

DOI:10.13870/j.cnki.stbcb.2026.01.004 CSTR:32310.14.stbcb.2026.01.004

李笑婵, 信忠保. 基于UAV-SfM点云数据特征的黄土高原小流域精细地形构建[J]. 水土保持学报, 2026, 40(1): 381-391, 404.

LI Xiaochan, XIN Zhongbao. Fine terrain construction of small watersheds in Loess Plateau considering UAV-SfM point cloud data characteristics [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(1): 381-391, 404.

## 基于UAV-SfM点云数据特征的 黄土高原小流域精细地形构建

李笑婵, 信忠保

(北京林业大学水土保持学院, 北京 100083)

**摘要:** [目的] 为提升UAV-SfM(unmanned aerial vehicle structure-from-motion)点云的地面点提取精度, 实现黄土高原丘陵沟壑区复杂地形的高精度数字高程模型(digital elevation model, DEM)构建。[方法] 在大尺度空间范围, 利用UAV-SfM数据考虑近地面点云空间分布特征的地面点提取方法(spatial distribution feature-based ground extraction, SDFGE), 并探究样地尺度、地形坡度、植被覆盖度和点云密度对地面点提取精度的影响。[结果] 1) 使用SDFGE算法进行地面点提取的I类误差为13.68%, II类误差为12.92%, 总误差为13.40%, 相比CSF算法分别降低1.16%、6.02%、2.79%。2) SDFGE算法的DEM构建精度平均误差(0.56 m), 比CSF算法(0.73 m)降低23.29%, 标准差为1.57 m, 相较于CSF算法(1.81 m)降低13.26%。3) 定量评估样地尺度、地面坡度、植被覆盖度和点云密度等因素对于地面点提取的影响。[结论] 提出的SDFGE算法通过融合近地面点云空间分布特征, 显著提升黄土高原丘陵沟壑区的地面点提取精度, 为水土保持监测中的高精度DEM数据获取提供低成本、高效率的解决方案。

**关键词:** SfM; 无人机摄影测量; 数字高程模型; 点云滤波; 黄土高原

**中图分类号:** P237.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-2242(2026)01-0381-11

## Fine Terrain Construction of Small Watersheds in Loess Plateau Considering UAV-SfM Point Cloud Data Characteristics

LI Xiaochan, XIN Zhongbao

(School of Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** [Objective] To improve the accuracy of ground point extraction from unmanned aerial vehicle structure-from-motion (UAV-SfM) point clouds, and to construct high-precision digital elevation model (DEM) for complex terrain in the hilly and gully region of the Loess Plateau. [Methods] At large spatial scales, this study utilized a spatial distribution feature-based ground extraction (SDFGE) method that considered near-ground point clouds using UAV-SfM data. It further investigated the effects of plot scale, terrain slope, vegetation coverage, and point cloud density on ground point extraction accuracy. [Results] 1) The Type I error, Type II error, and total error of ground point extraction using the SDFGE algorithm were 13.68%, 12.92%, and 13.40%, respectively, showing reductions of 1.16%, 6.02%, and 2.79%, respectively, compared with the CSF algorithm. 2) For DEM construction, the SDFGE algorithm had an average error of 0.56 m, 23.29% lower than that of the CSF algorithm (0.73 m). The standard deviation was 1.57 m, 13.26% lower than that of the CSF algorithm (1.81 m). 3) A quantitative evaluation was conducted on the effects of plot scale, terrain slope, vegetation coverage, and point cloud density on ground point extraction. [Conclusion] The proposed SDFGE algorithm significantly improves the accuracy of ground point extraction in the hilly and gully region of the Loess Plateau by integrating the

收稿日期: 2025-04-05 修回日期: 2025-06-19 录用日期: 2025-06-30 网络首发日期(www.cnki.net): 2025-08-15

资助项目: 国家自然科学基金项目(42177319)

第一作者: 李笑婵(1999—), 女, 硕士研究生, 主要从事水土保持研究。E-mail: xc8427kskl@163.com

通信作者: 信忠保(1978—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事水土保持研究。E-mail: xinzhongbao@126.com

http://stbcb.alljournal.com.cn

spatial distribution features of near-ground point clouds, offering a low-cost and efficient solution for obtaining high-precision DEM data for soil and water conservation monitoring.

**Keywords:** SfM; unmanned aerial vehicle photogrammetry; digital elevation model; point cloud filtering; Loess Plateau

**Received:** 2025-04-05

**Revised:** 2025-06-19

**Accepted:** 2025-06-30

**Online**(www.cnki.net): 2025-08-15

高精度数字高程模型(digital elevation model, DEM)能够精准刻画流域的地表形态和地貌特征<sup>[1]</sup>。如获取的地面点精度较低,则将导致基于DEM的流域地形信息提取不准确,从而影响水文模型和泥沙输移模型的精度,尤其是在地形变化剧烈、坡度较大的区域将造成较大误差<sup>[2]</sup>。水土流失评估也可能因地形特征的低精度估算而产生偏差,影响水土保持措施的效果和决策<sup>[3]</sup>,因此高精度的地面点提取和DEM制作是必要和有意义的。

传统的DEM制作方法主要是人工实地测量,其主要依赖于精确的地面控制点和手动绘制等高线。通过地面测量方法能够勾画出一定精度的地形图,并通过等高线表示地表的高程变化。然而,DEM的制作过程繁琐、费时费力且精度有限,适用于小范围、局部区域的地形测量。随着遥感技术发展,地形数据获取逐渐转向更高效、更精确的远程探测手段。有研究<sup>[4]</sup>已基于遥感数据制作高精度的DEM,依据所使用的数据源的不同可将常见的DEM制作方法划分为两类。第1类是基于激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)数据的DEM制作,基于改进型三角网加密算法(ATIN)、布料模拟滤波算法(CSF)及多尺度曲率分类算法(MCC)等提取地面点并生成DEM<sup>[5-7]</sup>。邹正等<sup>[8]</sup>对以上3种算法的点云滤波结果进行对比分析发现,CSF算法总误差最低,性能最佳。在复杂地形条件下进行一项高密度点云滤波测试<sup>[9]</sup>表明,简单形态学滤波算法(SMRF)在城市地区表现最佳,而多尺度分层滤波算法(MHF)在森林地区表现更为优异。然而,LiDAR技术受制于设备集成复杂、核心部件制造成本高、数据采集与处理要求高等因素<sup>[10]</sup>,在大范围、长周期监测任务中的应用受到一定限制。第2类是基于运动结构恢复算法(SfM)技术生成DEM,基于SfM技术的无人机摄影测量具有成本低、操作灵活的优势,基于SfM技术对采集影像进行处理可获取高精度点云数据(SfM点云),适用于大范围区域的地形数据获取和高分辨率的DEM制作<sup>[4,11-12]</sup>。在目前针对SfM点云的研究中,CSF算法被认为是进行地面滤波的最精确算法之一<sup>[13]</sup>,并且不断有新的算法被提出,提供更可靠和准确的过滤结果,如ŠTRONER等<sup>[11]</sup>提出,CANUPO

和CSF结合的算法去除地面上的植被部分,得到总误差为0.9%,是非常适用于陡坡植被区的滤波方法。摄影测量技术的精度和可靠性逐渐提升,使其成为替代高成本激光雷达技术的重要选择。然而,目前对于SfM点云的滤波算法研究,多局限于小尺度或简单地形条件的点云过滤,但是对于大尺度或具有复杂地貌的山区地形依然是比较复杂的问题。其次,基于SfM点云植被-地面分离存在过滤不彻底的问题<sup>[6,14]</sup>,导致生成的DEM数据存在较大误差。现有研究<sup>[15]</sup>多聚焦于单一景观下滤波算法的性能比较,而系统分析地形与环境因素对滤波算法影响的研究较为缺乏。因此,基于SfM点云数据在大尺度区域进行高精度的地面点与非地面点分离研究,并量化各环境因素对滤波算法性能的影响机制具有重要的研究意义。

