

# 顾及地形特征和边界防收缩的机载 LiDAR 地面点云聚类简化方法

武慧明<sup>1,2</sup>, 陈传法<sup>1,2</sup>, 孙延宁<sup>3</sup>, 郭娇娇<sup>1,2</sup>, 贝祎轩<sup>1,2</sup>

1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 青岛 266590;

2. 山东省基础地理信息与数字化技术重点实验室, 青岛 266590;

3. 山东省水利科学研究院, 济南 250101

**摘要:** 点云简化是海量机载 LiDAR 地面点云高效传输和多尺度应用的前提。针对目前地面点云简化方法存在复杂环境适用性差、地形细节特征丢失等问题, 本文提出了一种顾及地形特征和边界防收缩的机载 LiDAR 点云聚类简化算法。首先利用 K-means 算法将点云分割为初始点云簇, 然后依据各簇的地形复杂度再次对其细分, 接着借助点云法向量信息以及邻接簇间边缘点的高程差识别地形特征点, 最后通过保留目标区域的边界特征点防止原始点云边界收缩。此外, 选取 6 组高密度机载 LiDAR 点云为数据源, 将本文方法与 7 种经典点云简化方法 (包括随机方法、体素格网方法、基于曲率的方法、最大 Z 容差方法、基于图的方法、基于多指标加权方法和基于迭代的简化方法) 进行比较分析。结果表明: 与其他传统方法相比, 本文方法生成的数字高程模型 (DEM) 的平均 RMSE 至少降低了 12.1%, 平均 MAE 至少降低了 9.6%, 其衍生品 (包括平均坡度和地形粗糙度) 与参考值也更为接近, 而且较好的保留了地形特征信息。

**关键词:** 遥感, 机载 LiDAR, 点云简化, K-means, 地形特征, 数字高程模型

**中图分类号:** P23/P2

**引用格式:** 武慧明, 陈传法, 孙延宁, 郭娇娇, 贝祎轩. 2025. 顾及地形特征和边界防收缩的机载 LiDAR 地面点云聚类简化方法. 遥感学报, 29(1): 314-328

Wu H M, Chen C F, Sun Y N, Guo J J and Bei Y X. 2025. Airborne LiDAR point cloud clustering simplification algorithm considering terrain features and boundary protection against contraction. National Remote Sensing Bulletin, 29(1): 314-328 [DOI: 10.11834/jrs.20233032]

## 1 引言

精准有效的三维时空信息是新型基础设施建设、实景三维中国建设、自然资源管理与监测等国家重大需求不可或缺的重要支撑 (杨必胜等, 2022)。近年来, 多种对地观测技术的创新发展提升了全空间和全时域的感知能力 (廖小罕, 2021), 尤其是以机载激光雷达技术 (LiDAR) 为代表的三维点云数据获取手段, 为智能化测绘提供了一种全新技术。高质量、精细化的点云数据能准确地表达自然地表的多种空间要素, 然而, 机载 LiDAR 系统获取具有空间信息和属性信息的地面点时, 一般按照复杂地形区对点密度需求设计数

据采集规范 (Brasington 等, 2012; Montreuil 等, 2013), 使得获取的地面点云在其他平坦地形区容易出现过度冗余, 严重制约地形信息的存储、传输和分析效率。因此, 如何实现高复杂性、多态性的海量地面点云自动化、智能化精简, 满足地学分析对高精度、高效率的需求成为迫切攻关的难题。

目前, 已有研究围绕点云简化进行了深入研究, 本文根据现主流方法的工作原理将其分为以下 7 类: 随机下采样法、体素格网下采样法 (Pomerleau 等, 2013)、曲率采样法 (李金涛等, 2019, Benhabiles 等, 2013)、基于聚类的方法 (Yu 等, 2010; Shi 等, 2011, 2022; 常俊飞等, 2018)、

收稿日期: 2023-02-09; 预印本: 2023-07-31

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42271438); 山东省自然科学基金 (编号: ZR2024MD040)

第一作者简介: 武慧明, 研究方向为点云智能处理。E-mail: 202083020088@sdust.edu.cn

通信作者简介: 陈传法, 研究方向为点云智能处理、遥感信息提取与应用、时空大数据挖掘、DEM。E-mail: chencf@sdust.edu.cn

基于图的方法 (Chen等, 2018; Qi等, 2019)、减点法 (Lee, 1991; Oryspayev等, 2012; Campos等, 2020; 李少卿等, 2021) 和加点法 (Chang, 2008; Chen等, 2015a, 2015b; Fan和Atkinson, 2019)。

