approx 66.3 \tag{12}$$

所以,推荐采集点密度应大于或等于66.3点/m^2。其他比例尺下对应各郁闭度下采集点密度计算方法相同。

对比测绘行业标准,综合考虑数据采集成本、地质灾害调查精度需求、调查区植被覆盖率差异等因素,本文面向广西茂密植被山区开展了机载LiDAR地质灾害精细化调查,得到采集点云密度推荐值如表7所示。

参照表7进行现场数据采集时,可首先采用简单快捷的目测法获取大概的林分郁闭度,然后再使用对应的采集点密度区间。若出现小范围调查区的植被郁闭度变化区间跨度较大,超过了表7中的3个郁闭度区间,便取较高郁闭度区间对应的采集点密度。实际工作中,还应根据不同需求、不同地形条件进行调整,当地形较为破碎时,需要保留更多地形地貌信息,应适当增加采集点密度。

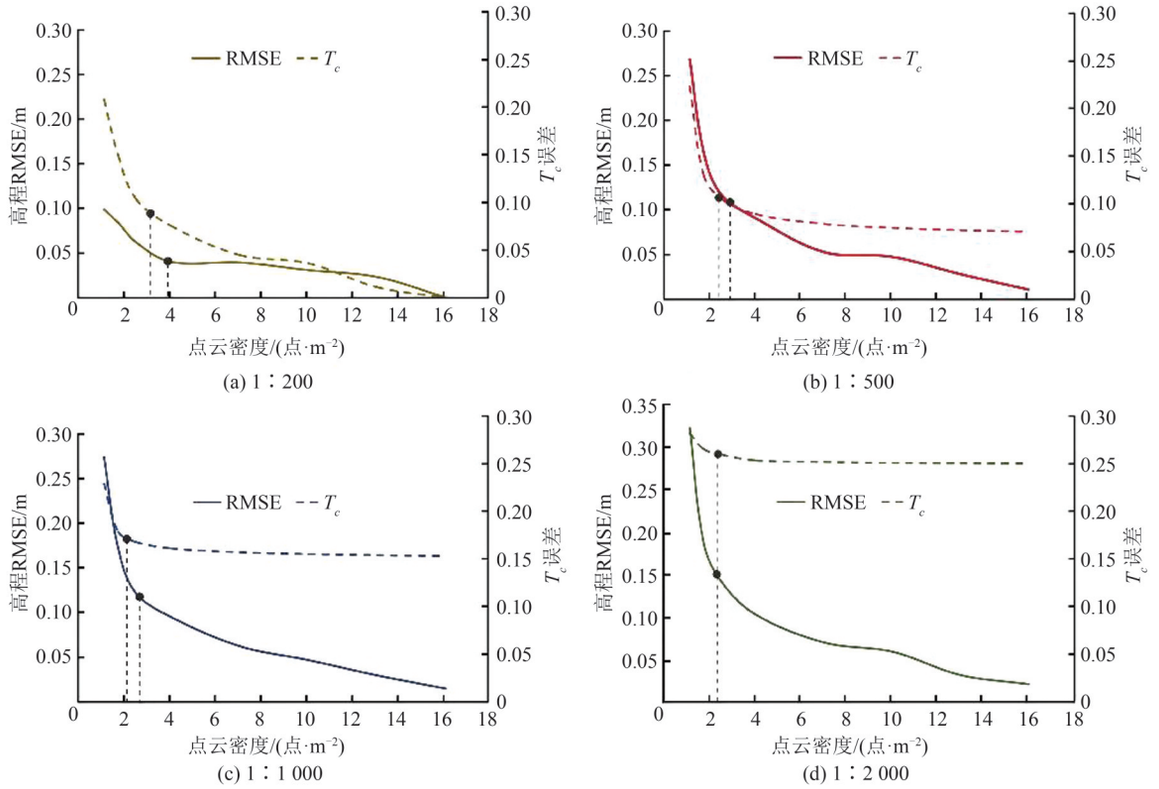


图 8　不同比例尺下高程 RMSE、T_c 最大离散差点

Fig. 8　The Maximum Discrete Difference of RMSE and T_c at Different Scales

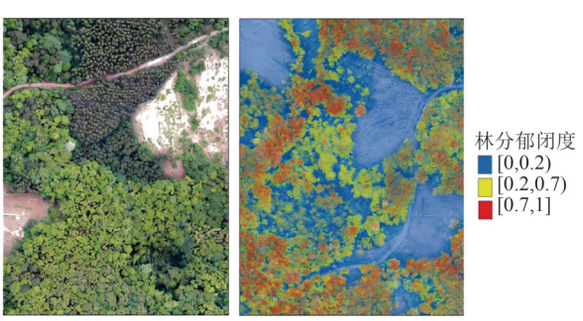


图 9　郁闭度反演对比

Fig. 9　Comparison of Canopy Density Inversion

表 6　不同植被穿透率测试结果

Table 6　Results of Different Vegetation Penetration Rates

郁闭度	采集点密度/(点·m⁻²)	地面点密度/(点·m⁻²)	穿透率/%
[0.7,1]	2.63	11.51	5.98
[0.2,0.7)	203.82	16.15	7.92
[0,0.2)	98.32	20.36	15.71