本文以无人机摄影测量影像为技术手段,基于SfM点云进行地面提取与DEM生成的研究:1)基于SfM点云数据提出一种在大尺度区域考虑近地面点云数据的空间分布特征的高精度地面点提取方法;2)验证分析在大尺度区域条件下利用SfM点云进行地面点云提取的精度;3)定量评估样地尺度、地形坡度、植被覆盖度和点云密度等因素对于地面点提取的影响。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于甘肃省天水站罗玉沟流域内的坚家山小流域(图1),是黄土高原丘陵区第三副区典型区域,地形破碎复杂。该流域面积为2.78 km<sup>2</sup>,包含1个完整的主沟,7个主要支沟,地势起伏较大,最大高差约为320 m。流域内乔木以刺槐为主,局部有旱柳、侧柏等;灌木为天然生长,主要有花椒、紫穗槐等;主要农作物是小麦、玉米、土豆;经济林以樱桃、苹果为主。流域降水主要集中在7—9月,特点是暴雨多、历时短、强度大,水力侵蚀强度大,容易引发大规模水土流失。

### 1.2 数据源

1.2.1 野外观测数据 野外数据采集于2023年3月,选择刺槐林采样点30个(平均高度7~8 m,单样地尺寸为20 m×20 m),果园采样点10个(平均高度2~3 m,

单样地尺寸为15 m×15 m),草地采样点10个(平均高度0.5~0.8 m,单样地尺寸为10 m×10 m),以确保数据的代表性和统计可靠性。本研究中所使用的实地测量高度均为从植被主干所处地面到其顶部的距离。

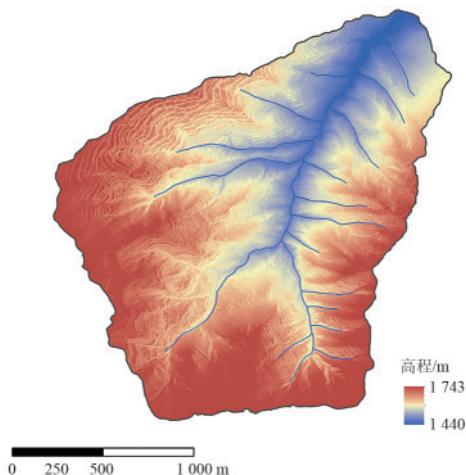


图1 坚家山流域地理位置示意

Fig. 1 Geographical location of Jianjiashan watershed

1.2.2 无人机影像与点云数据 在2023年3月对坚家山地区进行的实地考察中,采用装配哈苏L1D-20c相机的大疆Mavic 2 Pro无人机来获取研究区域的影像资料。所获取的影像数据具有红、绿、蓝3个波段,每张图像像素为4 000×3 000。在制定无人机飞行计划时,综合考虑航拍测绘的覆盖范围、所需工作时间及预期达到的数据精度。按照旁向重叠率不低于65%和航向重叠率不低于85%的标准,成功采集635张高质量航片。随后,使用Agisoft Metashape 2.0软件对航拍影像进行预处理,执行对齐照片、生成点云、建立网格、生成纹理等一系列步骤,最终导出研究区DSM和正射影像图,空间分辨率为0.10 m。

1.2.3 激光雷达点云数据 本研究选用大疆M300RTK无人机搭载禅思L1雷达镜头进行数据采集。在无风环境下,设置飞行模式为200 m仿地飞行,飞行速度为10 m/s,激光旁向重叠率为80%。为确保LiDAR点云数据的质量,于2024年3月春季选择天气晴朗、风速低于3级的适宜天气条件下作业。本次航拍共采集照片2 000余张,采集激光雷达数据点约14亿个,以标准的LiDAR格式(.las)存储。通过DJI Terra软件进行点云拼接和二维重建,最终获得分辨率为0.10 m的DSM数据和DOM数据。

### 1.3 地面点提取算法

为明确点云滤波过程中地面点与非地面点的分类标准,本文对相关术语作如下统一规定。“地面点”指实际裸露地表的点云,“非地面点”则主要指植被

覆盖区域的点云,以保证术语使用的一致性与分类标准的明确性。

1.3.1 基于点云空间分布特征的大区域的地面点提取 布料模拟滤波(cloth simulation filtering, CSF)算法是基于布料模拟的滤波算法,最常用于地形点云数据的地面点提取<sup>[16]</sup>。然而,在黄土高原丘陵沟壑区,受到地形坡度和植被覆盖的影响,基于CSF算法提取的地面数据依然存在较多的杂点,导致构建高精度的DEM存在较大误差<sup>[11]</sup>。本文基于CSF算法提取结果提出基于近地面点云空间分布特征的高精度的地面点提取方法(spatial distribution feature-based ground extraction, SDFGE)以优化林下植被干扰条件下的非地面点剔除。该方法主要包含大尺度数据预处理、局部点云分析、基于统计分析结果的高精度地面点提取3个步骤。

大数据预处理。为高效处理大尺度空间范围的点云数据,采用双尺度网格划分策略<sup>[17]</sup>。首先,根据点云数据空间范围的 $X_{min}$ 、 $X_{max}$ 、 $Y_{min}$ 、 $Y_{max}$ 值和设置网格长度 $L_1$ (本研究区选择150 m),将完整点云数据划分成网格,对每个网格单元独立执行CSF滤波提取初始地面点。其次,将每个单元内再次划分为边长为 $L_2$ (本研究区选择10 m)的小网格(图2)。为缓解边界效应与尺度效应影响<sup>[18]</sup>,在 $L_1$ 大网格边缘设置宽度为 $L_2$ 的缓冲带,确保局部分析区域的空间连续性;同时,对 $L_2$ 小网格采用25%重叠设计,在每个 $L_2$ 网格单元的边缘设置宽度为 $1/4 L_2$ 的缓冲带,增强相邻网格间的空间连接,降低统计特征受截断影响,提升地面点提取稳定性。为避免重叠区域引入误差积累,设计重复点剔除机制,地面点提取完成后,对于空间距离 $<0.10$  m的重复点,仅保留1组结果用于后续处理,以保证局部高度点云分布统计准确性。

局部点云空间特征分析。本文引入局部密度分布函数 $\rho(h)$ 作为区分地面点与非地面点的依据。首先,设定点云原始高程为 $H$ ,以网格内最低点的高程 $H_{min}$ 为基准,对该网格内所有点云进行高程归一化处理<sup>[19]</sup>,定义其归一化高程为 $h = H - H_{min}$ 。其次,将点云划分为若干高度区间(本文设置步长为0.30 m),统计各区间点数,形成一阶直方图 $f(h)$ ,直观展示不同高度的点密度。如高度区间 $[h_i, h_{i+1}]$ 内的点数为 $f(h_i)$ 。最后,使用九阶多项式对一阶直方图 $f(h)$ 进行拟合,得到连续的概率密度函数 $\rho(h)$ 。

$$\rho(h) = a_9h^9 + a_8h^8 + a_7h^7 + \dots + a_1h^1 + a_0 \quad (1)$$

拟合过程采用最小二乘法, 计算得到多项式系数  $a_9, a_8, a_7, \dots, a_1, a_0$ 。该过程可以消除直方图的离散性, 便于后续求导分析。为获取  $\rho(h)$  极小值点, 定义其一阶导函数为  $\rho'(h)$ , 二阶导数为  $\rho''(h)$ , 根据导函数特性: 当  $\rho'(h) = 0$  且  $\rho''(h) > 0$  时, 所对应的根即为