随机下采样法以随机的方式选取一定数量的采样点, 而体素格网下采样法利用原始点云构造三维体素栅格, 并将每个体素点集的质心作为该体素的采样点。上述2种算法原理简单、计算效率高, 但简化结果仅降低了点云密度, 难以准确表达地形特征结构。

曲率采样法 (李金涛等, 2019; Benhabiles等, 2013) 通过计算每个点云曲率值, 将小于预设曲率阈值的冗余点剔除, 实现点云的简化。该方法考虑了地形局部的曲率变化, 并未顾及全局特征, 在平坦区易出现数据空洞, 进而带来地形细节信息丢失。

基于聚类方法主要思想为利用聚类分析方法对点云进行分组, 以该点云簇的质心或其中的关键点来代表点云集, 进而达到聚类简化的目的。如基于K-means的自适应简化方法 (Shi等, 2022), 以最大法向量偏差作为簇是否进行迭代细分的度量指标, 将点云簇不断细分为一系列子簇。考虑到迭代细分所导致的局部点云过度冗余问题, 该方法在迭代聚类后提出多种条件来约束点云的密集程度, 但其仅利用法向量偏差衡量点云的重要性, 应对具有多态性、复杂性的地面点云仍有待检验。

近年来, 一些研究尝试使用图结构研究点云简化问题。Chen等 (2018) 等首次提出了基于特征提取的重采样框架, 通过图结构信号来量化点云简化所导致的误差。随后, Qi等 (2019) 等提出了基于Laplace图的特征保持和一致性可控的点云简化方法, 该方法量化了特征损失和密度均匀性损失, 并利用求解优化器解决二者的平衡问题。然而, 优化器的求解过程极为耗时, 降低了该方法在大规模点云场景的适用性。

尽管当前已有大量的点云简化方法, 但针对地面点云进行简化的研究较少, 其中, 具有代表性的方法为减点法和加点法。该类方法主要通过迭代对比每个点的重要程度, 并综合考虑局部起伏和全局地形信息实现地面点云的精简。减点法主要通过点删除 (Lee, 1991; Oryspayev等, 2012; Campos等, 2020)、边折叠 (李少卿等, 2021) 和

三角形删除的方式简化点云。例如, Lee (1991) 等通过对所有点云构建TIN, 逐次从三角网中剔除差值较小的点。该方法性能较好, 但计算效率低下, 不适用于数据量巨大的点云。针对加点法的研究中, 最大Z容差法 (Max-Z) (Chang, 2008) 将关键点的选取作为优化问题进行处理, 通过评估点云原始高程与其TIN表面高程的差值动态选取重要点。该方法顾及了全局地形特征, 但易丢失河网特征处的形状和拓扑关系, 易导致地形细节信息丢失。Chen等 (2015a) 提出了基于贪心的多面函数 (MQ) 方法, 该方法首先选择地形中的初始关键点进行插值, 然后迭代对比候选点集与MQ生成的参考面高程差来评估各点重要性。该方法利用非线性插值方法提高了参考面的插值精度, 但降低了选取关键点的计算效率。为此, Chen等 (2015b) 利用薄板样条 (TPS) 插值方法选取地形关键点, 相比于基于贪心的MQ方法, 该方法的简化效率有所提升, 同时也较好地保持了地形中的河网特征, 但对地形特征提取算法的可靠性依赖程度较高。Fan和Atkinson (2019) 提出了一种由粗到精的点云精简方法, 其主要通过区分局部地形复杂度以生成数据密度随地形表面复杂度变化的细化点云。该方法忽略了地形特征点影响, 易出现地形失真问题。综上所述, 减点法和加点法主要通过迭代删除原始地面点云中的冗余点或保留关键点实现地面点云精简, 然而这一过程严重依赖于插值方法的计算精度, 且易丢失局部地形细节特征。

