引文格式:陈邦松,司马劲松,赵光祖,等.植被茂密山区机载激光雷达数据采集最优点密度试验研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(5):1014-1024.DOI:10.13203/j.whugis20240097

Citation: CHEN Bangsong, SIMA Jingsong, ZHAO Guangzu, et al. Optimal Point Density of Airborne LiDAR Data Collection for Hazards in Mountainous Areas[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(5): 1014-1024. DOI: 10.13203/j.whugis20240097

植被茂密山区机载激光雷达数据采集最优点密度试验研究

陈邦松[1,2] 司马劲松[3] 赵光祖[1,2] 董秀军[3]
雷文权[3] 陈庭轩[1] 何秋霖[3]

1 中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司,浙江 杭州,310000
2 浙江华东岩土勘察设计研究院有限公司,浙江 杭州,310030
3 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:机载激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)能够穿透植被覆盖,快速精准地获取大范围地表数据,对于识别和分析地质灾害至关重要。然而,在植被茂密山区的地质灾害遥感调查领域,机载LiDAR点云密度缺乏统一标准;由于操作人员难以评估不同郁闭度条件下的地面点数量,导致数据冗余和成本增加。针对上述问题,提出了一种最优采集点密度计算方法。在满足测绘标准的基础上,结合目视解译的效果,使用局部地形复杂度作为评判数字高程模型(digital elevation model,DEM)的标准,继而采用离散差差值寻峰法确定不同比例尺和郁闭度下的最优采集点密度。为获取植被茂密地区1∶200调查比例尺之下适于地质灾害解译工作的DEM,需要不少于147点/m^{2}的平均采集点密度;1∶500比例尺对应的是70点/m^2;1∶1 000比例尺对应56点/m^2;1∶2 000比例尺对应47点/m^2。研究结果为茂密植被地区的机载LiDAR点云数据采集工作提供了指导,同时为地质灾害解译和其他相关领域的研究提供了新的思路和方法。

关键词:机载激光雷达;点云密度;离散差差值寻峰;地质灾害解译

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-12-11

DOI:10.13203/j.whugis20240097 **文章编号**:1671-8860(2026)05-1014-11

Optimal Point Density of Airborne LiDAR Data Collection for Hazards in Mountainous Areas

CHEN Bangsong[1,2] *SIMA Jingsong*[3] *ZHAO Guangzu*[1,2] *DONG Xiujun*[3]
LEI Wenquan[3] *CHEN Tingxuan*[1] *HE Qiulin*[3]

1 PowerChina Huadong Engineering Co., Ltd., Hangzhou 310000, China
2 Zhejiang East China Geotechnical Survey and Design Institute Co., Ltd., Hangzhou 310030, China
3 State Key Laboratory of Geohazrd Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: **Objectives**: This research focuses on the application of airborne light detection and ranging (LiDAR) technology in geological hazard investigation in mountainous areas with dense vegetation. Airborne LiDAR can penetrate vegetation cover to acquire a large range of surface data quickly and accurately, which is critical for identifying and analyzing geological hazards. However, in mountainous areas with dense vegetation, especially for remote sensing survey of geological hazards, airborne LiDAR point cloud density lacks a uniform standard. And it is difficult for operators to evaluate the number of ground points under different canopy conditions, resulting in data redundancy and increased cost. **Methods**: To solve these problems, this paper proposes a method for calculating the optimal collection point density. On the basis of satis-

基金项目:国家自然科学基金(42072306)。

第一作者:陈邦松,硕士,高级工程师,主要研究方向为机载雷达在地质灾害领域的应用及解译。chen_bs@hdec.com

通信作者:司马劲松,硕士。2768343541@qq.com

fying the surveying standard and combining the effect of visual interpretation, the local terrain complexity is used as the criterion to evaluate digital elevation model (DEM). Then the discrete difference peak search method is used to determine the optimal collection point density under different scale and canopy density. **Results:** In order to obtain precise DEM for geological hazard interpretation in densely vegetated areas with the scale of 1 ∶ 200, an average collection point density of not less than 147 points/m^2 is required, while 70 points/m^2 corresponding to the scale of 1 ∶ 500, 56 points/m^2 corresponding to the scale of 1 ∶ 1 000, and 47 points/m^2 corresponding to the scale of 1 ∶ 2 000. **Conclusions:** This study provides guidance and reference for airborne LiDAR point cloud data collection in dense vegetation areas, and proposes new ideas and methods for interpretation of geological hazard and other related fields as well.

Key words: airborne LiDAR; point cloud density; discrete difference peak-seeking method; interpretation of geological hazard

许多地质灾害隐藏在植被之下,早期识别存在难度,传统的人工勘查手段在植被茂密地区既难以开展,又缺少获取整体灾害特征和分布情况的视角[1-2]。然而,机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)技术的发展为植被覆盖地区隐蔽地质灾害调查提供了新的视角。它能够快速、精准地获取大范围的地表数据,通过其高分辨率的三维扫描能力,为地表形态提供了详细的视图,这对于识别和分析地质灾害至关重要[3-4]。此外,机载LiDAR凭借其多次回波的数据采集手段能够穿透植被覆盖,为植被茂密区域的地质灾害隐患点识别带来了新的方法。

机载LiDAR的主要产物是点云数据,经过处理后可以生成数字高程模型(digital elevation model, DEM)。DEM在地质灾害调查和解译中扮演着核心角色,无论是传统的人工目视解译,还是利用机器学习技术进行自动解译,DEM都能通过精确的地形模拟为灾害调查提供详细且可靠的基础[1]。

目前对于点云数据以及其DEM产品的标准存在诸多问题。首先,机载LiDAR点云密度尚无统一标准或参考依据。现有的机载LiDAR数据获取技术规范(CH/T 8024－2011)是由中国测绘行业制定,规定了不同比例尺的点云数据密度。然而,规定的最高点密度不低于16点/m^2,只能满足测绘领域的等高线识别,没考虑植被覆盖情况下地质微地貌要素(如地裂缝、滑坡边界、错台陡坎、洼地、岩溶漏斗)的解译需求。此外,规定涵盖的最大分幅比例尺为1∶500,在地质灾害调查中,不同比例尺所关注的地质微地貌要素有差异,较小的比例尺用于分辨灾害全貌,而较大的比例尺(如1∶200)用于精准定位滑坡边界和裂缝位置等。其次,由于目前对地质灾害的解译工作大部分是通过人工目视完成,评判DEM是否满足解译精度要求的指标是主观的,因此亟需形成定量化的评价标准。