概率密度函数  $\rho(h)$  的极小值点, 以  $h_a$  表示 (图 3),  $h_a$  为该网格内非地面点与地面点的临界值, 若该函数出现 2 个及以上极小值点, 选择  $h$  最小的点作为临界值点。由图 3 可知, 该区间由概率密度函数  $\rho(h)$  求得  $h_a = 2.414$  m, 即为该区域的非地面点与地面点临界值。

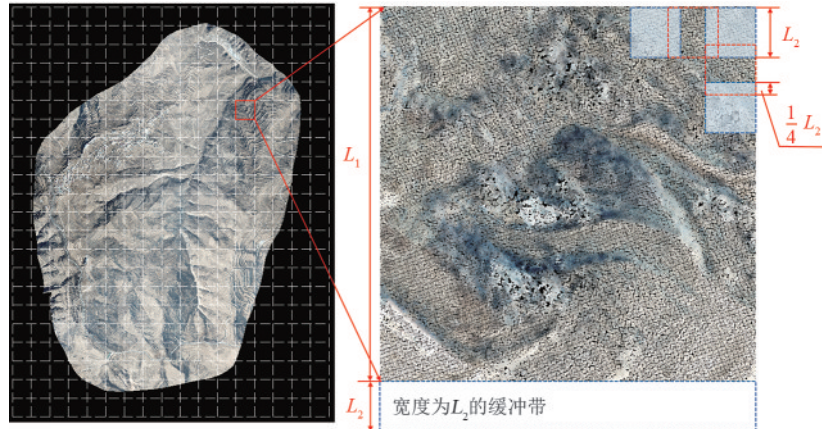


图 2 点云尺度划分

Fig. 2 Point cloud scale division

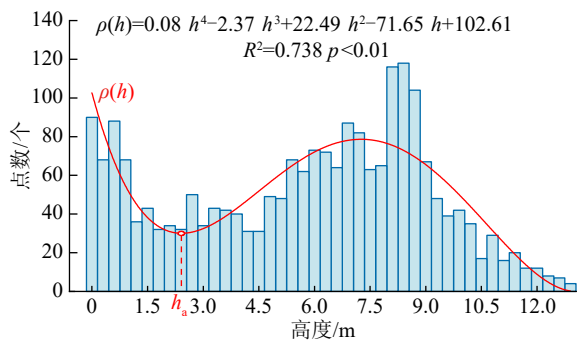


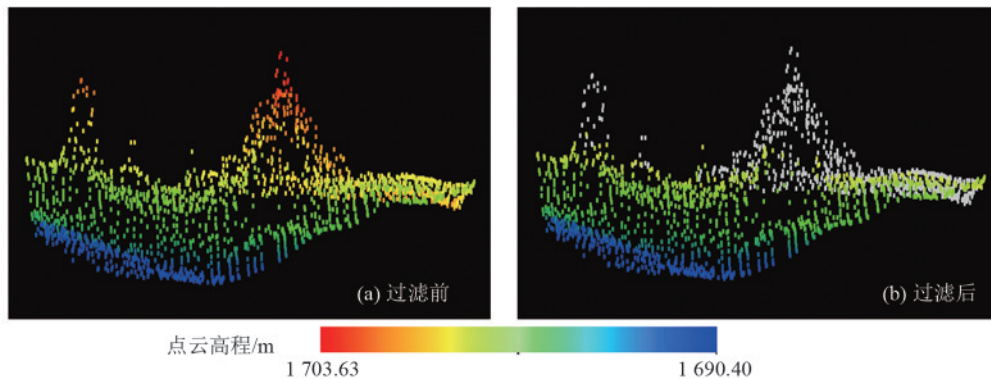
图 3 一阶直方图  $f(h)$  与拟合的概率密度函数  $\rho(h)$

Fig. 3 First-order histogram  $f(h)$  and fitted probability density function  $\rho(h)$

基于统计分析结果的高精度地面点提取。由于无人机摄影测量多采用垂直拍摄, 生成的点云在地面附近密度最高, 呈现出由地面向树冠逐渐递减的分布特征。对应的概率密度函数显示, 点云密度随高程变化

急剧下降, 形成明显的转折点。极小值点对应于密度迅速下降的过渡区域, 可视为地面点区域和非地面点区域的分界。因此, 高于临界高程值  $h_a$  的点云被判定为非地面点并剔除, 保留的点云即为地面点 (图 4)。

1.3.2 与现存方法比较分析 在点云数据处理中, 滤波算法是实现地面点与非地面点分离的核心技术, 为 DEM 等各类数字产品生产提供支撑<sup>[20]</sup>。本文选取目前主流的滤波方法进行对比, 包括基于数学特征的多尺度曲率滤波算法 (multi-scale curvature filtering, MCC)、基于几何模型的渐进式三角网加密算法 (progressive triangulated irregular network densification, PTD), PTD 的改进版本 (improved progressive triangulated irregular network densification, IPTD)、基于物理模拟的布料模拟滤波 CSF 及面向工程应用的 FUSION 软件算法, 它们各自具有独特的特点与应用。



注: 去除的点云呈灰色。

图 4 点云过滤前后对比

Fig. 4 Comparison of point clouds before and after filtering

<http://stbcbx.alljournal.com.cn>

MCC 算法结合多尺度分析与曲率特征进行点云分析,从而提高滤波的准确性和鲁棒性<sup>[21]</sup>,适用于复杂地形。PTD 算法采用种子点构建初始稀疏三角网,通过迭代角度与距离阈值逐步加密三角网,适用于较为平坦的地形,处理效率较高。ZHAO 等<sup>[22]</sup>对 PTD 算法进行优化,提升三角网质量,增强算法对边坡地形变化的适应能力,形成 IPTD 算法。FUSION 软件的地面滤波算法基于 KRAUS 等<sup>[23]</sup>提出的迭代加权最小二乘法,通过动态权重分配和渐进曲面优化实现地面点提取,最终通过高度容差和焦点平均滤波器输出优化结果<sup>[24]</sup>,该算法性能良好,但在平坦地表存在一定的局限性。CSF 算法创新性地引入布料动力学模型,通过模拟虚拟布料在翻转点云表面的重力沉降过程,结合节点位移与高差阈值实现地面点自动分离,对连续地形具有强适应性<sup>[16]</sup>。

### 1.4 精度评估

1.4.1 地面点提取精度评估 2003 年,国际摄影测量与遥感协会(ISPRS)第三委员会引入一套基于混淆矩阵的精度评估体系,包括 I 类误差( $T_I$ )、II 类误差( $T_{II}$ )及总误差( $T_e$ )3 类关键指标。I 类误差反映地面点被误判为非地面点的比例;II 类误差反映非地面点被误判为地面点的比例;总误差为所有误分类点占整体数据中的比例。为滤波效果量化评估提供科学依据<sup>[25]</sup>。

$$T_I = b / (a + b) \times 100\% \quad (2)$$

$$T_{II} = c / (c + d) \times 100\% \quad (3)$$

$$n = a + b + c + d \quad (4)$$

$$T_e = (b + c) / n \times 100\% \quad (5)$$

式中: $a$ 为准确分类的地面点云; $b$ 为误分类的地面点云; $c$ 为误分类的非地面点云; $d$ 为准确分类的非地面点云; $n$ 为点云总数。

1.4.2 DEM 精度定量评估 为确保对比分析的一致性,本文统一采用不规则三角网(triangulated irregular network, TIN)方法构建  $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$  分辨率的 DEM。