因此, 针对上述问题, 本文充分考虑地面场景下的点云特性, 提出一种顾及地形特征和边界防收缩的机载LiDAR点云聚类简化算法。该方法基于地形位置指数量化地形复杂度, 并融入地形断裂线特征和点云边界的完整性考量, 构建了顾及地形特征的聚类、断裂特征点识别和边界保持机制, 采用不同地形特征区的6组高密度机载LiDAR点云作为数据源验证本文提出方法的精度和运行效率, 以期为地面点云处理与DEM建模提供有效的技术支持和解决方案。

## 2 算法构建

本文算法的构建主要包括以下3个步骤: (1) 顾及地形复杂度的点云聚类; (2) 顾及地形断裂线的地形特征点识别; (3) 基于二维道格拉斯—普

克 (DP) 算法的研究区边界特征点捕捉。具体而言, 以原始点云滤波后获取的地面点云为输入数据, 首先使用 K-means 算法分割点云生成点云簇, 然后依据点云簇地形复杂度将其进一步细分, 接着利用不同地形特征 (如山脊、山谷、陡崖) 的几何特性查找点云簇内地形特征点, 最后基于 DP 捕捉点云边界特征点, 防止原始点云边界收缩。

## 2.1 顾及地形复杂度的点云聚类

传统的基于三维体素栅格的点云简化方法将点云数据划分为大小均等的体素, 并选取体素内一点代替体素内所有点云。该方法尽管运算效率较高, 但容易造成地形特征区精度损失。针对该问题, 本文提出了一种顾及地形复杂度的点云聚类方法 (图 1): 首先使用 K-means (Lloyd, 1982) 将点云划分为多个点云簇, 然后基于点云簇的地形复杂度将各簇再次细分为更多的子簇。其中, 点云簇的复杂度越高, 对应的子簇数量就越多, 由此用关键点代替子簇后保留的点也越多。该方法具体步骤为

(1) 初始簇划分。利用 K-means 算法划分原始点云数据, 首次聚类点云簇个数  $k_{\text{first}}$  计算公式如下:

$$k_{\text{first}} = \lceil m \times t_{\text{scale}} \rceil t_{\text{scale}} \in (0, 1) \quad (1)$$

式中,  $\lceil \cdot \rceil$  为向上取整符号,  $m$  为简化点云个数,  $t_{\text{scale}}$  为点云簇细分比例, 一般取 0.5。

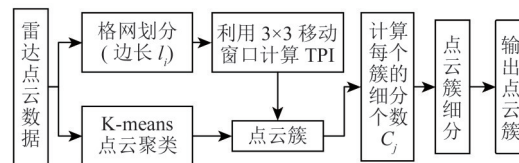


图 1 基于地形复杂度的点云聚类流程图

Fig. 1 Point cloud clustering flow chart based on terrain complexity

(2) 地形复杂度计算。为了刻画每个点云簇覆盖的地形复杂度, 本文从栅格化点云中计算地形位置指数 TPI (Topographic Position Index) (De Reu 等, 2013) 以描述该复杂度 (式 (2))。如图 2 所示, 与地形特征线相比 (图 2 (a)), TPI (图 2 (b)) 能够较好的描述地形特征信息 (如山脊线、山谷线等)。计算公式如下:

$$\text{TPI} = \left| Z_0 - \frac{1}{8} \sum_{i \in R} Z_i \right| R \in 1, 2, \dots, 8 \quad (2)$$