由于气候、植被、地形地貌等条件不同,国内尚未编制出针对各个地区、地域的采集点云密度推荐值规范,导致现场数据采集的过程中,由于植被覆盖程度的不同,操作人员难以评估不同郁闭度条件下能够实际获取的地面点数量是否满足插值要求,致使飞行成本上涨、数据冗余、数据存储空间要求过高和后期处理时间增加。从设备层面看,由于机载LiDAR系统的定位精度限制,当点密度超过定位精度就会形成大量噪点。因此,在数据采集的策略制定中,必须综合考虑点云密度、数据处理成本及所需解译精度之间的平衡,实现数据采集和模型构建的最优化。

国内外关于机载LiDAR最优点密度的研究已经取得了一定的进展。文献[5-6]采用高程均方根误差(root mean square error, RMSE)来评价不同点云保留率下DEM的精度;文献[7]先标注出微地貌的位置,再分别通过专家组建议提供定性评价、RMSE做定量精度评价的方式给出合适的微地貌拾取地面点密度。虽然RMSE的值表示了不同精度下DEM与原始地形的贴近程度,但是不能解释微地貌的保留情况。文献[8-10]提出不同地形因子可以解释地形的变化情况;文献[11-13]结合多种精度评价和地形因子,提出了点云数据抽稀方法,并评价点云抽稀后DEM精度和地形特征的保留情况。虽然以上研究各有优点,但是针对地质灾害解译,缺乏一种综合定性、定量且顾及多地形因子的微地貌提取的最优点密度确认方法。

针对上述问题,本文提出了一种最优采集点密度计算方法。在满足测绘标准所提的DEM成果高程RMSE的基础上,用目视解译做定性分析,用多因子结合的地形复杂度公式做定量评判

的框架,用离散差差值寻峰法做复杂度曲线拐点的判识。最后,通过穿透率反算获取不同比例尺下各郁闭所对应的最优采集点密度。以浙江省青田县为研究区,以本文结果为依据,对茂密植被地区的机载LiDAR点云数据采集工作提供指导。

1 研究区概况

本文研究区位于浙江省丽水市青田县,测区内最高高程为197.5 m,最低高程为17.6 m,整体高差为179.9 m。山体原始地形坡度为15°~35°,属低山丘陵地貌,区域内地层由第四系地层和志留系地层构成,植被类型包含浙江省常见的各类阔叶乔木和经济种植作物,以竹子、茶园为主。经初步勘查发现,该区域内存在多处已发灾害,可以从高精度DEM中识别到滑坡边际、崩塌体范围以及拉张裂缝等丰富的微地貌特征,如图1所示。

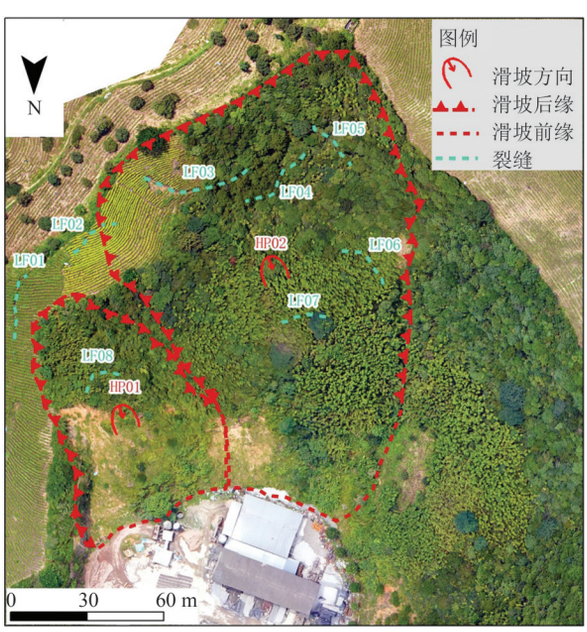


图1 研究区概况图

Fig. 1 General Situation of the Study Area

2 数据与方法

2.1 数据获取与处理

本次研究的数据收集采用了飞马D20无人机,搭载DV-LiDAR40激光雷达模块和光学摄像头。数据采集时LiDAR的点频调至150 kHz,飞行高度与飞行速度分别为200 m和8 m/s,使得平均采集点密度达到246点/m^2,以保证所获得的原始点云超出最优值。

对采集后的原始数据进行解算得到点云,首先将系统部件之间的偏心角、偏心分量数据通过整体平差的方法解算出定向定位参数,以此改正飞行过程中的系统误差和航带偏移问题,然后通过TerraSolid软件对点云做去噪、滤波和分类操作。为获取表面光滑、连续的地面点云,且分类结果与地形图、影像套合,通过人工修正的方式对未剔除的噪点和分类错误的点做了手动调整。

2.2 最优采集点密度研究方法

2.2.1 郁闭度分区

利用基于二维冠层高度模型的郁闭度估测方法划分郁闭度单元[14],通过归一化处理圈定了3种郁闭度范围,其中[0,0.02)为低郁闭度,[0.2,0.7)为中郁闭度,[0.7,1]为高郁闭度。将点云数据导入即可统计并求得激光穿透率。

2.2.2 点云抽稀

由于无人机多次采样的工作量大且难以操作,本文采用经处理及调整后的高密度点云作为数据源,对其做等间距的随机抽稀[15-17]。按照保留原有点云总数的90%、80%、…、10%,共9个梯度进行抽稀。分类出地面点后,采用构建不规则三角网(triangulated irregular network, TIN)的方式获取不同点云密度下1∶200、1∶500、1∶1 000以及1∶2 000比例尺的DEM模型。