1) 使用高程误差分析方法进行定量验证。以激光雷达(LiDAR)数据生成的 DEM 作为参考真值,计算不同算法构建的 DEM 与真值间的高程误差,即  $\Delta h = \text{DEM}(\text{构建}) - \text{DEM}(\text{真值})$ ,分析不同算法误差的分布特征。

考虑到 UAV-SfM 点云与 UAV-LiDAR 点云在数据采集方式、空间分辨率及系统误差等方面存在差异,基于常规标准,将高程误差( $\Delta h$ )为  $-1 \sim 1 \text{ m}$  区域视为精度合格范围。进一步统计误差均值和标准差,分析各算法在不同地形条件下的适应性和稳健性。

2) 在植被区域取若干参考点,用 DSM 减去滤波后 DEM 获取高度差值,若滤波准确,得到的结果应与实际树高一致。为评估每个 DEM 结果的垂直误差,创建箱线图使差异可视化,并以平均绝对误差(mean absolute error, MAE)与均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价指标,其中 RMSE 反映高度值偏离实测值的离散程度。

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n (|h_i - \hat{h}_i|)}{n} \quad (6)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (h_i - \hat{h}_i)^2}{n - 1}} \quad (7)$$

式中: $n$ 为样本数量; $h_i$ 是树高估测值; $\hat{h}_i$ 为树高实测值。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于 SDFGE 算法的地面点提取、DEM 和树高估算精度

为评估 SDFGE 算法的点云过滤准确度,本文从 3 类误差指标、DEM 构建精度和树高提取精度等方面进行系统性评估。表 1 为研究区内均匀选择的 30 个样本区(每个样本区面积为  $1\,000 \text{ m}^2$ )基于 SDFGE 算法过滤后计算得到的误差结果。I 类误差、II 类误差和总误差的平均值分别为  $13.68\%$ 、 $12.92\%$ 、 $13.40\%$ 。表明该算法在点云过滤过程中保持较好的误差控制,其中 I 类误差表现稳定,而 II 类误差相对较低,反映出该算法识别非地面点的准确性较高,且误差值在各区间波动较小,未出现显著的异常值。

表 1 SDFGE 算法的地面点滤波误差

Table 1 Ground point filtering errors of SDFGE algorithm %

序号	$T_I$	$T_{II}$	$T_e$	序号	$T_I$	$T_{II}$	$T_e$
1	12.22	16.03	14.26	16	17.54	16.70	17.11
2	7.92	9.32	8.96	17	18.61	12.18	15.32
3	26.61	16.73	21.62	18	8.27	6.05	7.10
4	12.29	10.26	11.01	19	9.17	8.27	8.61
5	13.76	8.67	11.09	20	12.59	7.34	9.98
6	9.76	6.79	8.97	21	16.09	12.39	13.93
7	10.44	13.07	11.72	22	16.84	15.64	15.94
8	5.69	8.13	7.66	23	17.96	13.83	16.47
9	7.32	12.37	9.80	24	21.94	18.51	20.15
10	11.78	7.78	10.85	25	7.20	11.84	10.44
11	10.78	18.24	16.87	26	8.07	10.51	8.16
12	12.89	21.27	15.35	27	15.78	14.09	13.08
13	19.03	16.79	18.19	28	16.60	9.73	14.05
14	20.14	16.31	19.96	29	17.15	20.99	18.40
15	12.40	10.71	11.88	30	13.45	17.13	14.97

在 DEM 构建精度方面, SDFGE 算法生成的 DEM 与真值间的高程误差( $\Delta h$ )平均值为  $0.56 \text{ m}$ , 标

准差为 1.57 m(表 2),且大部分区域的高程误差为 -1~1 m,符合高精度 DEM 构建的标准。表明丘陵与沟壑等复杂地形条件下,SDFGE 算法表现出良好的误差控制能力和稳健性。

表 2 高程误差的描述性统计指标

过滤方法	平均值	标准差
CSF	0.73	1.81
IPTD	0.18	1.62
MCC	0.97	2.25
FUSION	1.48	2.29
PTD	0.80	1.98
SDFGE	0.56	1.57

表 3 为 SDFGE 算法在树高提取方面表现出较高的准确性。实测值与提取值对比结果显示,其平均误差为 0.17 m,均方根误差为 0.64 m,说明该算法能够在复杂地形和密集植被区域有效提取树高信息,进一步验证其 DEM 构建的精度。

表 3 树高提取值与真值误差

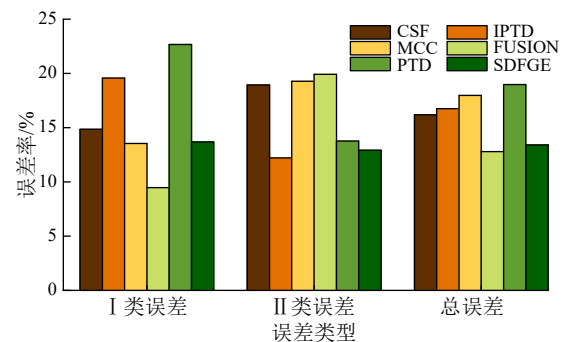
过滤方法	平均绝对误差 (MAE)	均方根误差 (RMSE)
CSF	0.51	1.21
IPTD	0.27	0.74
MCC	0.20	1.27
FUSION	0.83	1.53
PTD	0.41	0.83
SDFGE	0.17	0.64

## 2.2 基于不同算法的地面点提取、DEM 与树高估算精度

### 2.2.1 不同滤波算法下的点云过滤结果

对不同滤波算法进行点云过滤误差评估(图 5)。I 类误差在不同算法间差异较大,FUSION 算法最低(9.48%),表明其地面点识别准确性较高。MCC 和 CSF 算法(13.54%、14.84%)表现较优,而 IPTD 和 PTD 算法误差较高(19.57%、21.66%),对地面点误判较严重。II 类误差整体较均衡,IPTD 算法误差最低(12.21%),PTD 算法次之(13.76%),FUSION 算法最高(19.92%),表明其非地面点去除能力较差;MCC 和 CSF 算法(19.27%、18.94%)相对较高。观察总误差,FUSION 算法最低(12.79%),说明其整体分类精度最佳,PTD 算法(18.97%)误分类比例较高,其余算法处于中等水平。

SDFGE 算法在 II 类误差(12.92%)和总误差(13.40%)方面均处于较低水平,在各算法中排名第 2,表现均衡,说明其提取地面点和去除非地面点都更加精准。尽管 FUSION 算法在 I 类误差和总误差方面表现最佳,但较高的 II 类误差可能导致较多非地面点残留。MCC 和 CSF 算法的 I 类误差较低,但 II 类误差较高,影响整体分类精度。IPTD 和 PTD 算法在 II 类误差方面表现较好但 I 类误差较大,容易将地面点误判为非地面点。综合各指标,SDFGE 算法在保持低误差的同时,具备较优的点云分类能力,地面点提取更准确。



注: I 类、II 类、总误差分别为将地面点误判为非地面点的比例、将非地面点误判为地面点的比例、所有误分类点在整体数据中的占比;CSF、MCC、IPTD、PTD、FUSION、SDFGE 分别为布料模拟滤波算法、多尺度曲率滤波算法、改进的渐进式三角网加密算法、渐进式三角网加密算法、基于 FUSION 软件的滤波算法、基于近地面点云空间分布特征的地面点提取算法。下同。