式中,  $Z_0$  表示当前格网的高程值,  $Z_i$  表示与当前格网邻近 (8 格网) 的第  $i$  个格网的高程值。

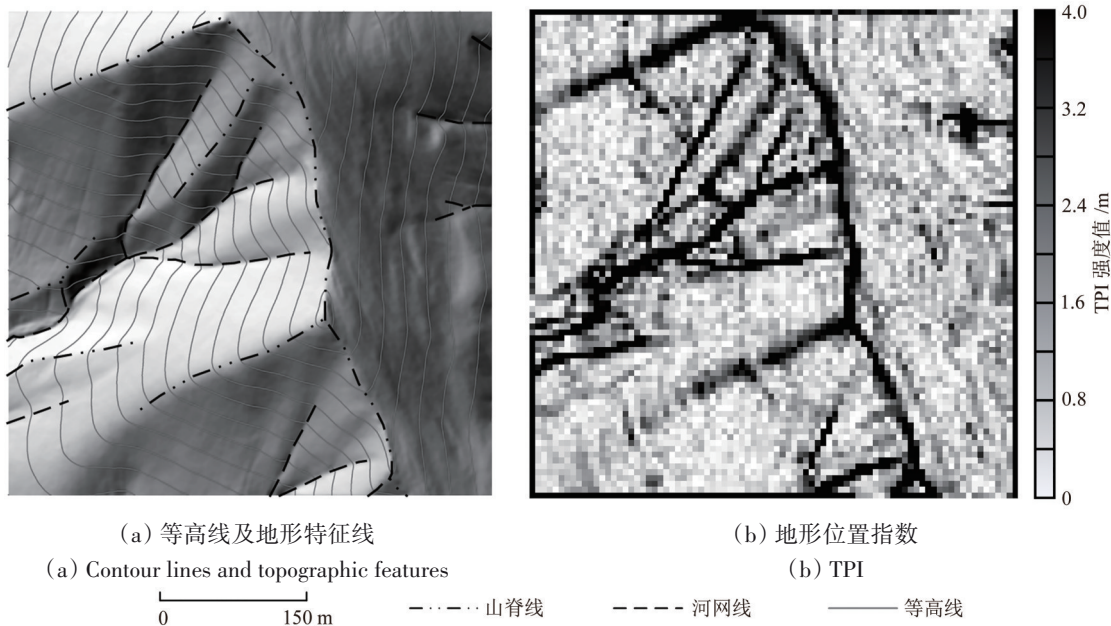


图 2 地形特征线与地形位置指数对比

Fig. 2 Topographic feature lines vs topographic position index

(3) 地形复杂度赋值点云簇。鉴于将点云栅格化计算 TPI 时会带来精度损失, 本文将每个点云簇所在的 TPI 网格点中的最大值赋予该点云簇

(图 3)。其中, TPI 值越大, 表示该点云簇所在的地形越复杂。



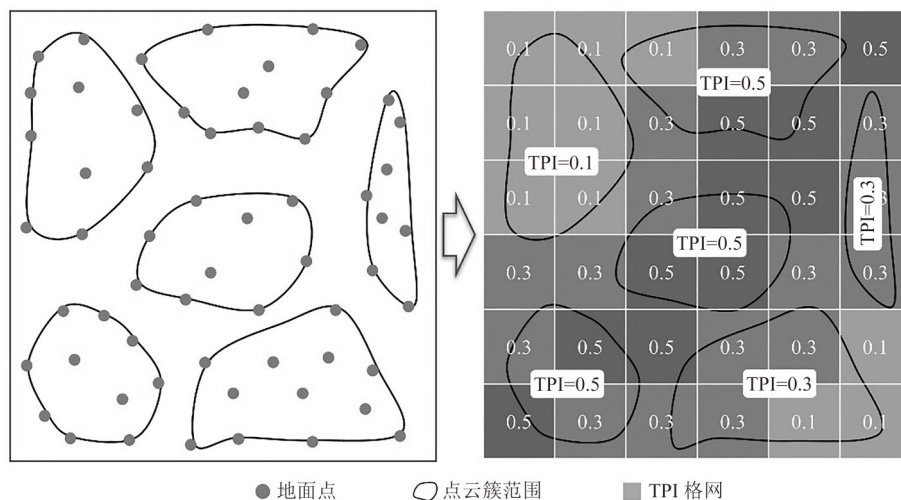


图3 TPI赋值点云簇

Fig. 3 TPI assigns values to point cloud clusters

(4) 点云簇细分。根据每个点云簇的地形复杂度（即TPI值）在所有点云簇中的占比，确定该簇再次细分数  $C$ ，并借助 K-means 完成子簇的划分。其中，第  $i$  个簇的再次细分个数  $C_i$  计算公式为

$$C_i = \left\lceil \frac{TPI_i}{\sum_{i=1}^{k_{\text{final}}} TPI_i} \times m \right\rceil \quad (3)$$

式中， $\lceil \cdot \rceil$  为向上取整符号， $TPI_i$  为第  $i$  个簇的 TPI 指数。TPI 越大，表明当前簇在所有簇中的比重越大，因而簇细分子簇数  $C_i$  越多，对应的子簇