2.2.3 DEM地形因子选取

由于任意单独的地形因子都无法完整表达不同微地貌的特征变化情况,因此许多学者采用多因子结合的方式来量化地形复杂度[18-19]。本文首先从常见的地形因子中,按照相对独立性和完整性的原则[20-21]粗选了坡度变率(slope of slope, SOS)、地表粗糙度(terrain ruggedness, TR)、地形位置指数(terrain position index, TPI)、地形起伏度(relief amplitude, RA)、坡向变率(slope of aspect, SOA)5个地形因子,并用高程RMSE衡量是否满足测绘标准所提出的DEM精度要求。

使用ArcGIS中相应的栅格计算工具,基于不同比例尺和点云保留率下的DEM获取5种地形因子值的样本集。该样本集是整个测区内所有栅格的地形因子计算结果。将每个栅格的因子计算结果表格导出后,借助统计学软件进行皮尔逊相关性分析[22-23]。皮尔逊相关性指数越低,两个变量之间越不相关,且当指数绝对值小于0.3时,认为两变量基本不相关。根据此原则,最终选出TR、SOA和TPI 3个地形因子。

2.2.4　评价指标的建立

本文选择CRITIC(criteria importance through intercriteria correlation)方法作为局部地形复杂度指标的系数权重方法[24]。该方法是根据各因子之间的对比强度和冲突性来赋予权重系数[12]。本文利用编程代码实现CRITIC权重系数自动计算,代码运行后会先将异常值剔除,并对含有异常值的栅格中的其余因子进行掩膜处理,仅选择3个地形因子都有效的数据点做运算,确保各因子的样本总量保持一致。由于各因子间的量纲差异,代码对所有因子进行无量纲化处理,继而通过计算对比强度,求出因子中全部已过滤样本所表现出的差异程度,差异程度越大,所包含的地表信息量越多。计算式为:

$$S_i=\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n}(Z_{ij}-\bar{Z}_i)^2}{n-1}} \tag{1}$$

式中,S_i为第i个地形因子的对比强度,i=1,2,…,m,其中m为因子个数;Z_{ij}为第i个因子第j个样本值,j=1,2,…,n,其中n为样本数;$\bar{Z}_i$为第i个因子的样本均值。

进行冲突性计算,量化所有因子之间关系强度的综合影响,计算式为:

$$\delta_i=\sum_{k=1}^{m}(1-|r_{ik}|) \tag{2}$$

式中,δ_i为第i个地形因子的冲突性;r_{ik}为第i个和第k个因子间的相关系数。因子间的相关性越大,其冲突性越低。

把各因子的对比强度和冲突性结果相乘,获得每个因子的综合权重系数。为客观表现各因子权重占比,将计算的综合权重系数进行归一化,计算式为:

$$\omega_i'=\frac{C_i}{\sum_{i=1}^{3}S_i\cdot\delta_i} \tag{3}$$

式中,ω_i'为归一化后第i个地形因子的权重系数;C_i为第i个地形因子综合权重系数。

执行反无量纲化操作,获得真实系数ω_i:

$$\omega_i=\frac{\omega_i'}{\bar{Z}_i} \tag{4}$$

由TR、SOA、TPI构建实验区局部地形复杂度指标(terrain complexity index, TCI),计算式为:

$$I_{TCI}=\omega_{TR}\cdot I_{TR}+\omega_{SOA}\cdot I_{SOA}+\omega_{TPI}\cdot I_{TPI} \tag{5}$$

式中,I_{TCI}、I_{TR}、I_{SOA}和I_{TPI}分别为TCI、TR、SOA和TPI的指数。

2.2.5　最优点密度计算

最优点密度的获取分为最优地面点密度和最优采集点密度两步。本文采用复杂度变化拟合曲线做离散差差值寻峰[23],对每一个点云保留率所对应的数据点,向其前后分别取一段区间进行搜索(1%～5%的步长),并求得方差,即离散程度。用前半段区间的方差与后半段作差,获得一个离散差差值曲线,该曲线中的极值点被认作边际效益出现的转折点。将该点对应的点云保留率输出,并统计该密度下各郁闭度区间的平均地面点密度,即最优地面点密度。

不同比例尺下各郁闭度的最优采集点密度可以通过地面点密度与激光穿透率反算得到,计算式为:

采集点密度=地面点密度÷激光穿透率　　(6)

3　实验结果

3.1　误差结果

在无人机设定的飞行工况下,测区的平均点云密度可达246点/m^2,远高于测绘标准规定的点云密度不低于16点/m^2,确保抽稀后的点云数据包含最优值。在没划分郁闭度的情况下,测区总面积116 977 m^2,总点数22 785 231个,其中地面点2 922 366个,平均地面点密度为24.98点/m^2。

将未抽稀点云构建的DEM作为基准,把抽稀后各比例尺下的DEM作高程RMSE分析,除了1∶200比例尺尚不存在相关标准的规定,其余比例尺的DEM成果高程RMSE均满足精度要求,且呈现出比例尺越小、误差越大与点云保留率越少、误差越大的特点,详细结果如图2所示。