图 5 不同滤波算法下的地面点提取误差

Fig. 5 Ground point extraction errors under different filtering algorithms

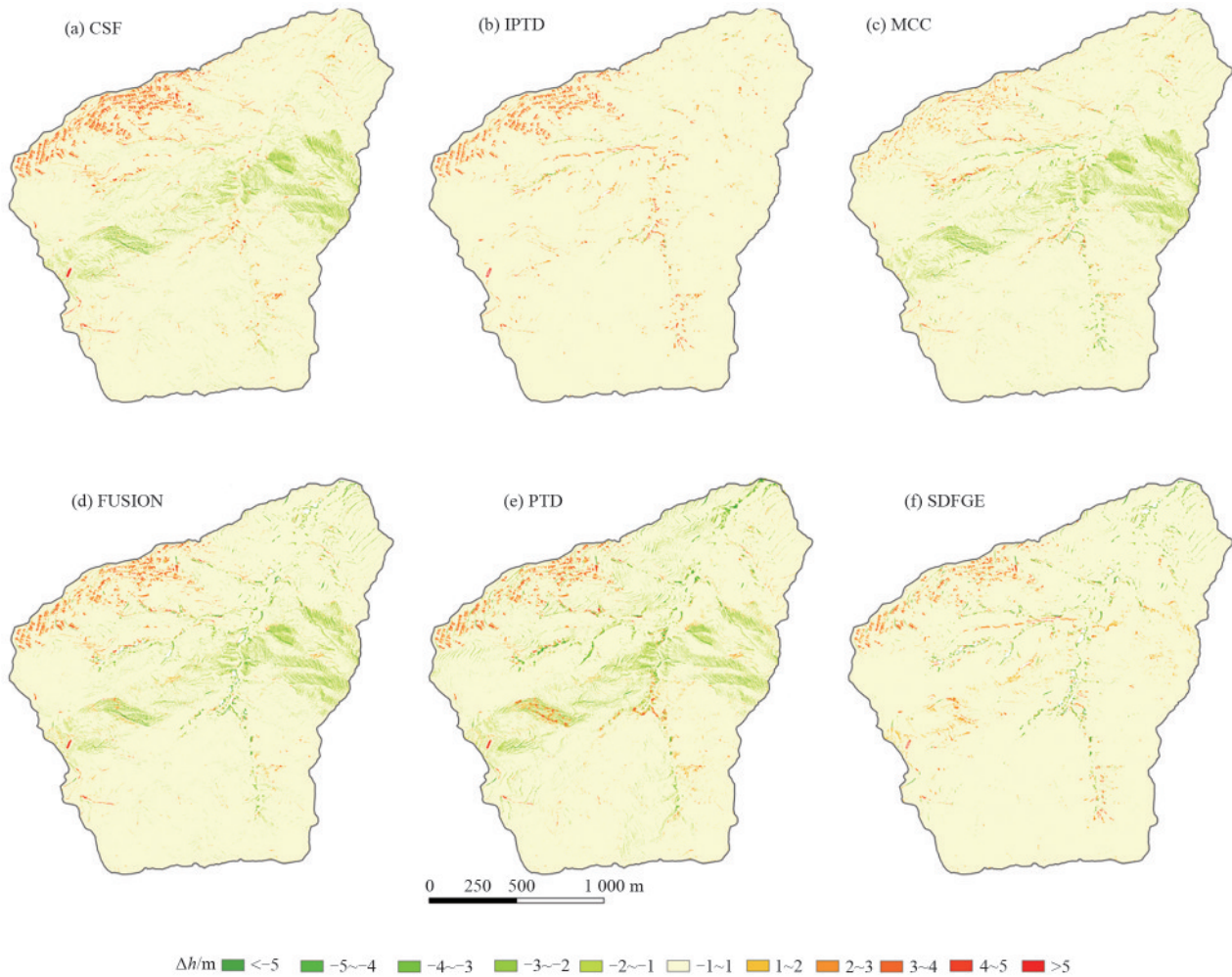
### 2.2.2 基于不同算法的 DEM 构建精度

为评估不同滤波算法在生成数字高程模型(DEM)中的精度,对各算法构建 DEM 的误差形态、集中性及性能梯度进行综合分析(表 2)。CSF 算法的平均误差为 0.73 m,标准差为 1.81 m,表明其在 DEM 构建过程中误差较大且离散性较强,导致不同区域高程误差波动较大。IPTD 算法的平均误差为 0.18 m,为所有算法中最低,表现出较高的精度。标准差为 1.62 m,误差离散性较小,说明该算法能稳定生成高精度的 DEM。MCC 算法的平均误差为 0.97 m,标准差为 2.25 m,显示出较大的误差波动,尤其在复杂地形中,误差较为明显。FUSION 算法的平均误差为 1.48 m,标准差为 2.29 m,表现出较大的误差波动,在复杂地形和高密度植被区域误差较大,影响 DEM 的整体精度。PTD 算法的平均误差为 0.40 m,标准差为 1.99 m,表现出较高的误差离散性,尤其在复杂区域误差波动较大。由 DEM 误差空间分布(图 6)可知,6 种滤波算法在 DEM 误差空间分布上存在明显

差异。相比之下,PTD 和 FUSION 算法在局部地段产生较多高误差,MCC 和 CSF 算法整体误差分布较为均匀,高误差区域较少。其中,IPTD 和 SDFGE 算法误差分布范围明显低于其他算法,展现出更优的 DEM 重建精度。

综上所述,IPTD 算法在生成高精度 DEM 方面

表现最佳,其低平均误差和小标准差表明其在 DEM 重建中的精度最稳定。相较而言,FUSION 和 MCC 算法在误差控制方面较差,尤其在高程值波动较大的区域,误差较大。CSF 和 PTD 算法虽然有较低的平均误差,但误差离散性较大,导致在某些区域误差波动较明显。



注:  $\Delta h = \text{DEM}(\text{构建}) - \text{DEM}(\text{真值})$ 。

图 6 不同滤波算法构建 DEM 的误差空间分布

Fig. 6 Error spatial distribution of DEMs generated by different filtering algorithms

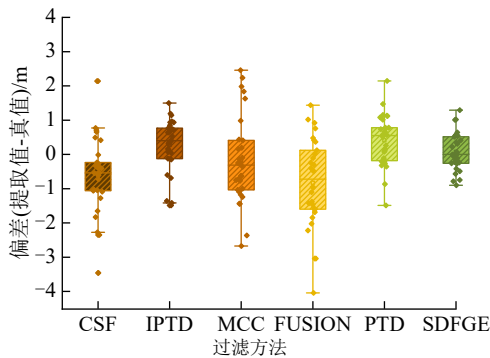
2.2.3 基于不同算法的树高提取验证 为进一步验证 DEM 精度,以树高实测值为真值,将 DSM 与 DEM 的高程差作为树高提取值,并对比不同滤波方法下提取树高与实测树高的一致性。

图 7 展示不同算法下,树高提取值与实测值的差值分布。IPTD 和 PTD 算法的差值分布较为集中,且主要集中在 0 值附近;MCC 算法差值分布相对较为分散,偏离 0 值明显;CSF 算法的差值分布较为分散,并且出现 2 个明显的异常值;FUSION 算法差值分布范围最大,中位数偏离 0 值较远,且离散值较大。