质心点在地形复杂区更密集（图4）。

## 2.2 地形特征点识别

鉴于直接将簇质心作为点云簇的代表点容易导致地形特征丢失（Yu 等，2010；Shi 等，2011；常俊飞 等，2018），本文采用点云簇中的特征点代替质心点的策略来表征该点云簇。为此，根据地形特征线几何特性，本文提出了两种不同地形特征点识别方案，主要流程如图5所示。

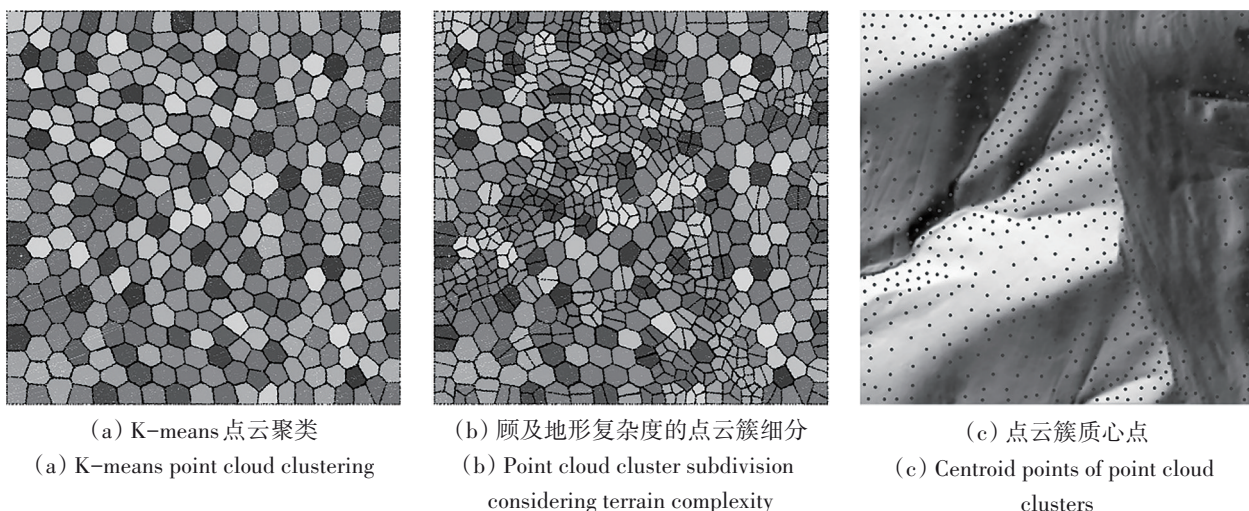


图4 顾及地形复杂度的点云聚类

Fig. 4 Point cloud clustering with the consideration of terrain complexity

### 2.2.1 法向量突变区地形特征点识别

对于山脊、山谷等地形，其特征点往往位于法向量突变处（图6）。因此，通过对比各簇内点

云法向量差异，可判断簇内是否存在法向量突变特征。法向量突变区特征点识别的具体步骤为：首先基于自适应邻域的主成分分析（PCA）方法

(Yang 和 Dong, 2013) 计算点云簇内所有点的法向信息, 再利用 K-means 方法依据法向量将点云簇分割为两类, 并计算两簇所代表曲面的法向夹角  $\theta_e$ 。若  $\theta_e < \text{阈值} \theta_{th}$ , 表明点云簇内法向量相近, 不存在法向量突变; 若  $\theta_e > \theta_{th}$ , 则将两簇的邻接点集标记为候选特征点集, 并将所有特征点中距离邻接点云簇质心最近的点作为该簇的特征点。

### 2.2.2 高程突变区地形特征点识别

在高程变化剧烈地形处 (如陡崖), 相邻点云间高程不连续。若利用点云三维坐标对高程突变区点云聚类, 高程差别较大点云会被分为不同点云簇, 所以地形特征点应位于各点云簇的边缘。因此, 可利用相邻簇间邻接边缘点的高程差异, 识别位于高程突变区的特征点。