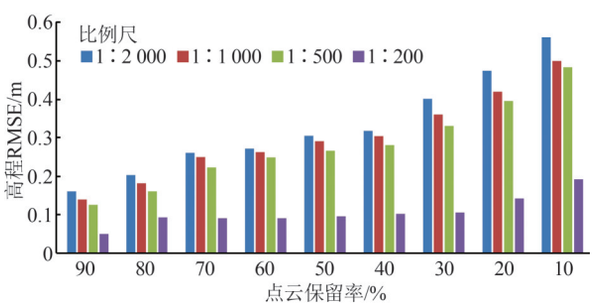
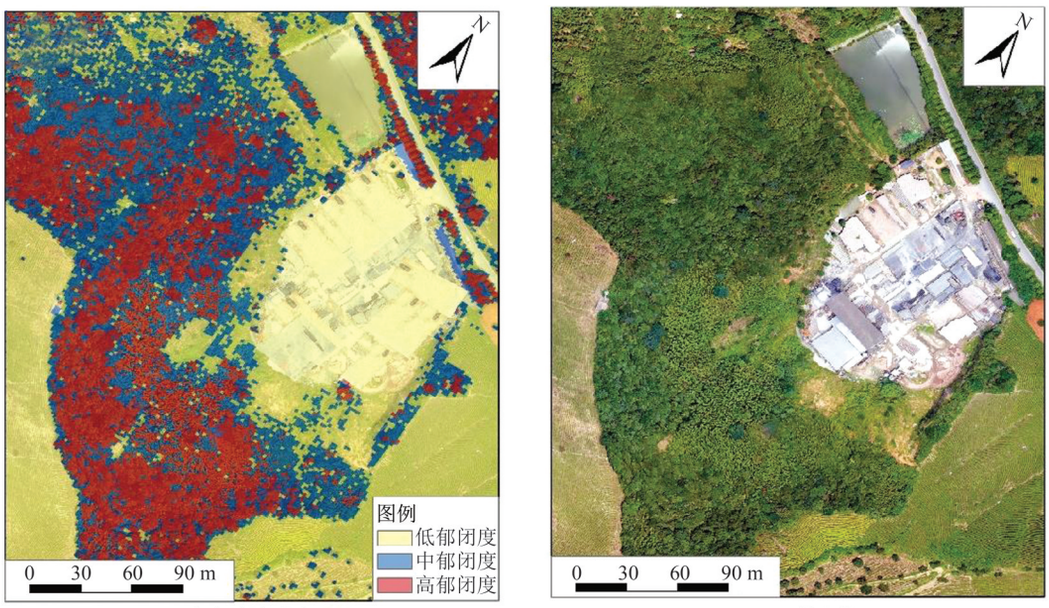


图2　抽稀后各比例尺下DEM精度

Fig. 2　DEM Accuracy at Different Scales After Thinning

3.2 定性结果

二维冠层高度模型的郁闭度估测方法经过归一化处理得到郁闭度自动分区图像,与测区光学影像的对比如图3所示,其中高大且树冠茂密的竹林被自动划分为高郁闭度区域,高度较为低矮的竹林则被标记为中郁闭度区域,测区内水面、房屋、裸地和茶园等均被标记为低郁闭度区域。



(a) 郁闭度自动分区 (b) 正射影像

图3 郁闭度自动分区与数字正射影像对比

Fig. 3 Comparison of Automated Canopy Closure Zoning Map and Digital Orthophoto Map

不同灾害类型在1∶200比例尺下的DEM目视解译效果如图4(a)所示,不同点云保留率的解译效果对比如图4(b)所示。由图4(b)可以看出,随着抽稀的进行,DEM的细致程度逐渐降低,甚至出现不规则三角网格。当点云保留率为60%时,高、中、低3种郁闭度条件下的平均地面点密度分别为2.14点/m^2、6.79点/m^2、27.53点/m^2,此时生成的DEM与原始高密度点云结果相近。当点云保留率为10%时,高、中、低3种郁闭度下的平均地面点密度分别为0.36点/m^2、1.14点/m^2、4.62点/m^2,对应的DEM无法满足目视解译要求。对比结果还表明,在更小比例尺下,在10%~60%点云保留率范围内,人眼难以分辨点密度提升对DEM精度的改善效果。因此,需采用复杂度变化曲线的离散差差值寻峰法对最优点密度进行定量分析。

3.3 定量结果

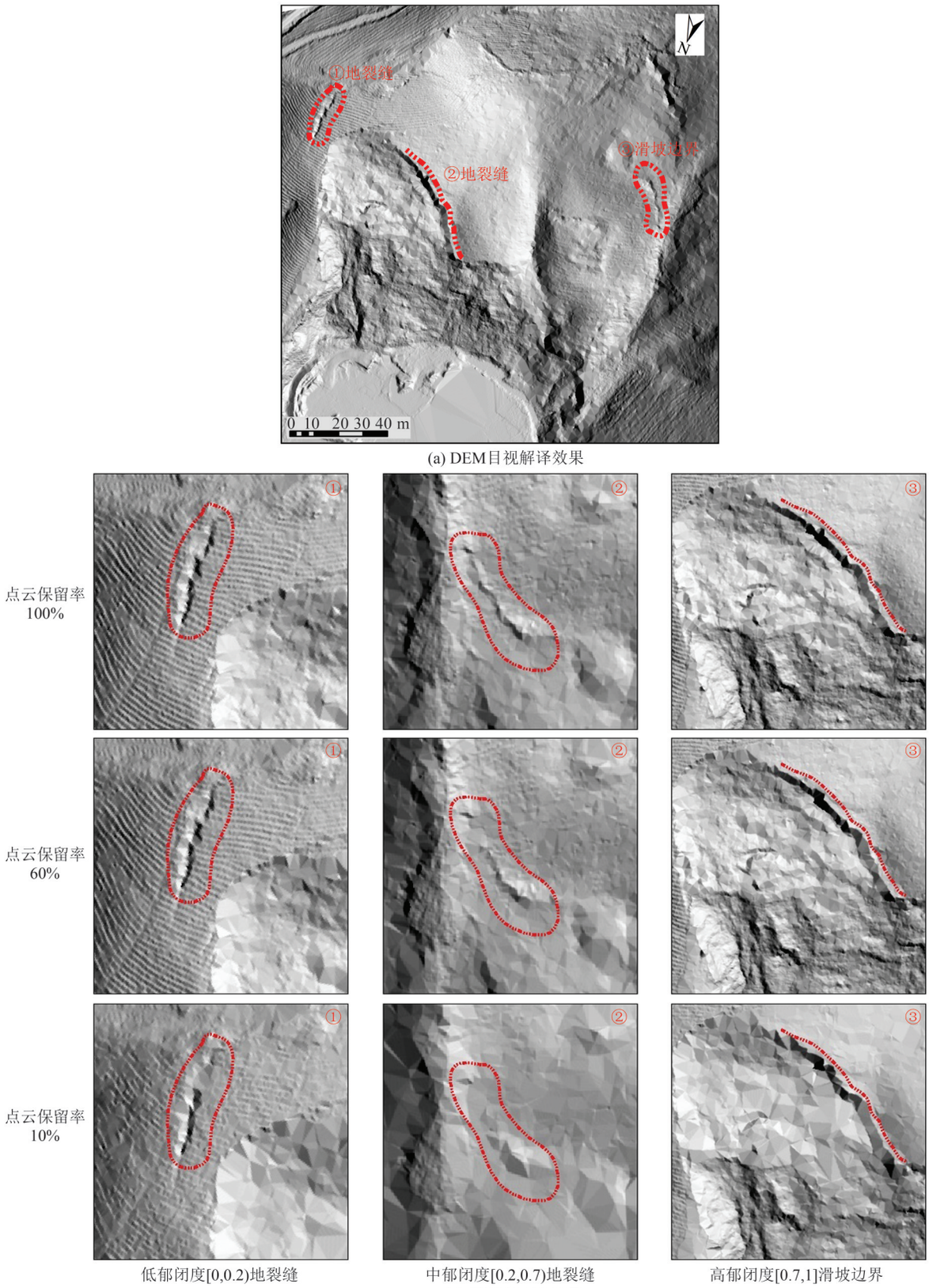
在目视解译定性分析后,对所有地形因子进行相关性分析,结果见表1。其中地表粗糙度与坡向变率之间的皮尔逊相关性指数为−0.194,地表粗糙度与地形位置指数之间的皮尔逊相关性指数为0.068,坡向变率与地形位置指数之间的皮尔逊相关性指数为0.065,3个因子之间两两的皮尔逊相关性指数的绝对值都小于0.3,判断彼此之间为低相关。按照相对独立性和完整性原则,地表粗糙度、坡向变率和地形位置指数被选为适合的地形因子,经过CRITIC权重系数计算,结果见表2。