由表 3 可知,在树高提取方面,IPTD 算法的 MAE 为 0.28 m, RMSE 为 0.74 m,整体误差最小,精度

较高。PTD 算法的 MAE 为 0.41 m, RMSE 为 0.83 m,虽然精度稍逊于 IPTD,但误差分布稳定。MCC 算法的 MAE 为 0.20 m, RMSE 为 1.27 m,表现出较大的误差波动,尤其是在复杂地形区域表现不佳。CSF 算法的 MAE 为 0.51 m, RMSE 为 1.21 m,受异常值影响明显,稳定性较弱。FUSION 算法的 MAE 为 0.83 m, RMSE 为 1.53 m,为所有算法中误差最大,树高提取精度较低。

IPTD 算法在树高提取中表现最优,兼具低误差与高稳定性。PTD 算法次之,表现较为均衡。相比之下,MCC、CSF、FUSION 算法在复杂地形和高密度植被区域误差波动较大,树高提取精度相对较低。



注:箱体上下边缘分别表示第1四分位数(Q1)和第3四分位数(Q3),箱体中间的横线表示中位数(Q2);上下须线表示非异常最小值和最大值(通常为 $Q1-1.5 \times IQR$ 与 $Q3+1.5 \times IQR$ 范围内的数据,其中IQR为四分位距, $IQR=Q3-Q1$ ),箱外的点表示离群值。

图7 不同算法提取树高值与实测值的误差对比

Fig. 7 Comparison of errors between tree height values extracted by different algorithms and measured values

### 3 讨论

#### 3.1 与现存方法比较分析

本文提出的SDFGE算法是在CSF算法滤波结果的基础上进行的改进方案。已有研究<sup>[13]</sup>指出,CSF在点云过滤中有很好的表现;ZEYBEK等<sup>[7]</sup>研究表明,CSF算法准确性优于其他算法,尤其在茂密植被区域,但基于图像的点云无法在大型树木下生成点数据,导致滤波精度下降。而SDFGE算法从点云的空间形态分析入手,有效弥补复杂地形条件下非地面点云过滤不彻底的问题,其3类误差比CSF算法分别降低1.16%、6.02%、2.79%,说明在点云识别方面具有更高的准确性,整体分类精度也有所提升。与其他经典滤波算法相比,SDFGE算法在整体误差控制方面具有较强的竞争力。在DEM构建方面,SDFGE算法的平均误差仅次于IPTD算法,比CSF算法降低23.29%,且标准差为6种算法中最低,显著提升误差分布的稳定性,减少异常值对DEM精度的影响,在保证低平均值误差的同时,实现更优的综合性能。

在所有测试算法中,FUSION算法I类误差最低,但II类误差最高,在滤除非地面点时存在较大的误判风险,ZEYBEK等<sup>[7]</sup>研究指出,该算法更适用于较为平坦的区域。与之相反,PTD算法尽管II类误差较低,但I类误差最高,易导致DEM构建过程中地形信息的丢失。如CHEN等<sup>[9]</sup>研究发现,PTD的I型误差比II型误差大得多,尤其是在森林地区,主要是由于TIN模型简单,难以表示复杂的地形表面。IPTD算法是PTD算法的改进版,呈现出相似的特点,但在地形构建中表现最优,目前已在点云处理领域获得广泛应用,并持续迭代优化。毛东海等<sup>[26]</sup>利用融合点云与影

像信息分块滤波的方法进行改进,显著降低滤波误差,提高生成DEM的精度。MCC算法的I类误差属于中等水平但II类误差较高,表明其在非地面点去除方面存在较大误差,影响地形构建的整体精度,且总误差值偏大,与邹正等<sup>[8]</sup>研究结果相吻合。

总体来看,在常用的点云滤波算法中,IPTD算法在去除非地面点方面具有明显优势,且综合性能较好,近年来在地形建模、环境监测和灾害评估等领域得到广泛应用<sup>[27]</sup>。相比之下,本文提出的SDFGE算法在I类和II类误差方面都表现优异,具备良好的滤波稳定性和地形重建能力。其树高提取结果与实测值高度吻合,充分验证算法的改进效果与应用潜力,适用于地形复杂、植被密集区域的高精度点云处理任务。

#### 3.2 不同影响因子对地面点提取的影响

##### 3.2.1 样地尺度对于地面点提取的影响

为探讨多因素条件下点云滤波精度的变化规律,从样地尺度、地形坡度、植被覆盖度和点云密度等方面入手,使用6种测试算法开展点云过滤的误差评定。

在样地尺度方面,选取8个不同面积的样地,分别为100、500、1000、5000、10000、50000、100000、500000 m<sup>2</sup>。由图8可知,滤波误差随样地面积增大而上升,呈平缓增长趋势。当样地面积从5000增至50000 m<sup>2</sup>时,受地形复杂和植被遮挡影响,SDFGE算法的I类、II类及总误差分别增加6.42%、3.83%、3.94%,扩大样地面积至500000 m<sup>2</sup>后,误差维持在较高水平,并呈现出一定波动。误差增长的主要原因是大尺度范围内点云噪声累积增强、密度分布不均及局部采集稀疏,进而降低点云过滤精度<sup>[28]</sup>。

##### 3.2.2 地形坡度对于地面点提取的影响

在地形坡度方面,随机选取坡度为10°~65°的17个样地,结果显示,误差随坡度增大呈非线性上升趋势(图9)。在缓坡(<20°)条件下,SDFGE算法3类误差均不超过10%,当坡度从20°增至60°时,I类、II类与总误差分别增加5.66%、8.72%、7.21%。平均地形坡度每增加10°,I类误差增加2.02%,II类误差增加2.69%,总误差增加1.59%。陡坡区域光学影像匹配精度下降,SfM点云中有效地面点减少,是误差增大的主要原因。李豆等<sup>[29]</sup>研究指出,I类误差对坡度变化更为敏感,滤波算法倾向于将陡峭区域整体误判为非地面点,导致I类误差迅速上升,进一步验证地形坡度是影响SfM点云滤波精度的关键因素。

##### 3.2.3 植被覆盖度对于地面点提取的影响

在植被覆盖度方面,选取覆盖度为1%~100%的19个样

地进行分析,表明点云滤波误差随植被覆盖度升高而显著增加,呈非线性特征(图 10)。覆盖度低于 50%,误差呈缓慢增长趋势。就 SDFGE 算法而言,平均植被覆盖度增加 10%,I 类、II 类和总误差分别增加 0.89%、1.10%、1.04%。当覆盖度从 50% 增至 60%,滤波误差显著上升,I 类、II 类和

总误差分别增加 4.71%、6.92%、6.88%。主要原因是光学影像匹配精度受植被遮挡影响显著,导致点云密度和点云质量显著下降<sup>[6]</sup>,滤波误差急剧增加。雷秋佳等<sup>[30]</sup>研究指出,误差的空间分布受地物覆盖类型的显著影响,在森林覆盖区域,高程误差明显高于居民地区域。