4　结　语

本文以广西桂林市阳朔栗木山村滑坡机载LiDAR点云为数据源,考虑了不同植被郁闭度对激光穿透率的影响,利用定量评价方法确定了用于地质灾害和地形信息提取的DEM最佳地面点密度,进一步提出在广西茂密植被山区类似地形下开展机载LiDAR地质灾害调查最优的采集点密度范围。

1)采用CRITIC方法并考虑 T_s、T_p 两地形因子构建的研究区 T_c 指标能够更好地定量评价DEM对陡坎、冲沟、裂缝等微地貌的保留完整度。从 T_c 曲线可以发现,当点云密度增至一定阈值后,密度增大对微地貌保留能力的提升趋于平稳,这说明存在经济性高且满足DEM质量要求的点云密度值。

2)对高程RMSE和 T_c 误差曲线采用对某点相同区间长度离散差寻峰的方法,获得了满足地质灾害调查精度需要的DEM最佳地面点云范围。该点云范围确定了机载LiDAR在地质灾害调查中的点云密度下限,在应用中可以根据实际项目要求适量增加采集点密度。

3)综合考虑数据采集成本、地质灾害调查精度需求提出的最优采集点云密度区间能更好地适应茂密植被山区的地质灾害调查工作。对比传统测绘行业标准仅针对高程误差提出的点云密度范围,本文综合考虑高程误差和微地貌保留误差,提出了不同植被郁闭度下的最优采集点云

表7 广西机载LiDAR地质灾害精细化调查采集点云密度的推荐值

Table 7 Recommended Value of Sampling Density for Point Clouds in Airborne LiDAR-Based Refined Gelogical Hazard Investigation in Guangxi

调查比例尺	林分郁闭度	测绘行业标准	点云密度/(点·m^{-2})	航带接边/m
1:200	[0.7,1]	未规定	≥66.3	≤0.02
	[0.2,0.7)		≥49.3	
	[0,0.2)		≥24.9	
1:500	[0.7,1]	≥16	≥46.9	≤0.05
	[0.2,0.7)		≥35.4	
	[0,0.2)		≥17.9	
1:1 000	[0.7,1]	≥4	≥45.2	≤0.1
	[0.2,0.7)		≥34.1	
	[0,0.2)		≥17.2	
1:2 000	[0.7,1]	≥1	≥36.8	≤0.15
	[0.2,0.7)		≥27.8	
	[0,0.2)		≥14.1	

密度,对广西地质灾害调查有良好的实际应用意义。

参 考 文 献

[1] 孙加荣,周国平,刘锋涛.广西地质灾害分布规律及形成条件探析[J].工程技术研究,2021,6(18):244-245.
SUN Jiarong, ZHOU Guoping, LIU Fengtao. Analysis on the Distribution Law and Formation Conditions of Geological Disasters in Guangxi[J]. *Engineering and Technological Research*, 2021, 6(18): 244-245.

[2] 周金,范秋雁,朱真,等.广西地质灾害的分布特征及其影响因素研究[J].价值工程,2023,42(17):148-150.
ZHOU Jin, FAN Qiuyan, ZHU Zhen, et al. Study on the Distribution Characteristics and Influencing Factors of Geological Disasters in Guangxi[J]. *Value Engineering*, 2023, 42(17): 148-150.

[3] 潘星,佘金星,董秀军,等.基于机载LiDAR遥感技术的滑坡早期识别研究:以深圳盐田区为例[J].测绘,2020,43(6):243-247.
PAN Xing, SHE Jinxing, DONG Xiujun, et al. Early Recognition of Landslide Hazards by Airborne LiDAR Technology: A Case Study of Yantian District, Shenzhen[J]. *Surveying and Mapping*, 2020, 43(6): 243-247.

[4] 郭晨,许强,董秀军,等.复杂山区地质灾害机载激光雷达识别研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2021,46(10):1538-1547.
GUO Chen, XU Qiang, DONG Xiujun, et al. Geohazard Recognition by Airborne LiDAR Technology in Complex Mountain Areas[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1538-1547.