根据表2中的数据,得到局部TCI的计算式为:

$$I_{TCI}=0.002\cdot I_{TR}+0.011\cdot I_{SOA}+0.022\cdot I_{TPI} \tag{7}$$

通过对不同抽稀度下DEM的地形因子值进行提取并代入式(7),计算所有样本单元的TCI平均值,不同比例尺下局部TCI平均值变化曲线如图5所示。由图5可以看出,随着比例尺与点云数量的增大,所生成的DEM对微地貌的保留程度增加,因此局部TCI平均值曲线呈现出逐步增长的趋势,且1∶200比例尺下数值最高。

因为其前后端无法作差值计算,差值寻峰曲线的两端未参与计算,所以在图5中呈现出收敛态势。随着比例尺的减小,调查的目标也从裂缝转变为滑坡边界这类规模更大的微地貌要素,然而形态规模上更大的要素受点密度的影响较小,在图5中则表现为比例尺越小,最优点云保留率越低、复杂度变化趋势越平。



(a) DEM目视解译效果

(b) 局部放大对比图

图 4　1∶200 比例尺下不同点云保留率 DEM 目视解译效果

Fig. 4　Visual Interpretation of DEM at 1∶200 Scale with Different Point-Cloud Retention Rates

进一步对每条曲线进行离散差差值寻峰,得到复杂度变化的转折点,结果如图 6 所示。其中红线指出了某点前后离散差差值最大的点,即为复杂度增长速率转折点,在该点之后,随着点云数量的增加,微地貌保留程度的提升变慢,由此认定该峰值对应的点为最优点云保留率。

表1 地形因子间的皮尔逊相关性矩阵

Table 1 Pearson Correlation Matrix of Terrain Factors

地形因子	地表粗糙度	地形起伏度	坡向变率	坡度变率	地形位置指数
地表粗糙度	1	0.766	−0.194	0.165	0.068
地形起伏度	0.766	1	−0.230	0.274	0.117
坡向变率	−0.194	−0.230	1	0.279	0.065
坡度变率	0.165	0.274	0.279	1	0.202
地形位置指数	0.068	0.117	0.065	0.202	1

表2 CRITIC权重系数结果统计表

Table 2 CRITIC Weight Coefficient Results

地形因子	对比强度	冲突性	综合权重系数	归一化权重系数	真实权重系数
地表粗糙度	0.164	1.629	0.266	0.002	0.002
坡向变率	85.539	1.585	135.579	0.988	0.011
地形位置指数	0.835	1.620	1.353	0.010	0.022

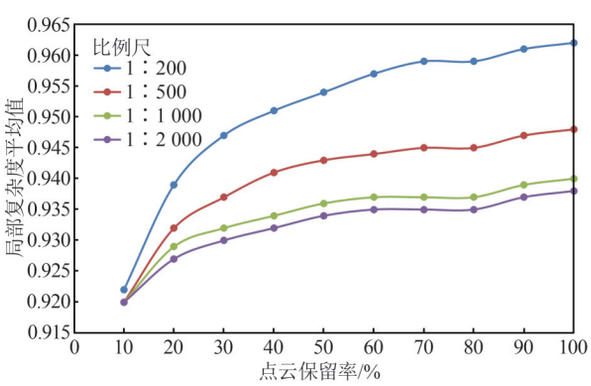


图5 TCI平均值与点云保留率变换趋势

Fig. 5 Variation Trend of Average TCI with Point Cloud Retention Rate

为了提高准确性,由算法尝试不同的多项式拟合阶数,同时动态调整区间搜索步长,根据数据分布特点选择最适合的拟合阶数和步长,具体见表3。

按照图3所示的郁闭度分区,统计原始采样点云和地面点云落在各区间中的面积和点数,再根据式(6)获得各郁闭度区间下平均郁闭度所对应的激光穿透率,见表4。

结合离散差差值寻峰所得到的点云保留率和郁闭度统计下的点云密度及激光穿透率,反算求得各不同调查比例尺下各郁闭度对应最优推荐采集点密度,结果见表5。其中,最优地面点密度取未抽稀点云在高郁闭度下的地面点统计结果作为基准,在此基础上乘以最优点云保留率(表3),求得各比例尺下的最优地面点密度;最优采集点密度则是取式(6)的计算结果和测绘规范要求的点密度的最大值,并采取向上取整获得。