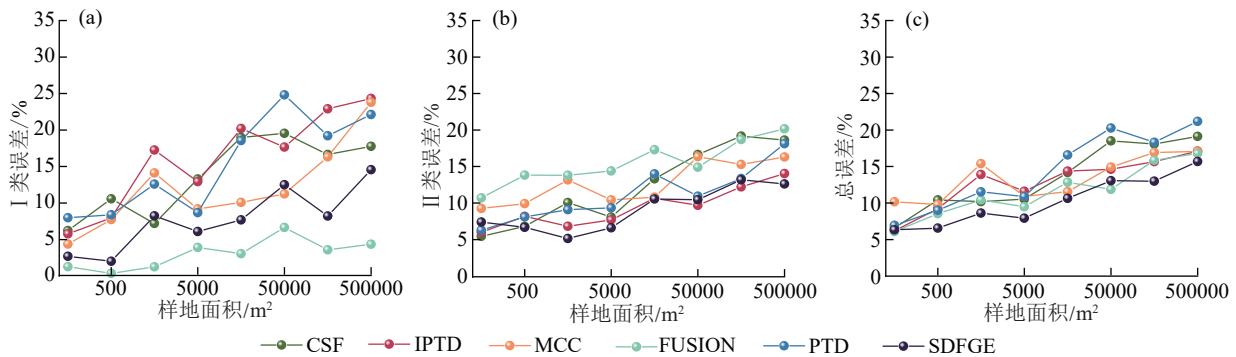


图 8 不同样地尺度下点云过滤误差

Fig. 8 Error assessment of point cloud filtering at different plot scales

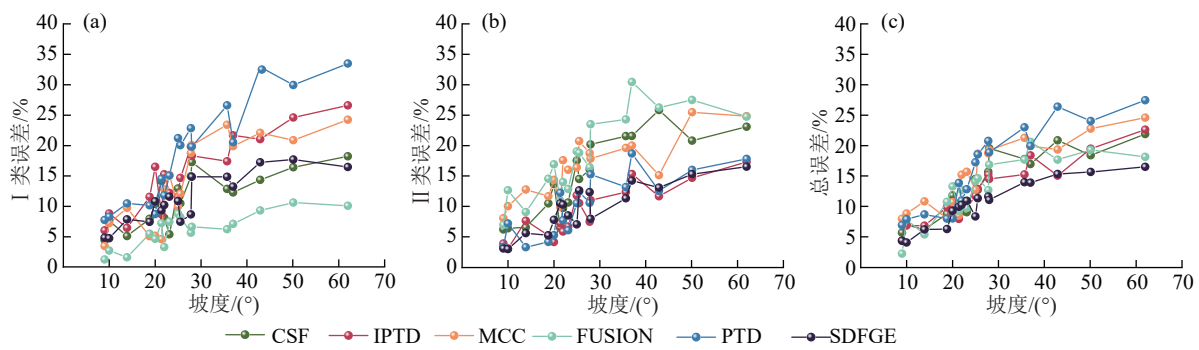


图 9 不同坡度下点云过滤误差

Fig. 9 Error assessment of point cloud filtering under different slope gradients

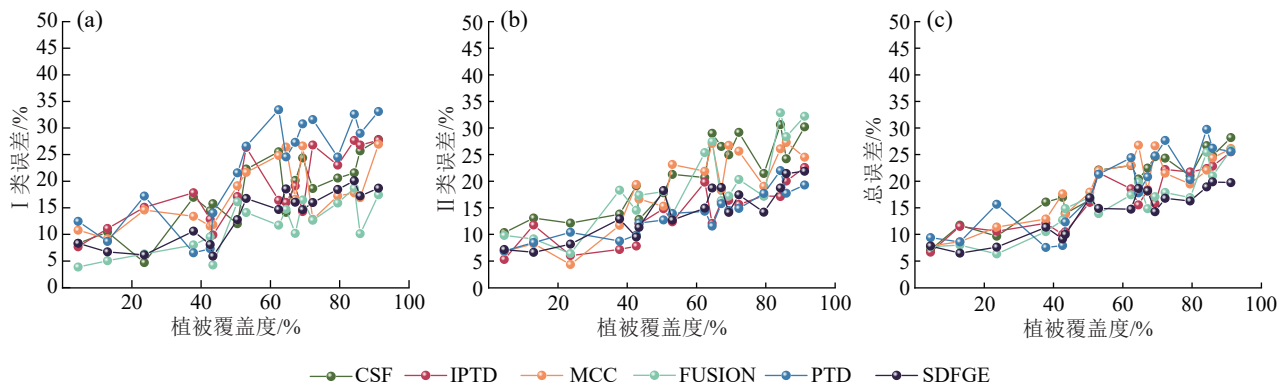


图 10 不同植被覆盖度下点云过滤误差

Fig. 10 Error assessment of point cloud filtering under different vegetation coverage levels

3.2.4 点密度对于地面点提取的影响 在点云密度方面,通过对点云数据进行抽稀处理,构建从 19.89 降至 0.10 点/m<sup>2</sup>的多个密度等级,分析其对滤波精度的影响。由图 11 可知,当点云密度 > 10 点/m<sup>2</sup> 时,误差随密度降低缓慢上升;而密度降至 10 点/m<sup>2</sup> 以下后,误差显著扩大。当密度从 11.93 降至 4.01 点/m<sup>2</sup> 时,SDFGE 算法的 3 类误差分别增加 6.87%、3.91%、4.71%,但即

便密度降至 5 点/m<sup>2</sup> 以下,SDFGE 仍能将误差控制在 15% 以内,表现出较强的稳定性。密度过低导致特征点缺失、地形细节表达不足,是误差快速增大的主因。与贝祎轩等<sup>[31]</sup>研究结果一致,当点云密度较低时,难以准确描述复杂地形,导致 DEM 构建精度明显下降。因此,实际应用中应尽量保证点云密度以提高点云过滤与地形重建的精度。

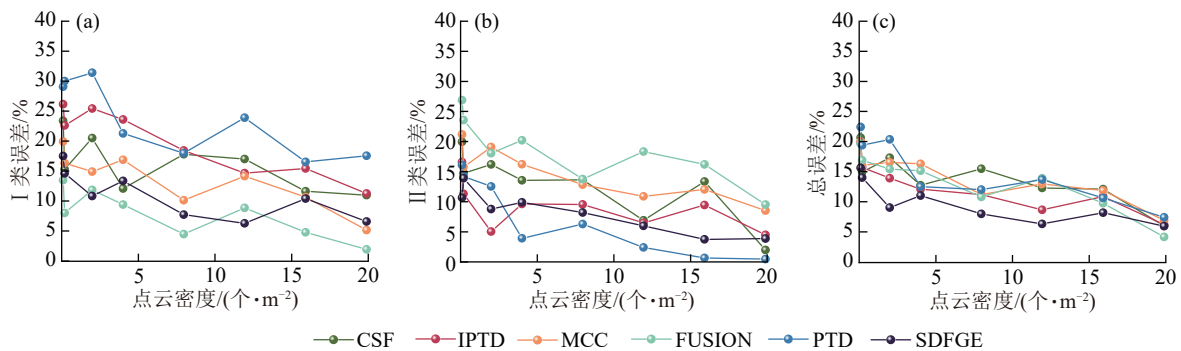


图 11 不同点云密度下点云过滤误差

Fig. 11 Error assessment of point cloud filtering under different point cloud densities

## 4 结论

1) 本研究提出的 SDFGE 算法可实现大尺度地面点的高精度提取。点云滤波的 3 类误差分别为 13.68%、12.92%、13.40%；构建 DEM 的平均误差为 0.56 m，标准差为 1.57 m，基于该 DEM 提取的树高平均误差为 0.17 m，均方根误差为 0.64 m。

2) 该算法是基于 CSF 算法提出优化后的点云过滤算法，点云过滤结果的 3 类误差分别比 CSF 算法降低 1.16%、6.02%、2.79%。构建 DEM 的平均误差比 CSF 算法降低 23.29%；标准差为 6 类测试算法中最低，比 CSF 算法降低 13.26%。在树高提取方面，SDFGE 的平均绝对误差和均方根误差均为最低，能够兼顾非地面点去除精度与高质量的 DEM 构建。

3) 研究揭示样地尺度、地形坡度、植被覆盖度和点云密度等因素对滤波精度的显著影响。尽管 SDFGE 算法在复杂地形下整体表现良好，但在坡度  $>60^\circ$  或植被覆盖度  $>50\%$  的区域仍存在误差偏高问题。未来需要进一步优化算法的自适应性，并引入机器学习方法，以提升其在复杂环境下的提取精度和适用性。

### 参考文献：

[1] 熊礼阳, 汤国安, 杨昕, 等. 面向地貌学本源的数字地形分析研究进展与展望[J]. 地理学报, 2021, 76(3): 595-611.  
XIONG L Y, TANG G A, YANG X, et al. Geomorphology-oriented digital terrain analysis: Progress and perspectives[J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(3): 595-611.