[5] 邓博,张会,柏君,等.利用机载LiDAR的深圳斜坡类地质灾害危险性评价[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(8):1377-1391.
DENG Bo, ZHANG Hui, BAI Jun, et al. Hazard Evaluation of the Slope in Shenzhen Based on Airborne LiDAR Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1377-1391.

[6] 董秀军,邓博,袁飞云,等.航空遥感在地质灾害领域的应用:现状与展望[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(12):1897-13.
DONG Xiujun, DENG Bo, YUAN Feiyun, et al. Application of Aerial Remote Sensing in Geological Hazards: Current Situation and Prospects[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(12): 1897-13.

[7] 陈涛.机载激光雷达技术在构造地貌定量化研究中的应用[J].国际地震动态,2015,45(6):44-46.
CHEN Tao. Application of Airborne Lidar Technology in Quantitative Study of Structural Geomorphology[J]. *Recent Developments in World Seismology*, 2015, 45(6): 44-46.

[8] ANDERSON E S, THOMPSON J A, AUSTIN R E. LIDAR Density and Linear Interpolator Effects on Elevation Estimates[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(18): 3889-3900.

[9] LIU X,ZHANG Z,PETERSON J. The Effect of LiDAR Data Density on DEM Accuracy[C]//International Congress on Modelling and Simulation, Christ Church, New Zealand, 2007.

[10] LIN Z, KANEDA H, MUKOYAMA S, et al. De-

tection of Subtle Tectonic - Geomorphic Features in Densely Forested Mountains by very High-Resolution Airborne LiDAR Survey[J]. *Geomorphology*, 2013, 182: 104-115.

[11] 王康康, 郑学东, 赖旭东. 机载LiDAR点云密度与DEM产品精度关系研究[J]. 测绘地理信息, 2021, 46(3): 78-82.
WANG Kangkang, ZHENG Xuedong, LAI Xudong. Relationship Between Airborne LiDAR Point Cloud Density and DEM Product Accuracy [J]. *Journal of Geomatics*, 2021, 46(3): 78-82.

[12] BALSA-BARREIRO J, LERMA J L. A New Methodology to Estimate the Discrete-Return Point Density on Airborne LiDAR Surveys[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(4): 1496-1510.

[13] ŠTULAR B, LOZIĆ E, EICHERT S. Airborne LiDAR-Derived Digital Elevation Model for Archaeology[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(9): 1855.

[14] ASAL F F. Evaluating the Effects of Reductions in LiDAR Data on the Visual and Statistical Characteristics of the Created Digital Elevation Models[J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, 3(2): 91-98.

[15] AGÜERA-VEGA F, AGÜERA-PUNTAS M, MARTÍNEZ-CARRICONDO P, et al. Effects of Point Cloud Density, Interpolation Method and Grid Size on Derived Digital Terrain Model Accuracy at Micro Topography Level[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(21): 8281-8299.

[16] ĐUKA A, TOMLJANOVIĆ K, FRANJEVIĆ M, et al. Application and Accuracy of Unmanned Aerial Survey Imagery After Salvage Logging in Different Terrain Conditions[J]. *Forests*, 2022, 13(12): 2054.

[17] RUPNIK B, MONGUS D, ZALIK B. Point Density Evaluation of Airborne LiDAR Datasets[J]. *The Journal of Universal Computer Science*, 2015, 21(4): 587-603.

[18] 段祝庚, 吴凌霄, 江学良. 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(12): 1923-1930.
DUAN Zhugeng, WU Lingxiao, JIANG Xueliang. Effect of Point Cloud Density on Forest Remote Sensing Retrieval Index Extraction Based on Unmanned Aerial Vehicle LiDAR Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(12): 1923-1930.

[19] 杨枫, 邓青春. 基于点云抽稀构建干热河谷浅沟DEM及精度评价[J]. 西华师范大学学报(自然科学版), 2023, 44(3): 279-289.
YANG Feng, DENG Qingchun. Construction and Accuracy Evaluation of Shallow Gully DEM of Dry Hot River Valley Based on Point Cloud Extraction [J]. *Journal of China West Normal University (Natural Sciences)*, 2023, 44(3): 279-289.

[20] 唐钰涵. 一种基于局部地形复杂度指标的机载LiDAR地面点云数据抽稀方法[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
TANG Yuhan. A Thin-Method Besed on Local Terrain Complexity Index for LiDAR[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2019.

[21] 张倩宁. 基于地形复杂度的LiDAR点云简化方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.
ZHANG Qianning. A New Simplification Method Based on Terrain Complexity for LiDAR Point Cloud[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.