4 讨 论

4.1 地形因子的选择

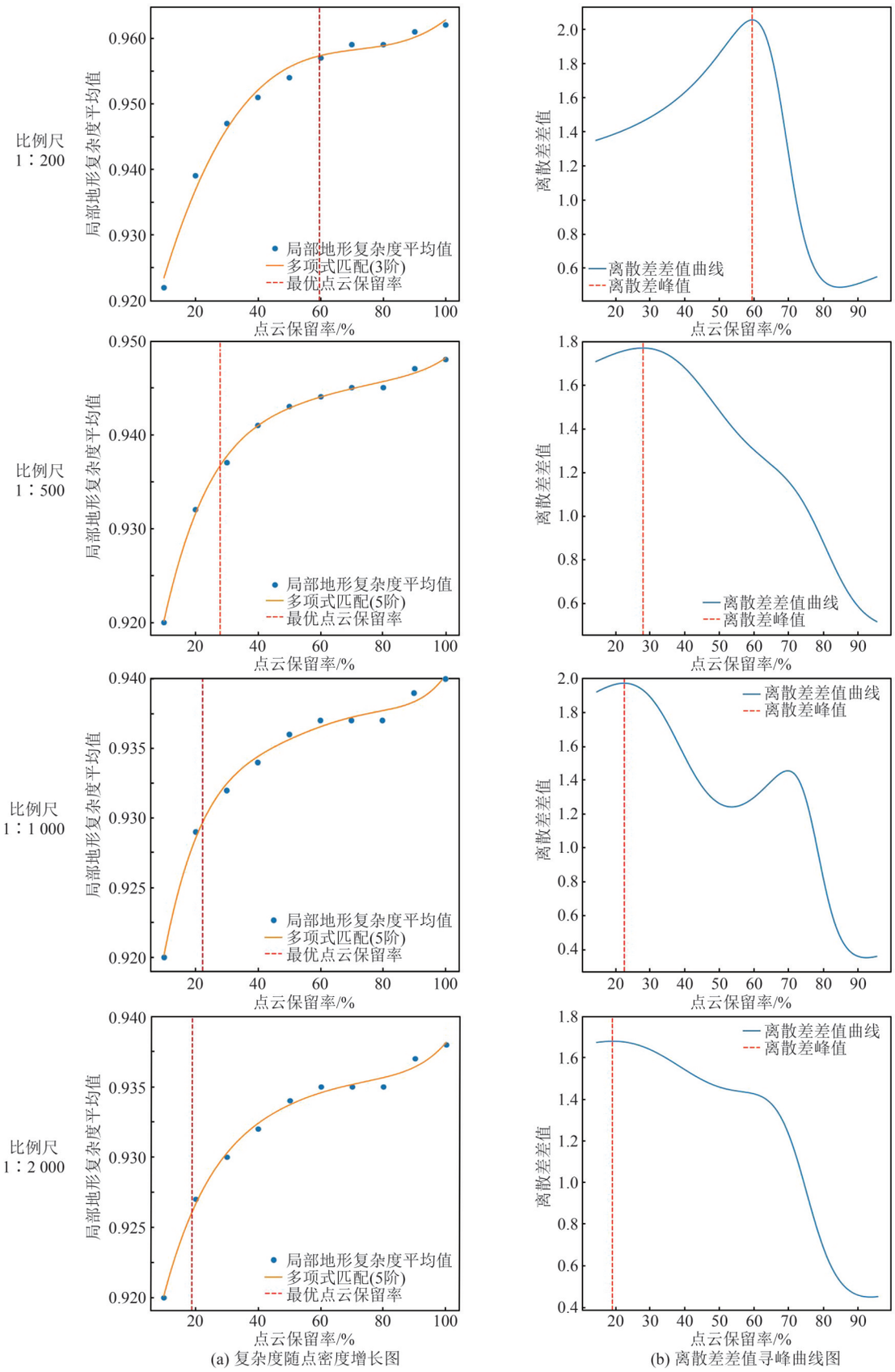
坡度变率是地形坡度的变化率,即坡度的坡度,在一定程度上反映了地表高程的变化率,表征了一个平缓变化的面突然出现波动,对应了地质灾害识别当中的滑坡边界、地裂缝、洼地、岩溶漏斗等地形要素;地表粗糙度反映了局部区域的表面积与其投影面积之比,该参数反映了地面信息的复杂程度,如果粗糙度越小,则地表特征越光滑,可能保留的微地貌特征就越少;地形位置指数是某点高程值与该点邻域内其他点的高程平均值之差,本文研究遍历了每个栅格和其周围100×100栅格的平均值,该值越大说明局部地形变化越剧烈;地形起伏度反映了特定区域里最高点海拔和最低点海拔的极差,其取值的变化可以表征滑坡边界、错台陡坎的突然出现;坡向变率是对提取的坡向再次求坡度,反映了等高线的弯曲程度,该因子表征了地表局部微小范围内坡向的最大变化情况。

综上,所选因子高度贴合了微地貌调查的理念。根据皮尔逊相关性计算结果,从粗选的5个地形因子减少到3个,既避免了单一因子对微地貌特征的描述不够全面,又保证了所选因子之间彼此的相对独立和完整性。

4.2 离散差差值寻峰

本文结合目视对比、高程RMSE和局部地形复杂度指标3种判别方法,对DEM模型进行评价,解决了目视对比无法定量化评价且主观影响较大的问题,同时也避免了高程RMSE只对高程精准度做评价,无法量化微地貌特征保留程度的问题。

离散差差值寻峰是针对拟合后的局部地形复杂度变化曲线进行分析,这是一种创新性的分析方法,假设了地形复杂度随点密度的增加先快速提升、随后提升速度减慢,这是边际效益递减原理的体现。综合看来,该方法找到了一个符合直观分析的最优点,显示了一个合理的点密度,超过这个密度,复杂度的增幅开始减少。但区间大小和多项式拟合阶数这两个重要参数可能会显著影响结果,在不同的测试区可能导致该方法无法被复现,而且人为的参数调整可能会造成过度拟合或欠拟合。为了提高该方法的普适性,本文通过算法优化实现了自动过滤最优拟合阶数和搜索区间长度的方法。



(a) 复杂度随点密度增长图　　(b) 离散差差值寻峰曲线图

图 6　离散差差值寻峰曲线及最优点密度

Fig. 6　Peak-Finding Curve of Discrete Difference Values and Optimal Point Density