[2] 李朋飞, 李豆, 胡晋飞, 等. 机载 LiDAR 监测黄土高原土壤侵蚀的能力评估[J]. 测绘学报, 2023, 52(8): 1342-1354.  
LI P F, LI D, HU J F, et al. Assessing the ability of airborne LiDAR to monitor soil erosion on the Chinese Loess Plateau [J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica, 2023, 52(8): 1342-1354.

[3] 周毅阳, 代文, 王春, 等. 数字高程模型空间分辨率对精

细尺度地形变化检测的影响[J]. 山地学报, 2023, 41(3): 446-458.

ZHOU Y Y, DAI W, WANG C, et al. Spatial resolution of digital elevation models on fine-scale topographic change detection [J]. Mountain Research, 2023, 41(3): 446-458.

[4] 刘益麟, 李朋飞, 李豆, 等. 基于 UAV-SfM 方法的黄土高原砂岩区侵蚀监测算法比较[J]. 水土保持学报, 2024, 38(3): 91-100.

LIU Y L, LI P F, LI D, et al. Comparison of erosion monitoring methods in the pisha sandstone areas of the Chinese Loess Plateau based on UAV-SfM data [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(3): 91-100.

[5] 惠振阳, 程朋根, 官云兰, 等. 机载 LiDAR 点云滤波综述[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 7-15.

HUI Z Y, CHENG P G, GUAN Y L, et al. Review on airborne LiDAR point cloud filtering [J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 7-15.

[6] ANDERS N, VALENTE J, MASSELINK R, et al. Comparing filtering techniques for removing vegetation from UAV-based photogrammetric point clouds [J]. Drones, 2019, 3(3): e61.

[7] ZEYBEK M, ŞANLIOĞLUİ. Point cloud filtering on UAV based point cloud [J]. Measurement, 2019, 133: 99-111.

[8] 邹正, 邹进贵, 胡海洋. 不同机载 LiDAR 点云滤波算法对比分析[J]. 测绘地理信息, 2021, 46(5): 52-56.

ZOU Z, ZOU J G, HU H Y. Comparative analysis on different airborne LiDAR point cloud filtering algorithms [J]. Journal of Geomatics, 2021, 46(5): 52-56.

[9] CHEN C F, GUO J J, WU H M, et al. Performance comparison of filtering algorithms for high-density airborne LiDAR point clouds over complex landscapes [J]. Remote Sensing, 2021, 13(14): e2663.

[10] 刘金成, 郭义军, 曾嘉, 等. 基于树冠最高点和地面树干中心的森林影像点云配准方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(15): 127-134.

- LIU J C, GUO Y J, ZENG J, et al. Forest point cloud registration using the tree top and the ground-level tree center[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(15):127-134.
- [11] ŠTRONER M, URBAN R, LIDMILA M, et al. Vegetation filtering of a steep rugged terrain: The performance of standard algorithms and a newly proposed workflow on an example of a railway ledge[J]. Remote Sensing, 2021, 13(15):e3050.
- [12] ENWRIGHT N M, KRANENBURG C J, PATTON B A, et al. Developing bare-earth digital elevation models from structure-from-motion data on barrier islands[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 180:269-282.
- [13] SERIFOGLU YILMAZ C, YILMAZ V, GÜNGÖR O. Investigating the performances of commercial and non-commercial software for ground filtering of UAV-based point clouds[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(15-16):5016-5042.
- [14] LIAO J H, ZHOU J X, YANG W T. Comparing LiDAR and SfM digital surface models for three land cover types[J]. Open Geosciences, 2021, 13(1):497-504.
- [15] ZHAO X Q, SU Y J, LI W K, et al. A comparison of LiDAR filtering algorithms in vegetated mountain areas[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2018, 44(4):287-298.
- [16] ZHANG W M, QI J B, WAN P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6):e501.
- [17] GAO F, LIU Y, SHI P B, et al. Dual-scale point cloud completion network based on high-frequency feature fusion[J]. Image and Vision Computing, 2023, 139:e104818.
- [18] 詹志谦, 胡孟琦, 满益云. 多尺度区域生长点云滤波地表拟合法[J]. 测绘学报, 2020, 49(6):757-766.
- ZHAN Z Q, HU M Q, MAN Y Y. Multi-scale region growing point cloud filtering method based on surface fitting[J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica, 2020, 49(6):757-766.
- [19] 张慧春, 周丽雯, 边黎明. 基于 TLS 点云骨架提取的杨树苗木干旱表型特征分析[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3):188-197.
- ZHANG H C, ZHOU L W, BIAN L M. Analysis of drought phenotypic characteristics of poplar seedlings based on TLS point cloud skeleton extraction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3):188-197.
- [20] 崔杰瑞, 普运伟, 夏炎, 等. 基于深度全局信息融合的复杂山区机载点云滤波[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(18):228-237.
- CUI J R, PU Y W, XIA Y, et al. Airborne laser point-cloud filtering in complex mountainous terrain utilizing deep global information fusion[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2024, 61(18):228-237.
- [21] EVANS J S, HUDAK A T. A multiscale curvature algorithm for classifying discrete return LiDAR in forested environments[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(4):1029-1038.
- [22] ZHAO X Q, GUO Q H, SU Y J, et al. Improved progressive TIN densification filtering algorithm for airborne LiDAR data in forested areas[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 117:79-91.
- [23] KRAUS K, PFEIFER N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, 53(4):193-203.
- [24] CRESPO-PEREMARCH P, TORRALBA J, CARBONELL-RIVERA J P, et al. Comparing the generation of DTM in a forest ecosystem using TLS, ALS and UAV-DAP, and different software tools[C]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, XLIII-B3-2020:575-582.
- [25] 徐旺, 官云兰, 张钊, 等. 结合薄板样条插值的机载 LiDAR 渐进形态学滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(10):412-421.
- XU W, GUAN Y L, ZHANG Z, et al. Progressive morphological filtering algorithm combined with thin-plate spline interpolation for airborne LiDAR[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2022, 59(10):412-421.
- [26] 毛冬海, 李守军, 王锋, 等. LiDAR 测量点云融合影像的分块滤波方法[J]. 测绘通报, 2021(10):67-72.
- MAO D H, LI S J, WANG F, et al. Block filtering method for LiDAR point cloud fusion image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(10):67-72.
- [27] 马金超, 郭振, 许昊, 等. 森林结构复杂度对单木分割精度的影响: 以田横岛为例[J]. 生态学报, 2024, 44(11):4770-4781.
- MA J C, GUO Z, XU H, et al. Effect of forest structure complexity on single wood segmentation accuracy: A case study of Tianheng Island[J]. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(11):4770-4781.
- [28] 汤伏全, 杨倩. 西部黄土高原矿区采煤沉陷多源遥感监测技术进展与展望[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(12):9-26.
- TANG F Q, YANG Q. Progress and prospects of multi-source remote sensing monitoring technology for coal mining subsidence in mining areas of the western Loess Plateau[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(12):9-26.