从数据特性上来看,如果数据在本质上比较简单或者趋势明显,那么低阶的多项式(如 3 阶)可能已经足够好地捕捉到数据的主要特征。更高阶的多项式可能不会提供更好的拟合,甚至可能

表3 最优点云保留率对应区间搜索步长及多项式拟合阶数

Table 3 Search Step Length and Polynomial Fitting Order Corresponding to Optimal Point-Cloud Retention Rate

比例尺	区间搜索步长/%	多项式拟合阶数	最优点云保留率/%
1∶200	5	3	59.6
1∶500	5	5	28.0
1∶1 000	5	5	22.4
1∶2 000	5	5	19.0

表4 原始采集点密度、地面点密度及平均郁闭度对应的激光穿透率

Table 4 Laser Penetration Corresponding to Original Collection Point Density, Ground Point Density and Average Canopy

林分郁闭度	面积/m^2	采集点密度/(点·m^{-2})	地面点密度/(点·m^{-2})	激光穿透率/%
[0.7,1]	29 474.90		3.59	1.46
[0.2,0.7)	35 258.12	246	11.39	4.63
[0,0.2)	52 243.98		46.22	18.79

表5 不同调查比例尺下各郁闭度区间对应的最优推荐采集点密度

Table 5 Optimal Recommended Sampling Point Densities for Various Canopy Closures at Different Survey Scales

调查比例尺	林分郁闭度	激光穿透率/%	点云密度/(点·m^{-2})		
			最优地面点	推荐最优采集点	测绘标准
1∶200	[0.7,1]	1.46	2.14	≥147	未规定
	[0.2,0.7)	4.63		≥47	
	[0,0.2)	18.79		≥16	
	裸地	100.00		≥16	
1∶500	[0.7,1]	1.46	1.01	≥70	≥16
	[0.2,0.7)	4.63		≥22	
	[0,0.2)	18.79		≥16	
	裸地	100.00		≥16	
1∶1 000	[0.7,1]	1.46	0.81	≥56	≥4
	[0.2,0.7)	4.63		≥18	
	[0,0.2)	18.79		≥5	
	裸地	100.00		≥4	
1∶2 000	[0.7,1]	1.46	0.68	≥47	≥1
	[0.2,0.7)	4.63		≥15	
	[0,0.2)	18.79		≥4	
	裸地	100.00		≥1	

导致过拟合。结合本文搜索结果,首先尝试3阶拟合,然后采用5%的搜索步长。如果这些参数已经能满足寻找最优点云保留率的条件,如最优密度落在期望的范围内,那么代码就不会继续尝试更高阶的拟合或更大的搜索步长,这导致了所有的最优解都是首次尝试的步长参数,即5%。

4.3 最优点密度

根据表4推荐的最优采集点密度结果,当植被郁闭度为单一变量时,植被郁闭度越高,穿透率越低,地面点密度越小,因此地面点云密度与激光穿透率存在正比关系。当调查对象所处区域混杂不同郁闭度的植被时,应当采用稍高于最优采集点密度的值进行数据采集。

根据不同的调查需要选择适当的比例尺,比例尺的选择受灾害规模和微地貌要素特征的体量、地势复杂情况、点密度及其分布等的影响。如滑坡边界的微地貌可以在2 m分辨率下被视觉感知,但是危岩体结构面、微小裂缝以及岩溶漏斗之类的地貌特征则可能丢失掉。同理,当考虑采用1∶2 000比例尺(即2 m分辨率)调查滑坡边界时,形态规模更大的要素受点密度的影响较小,反映为更小的最优点密度。

因此,在讨论最优点密度之前,应该先限定最适合调查目标对象的比例尺。目前学术领域缺乏对最优比例尺的研究,这同样也是本文的不足。后续研究可面向不同规模的灾害调查,先找到最适合整体研究区的DEM分辨率,再根据本文提到的方法确定点云采集密度。

5 结 语

随着比例尺的细化和点云密度的增加,DEM的精度会提高,但同时数据量和工作量也会增加。因此本文引入最优点密度的概念,并使用边际效益的经济学原理来衡量点云密度与数据处理效益之间的关系,理论上,当边际效益开始减少时,即可认为达到了最优点密度。

视觉判别因为无法量化分析DEM模型之间的差异,前人评判DEM精细化程度多是通过高程RMSE。这虽然能表现DEM与真实地形之间的差别,但是无法体现出微地貌保留程度。本研究提出了一种提取地形因子计算DEM复杂度的方法,结合了目视对比、高程RMSE和局部地形复杂度指标3种判别法,从定性到定量、从单一到多源,对微地貌保留程度进行了完整的评价。

通过算法实现了离散差差值寻峰参数的自动匹配,并应用到微地貌评价体系中,通过解译局部地形复杂度曲线,得到了不同比例尺和郁闭度对应的最优采集点密度,为在植被茂密地区使用机载LiDAR作业的人员提供了参考。如需获取植被茂密地区1∶200调查比例尺之下适于地质灾害解译工作的DEM,需要不少于147点/m^2

的平均采集点密度;1∶500对应的是70点/m^2;1∶1 000对应56点/m^2;1∶2 000对应47点/m^2。

本文提出的流程化最优点密度找寻方法同样适用于地质灾害解译之外的众多领域,如考古学影像分析、农业、林业植物影像处理、水电及其他基础设施建设中的多期巡检影像对比等。

参 考 文 献

[1] 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): 1897-1913.
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): 1897-1913.

[2] 易守勇, 徐明宇, 张宗胜, 等. 茂密植被区域隐蔽性地质灾害隐患多源遥感识别[J]. 测绘地理信息, 2026, 51(1): 44-52.
YI Shouyong, XU Mingyu, ZHANG Zongsheng, et al. Multi-source Remote Sensing Identification of Potential Geological Hazards in Densely Vegetated Areas[J]. *Journal of Geomatics*, 2026, 51(1): 44-52.

[3] 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.

[4] 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]. 测绘通报, 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]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2020, 43(6): 243-247.

[5] 张先慧, 杨飞. 森林场景下不同径向基函数插值DEM精度的分析[J]. 北京测绘, 2025, 39(4): 522-527.
ZHANG Xianhui, YANG Fei. Analysis of DEM Accuracy Using Different Radial Basis Function Interpolation in Forest Scenarios[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2025, 39(4): 522-527.

[6] 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.

[7] RAZAK K A, STRAATSMA M W, VAN WESTEN C J, et al. Airborne Laser Scanning of Forested Landslides Characterization: Terrain Model Quality and Visualization[J]. *Geomorphology*, 2011, 126(1/2): 186-200.

[8] 吴坤泽, 马泽, 廖玉祥. 基于航空影像密集匹配点云的DEM快速更新精度分析[J]. 测绘技术装备, 2025, 27(1): 21-25.
WU Kunze, MA Ze, LIAO Yuxiang. Accuracy Analysis of DEM Fast Updating Based on Densed Matching Point Cloud of Aerial Images[J]. *Geomatics Technology and Equipment*, 2025, 27(1): 21-25.

[9] 王兴杰, 陈东兴, 陈传法, 等. 顾及空间异质性的断裂地形区高精度DEM建模方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(11): 2303-2310.
WANG Xingjie, CHEN Dongxing, CHEN Chuanfa, et al. A High Accuracy DEM Interpolation Method Considering the Heterogeneous Distribution of Elevations in Areas with Breaklines[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(11): 2303-2310.

[10] 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.

[11] 梁四幺. 基于地形特征复杂度的机载LiDAR点云数据抽稀算法研究[J]. 测绘技术装备, 2024, 26(4): 83-87.
LIANG Siyao. Research on Airborne LiDAR Point Cloud Data Thinning Algorithm Based on the Complexity of Terrain Features[J]. *Geomatics Technology and Equipment*, 2024, 26(4): 83-87.

[12] 戴志林, 郭辉, 包勤跃. 基于UAV影像点云密度的植被稀疏区DEM精度分析[J]. 北京测绘, 2025, 39(3): 316-321.
DAI Zhilin, GUO Hui, BAO Qinyue. DEM Accuracy Analysis of Sparse Vegetation Area Based on Point Cloud Density of UAV Images[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2025, 39(3): 316-321.

[13] 陈嘉阳, 卜宪海, 陈殿称, 等. 顾及地形复杂度因子权重的多波束点云抽稀算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2022, 41(5): 21-29.
CHEN Jiayang, BU Xianhai, CHEN Dianchen, et

al. A Thinning Algorithm of Multibeam Point Cloud Considering Weight of Terrain Complexity Factor [J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology* (*Natural Science*), 2022, 41(5): 21-29.

[14] 赵勋,岳彩荣,李春干,等. 基于机载LiDAR点云数据森林郁闭度估测[J]. 遥感技术与应用,2020,35(5):1136-1145.
ZHAO Xun, YUE Cairong, LI Chungan, et al. Estimation of Forest Canopy Density Based on Airborne LiDAR Point Cloud Data [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(5): 1136-1145.

[15] 孙旭娜,刘晓明,曲伟霞,等. 顾及地形特征的露天矿倾斜摄影测量DEM数据抽稀算法[J]. 现代矿业,2022,38(2):68-71.
SUN Xu'na, LIU Xiaoming, QU Weixia, et al. DEM Data Thinning Algorithm of Open-Pit Mine Slope Photogrammetry Considering Terrain Characteristics [J]. *Modern Mining*, 2022, 38(2): 68-71.

[16] 贝祎轩,陈传法,王鑫,等. 机载LiDAR点云密度和插值方法对DEM及地表粗糙度精度影响分析[J]. 地球信息科学学报,2023,25(2):265-276.
BEI Yixuan, CHEN Chuanfa, WANG Xin, et al. Effects of Airborne LiDAR Point Cloud Density and Interpolation Methods on the Accuracy of DEM and Surface Roughness[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2023, 25(2): 265-276.

[17] 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.

[18] 卢华兴,刘学军,汤国安. 地形复杂度的多因子综合评价方法[J]. 山地学报,2012,30(5):616-621.
LU Huaxing, LIU Xuejun, TANG Guoan. Terrain Complexity Assessment Based on Multivariate Analysis [J]. *Mountain Research*, 2012, 30(5): 616-621.

[19] 薛玫娇. 基于DEM的黄土丘陵沟壑区地形复杂度测算[D]. 西安:西安科技大学,2018.
XUE Meijiao. Calculation of Terrain Complexity in Loess Hilly and Gully Areas Based on DEM [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2018.

[20] 张雪莹,张正勇,刘琳,等. 新疆地形复杂度的空间格局及地理特征[J]. 地理研究,2022,41(10):2832-2850.
ZHANG Xueying, ZHANG Zhengyong, LIU Lin, et al. Spatial Pattern and Geographical Characteristics of Terrain Complexity Index in Xinjiang [J]. *Geographical Research*, 2022, 41(10): 2832-2850.

[21] 张磊. 基于核心地形因子分析的黄土地地貌形态空间格局研究[D]. 南京:南京师范大学,2013.
ZHANG Lei. Research on Spatial Pattern of Loess Landform Based on Core Terrain Factor Analysis [D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2013.

[22] 王泽辉,岳林峰. 湖南省年均降水量空间插值比较分析[J]. 北京测绘,2019(11):1318-1322.
WANG Zehui, YUE Linfeng. Spatial Interpolation Comparison and Analysis of Annual Average Precipitation in Hunan Province[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019(11): 1318-1322.

[23] 吴福,廖泽源,何娜,等. 面向茂密植被山区地质灾害调查的LiDAR点云密度优化研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2026,51(4):751-761.
WU Fu, LIAO Zeyuan, HE Na, et al. Airborne LiDAR for Geological Hazard Investigation in Mountainous Areas with Dense Vegetation on Point Cloud Density Optimization [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(4): 751-761.

[24] DIAKOULAKI D, MAVROTAS G, PAPAYANNAKIS L. Determining Objective Weights in Multiple Criteria Problems: The Critic Method[J]. *Computers & Operations Research*, 1995, 22(7): 763-770.