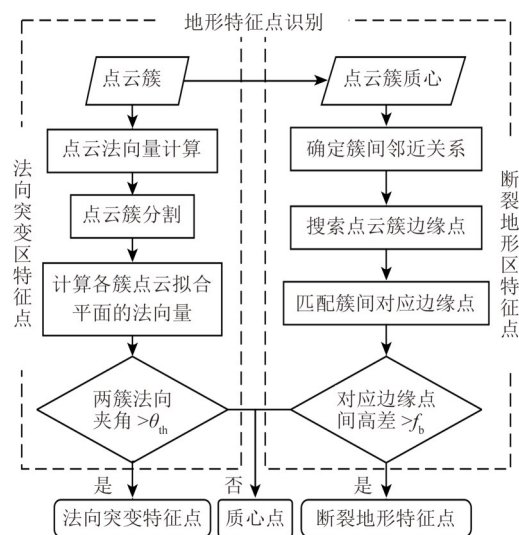


图5 地形特征点识别流程图

Fig. 5 Flow chart for terrain feature point identification

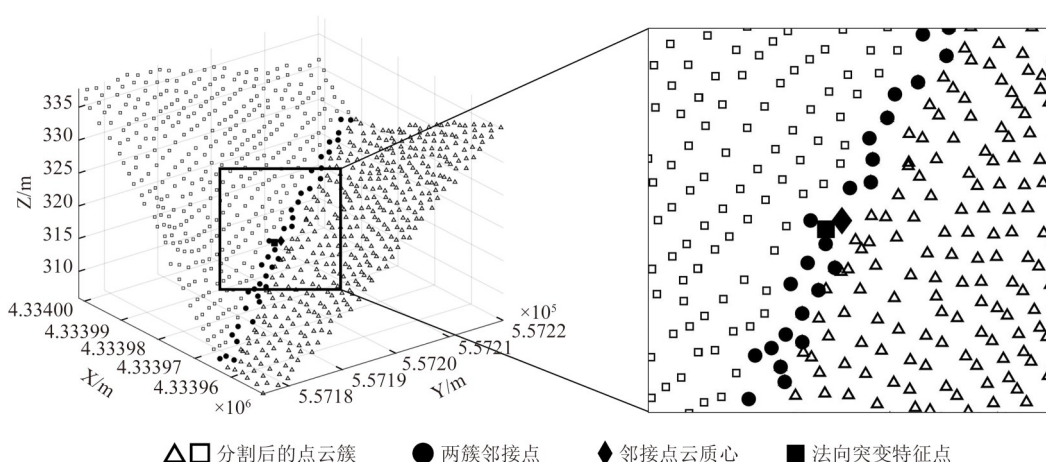


图6 法向量突变区地形特征点识别

Fig. 6 Identification of topographic feature points in normal vector mutation zones

基于该思路, 高程突变区地形特征点识别步骤为

- (1) 以簇质心为节点, 利用图 (graph) 结构描述所有点云簇邻接关系 (图 7 (a));
- (2) 利用  $\alpha$ -shape 方法找到每个点云簇的边缘点集 (图 7 (b));
- (3) 根据簇间的邻近关系, 逐点搜索点云簇边缘点与其近邻簇边缘点集的最近点, 最终点云簇的每个边缘点  $P_{ch}$  (图 7 (c)) 均匹配一个邻近簇的边缘点  $P_{nb}$  (图 7 (c));
- (4) 计算  $P_{nb}$  和  $P_{ch}$  两点间的高程差值  $d_i$ ; 若  $d_i$  均  $< \text{阈值} f_b$ , 则点云簇与其近邻簇不存在高程突变, 否则, 将  $d_i$  最大值所对应的  $P_{ch}$  点作为该簇的特征点。

### 2.2.3 其他区域点云簇代表点选择

若点云簇均不属于上述两种情况时, 表明点云簇所在区域较为平坦, 其代表点离质心越近, 对所在地形特征的特征能力越强。因此, 将点云簇内距离质心点最近的点作为该类簇的代表点。

### 2.3 区域边界特征点捕捉

一般而言, 基于聚类方法选取的特征点容易导致边界点云丢失, 进而使得原始点云边界收缩, 即简化点覆盖面积小于原始点云面积 (图 8)。因此, 本文基于二维道格拉斯-普克方法 (DP) (窦世卿等, 2016) 选择边界点中的关键点以防止面积收缩。方法具体步骤为

- (1) 提取点云数据的边界点云  $\{P_i | i=0, 1, \dots,$



$e\}$ ，并选择其中一点作为原点 ( $P_0$ )，沿逆时针方向将所有边界点集按其相邻关系排序，依据式 (4)

计算边界点集投影在二维坐标系中的位置 (图9)。

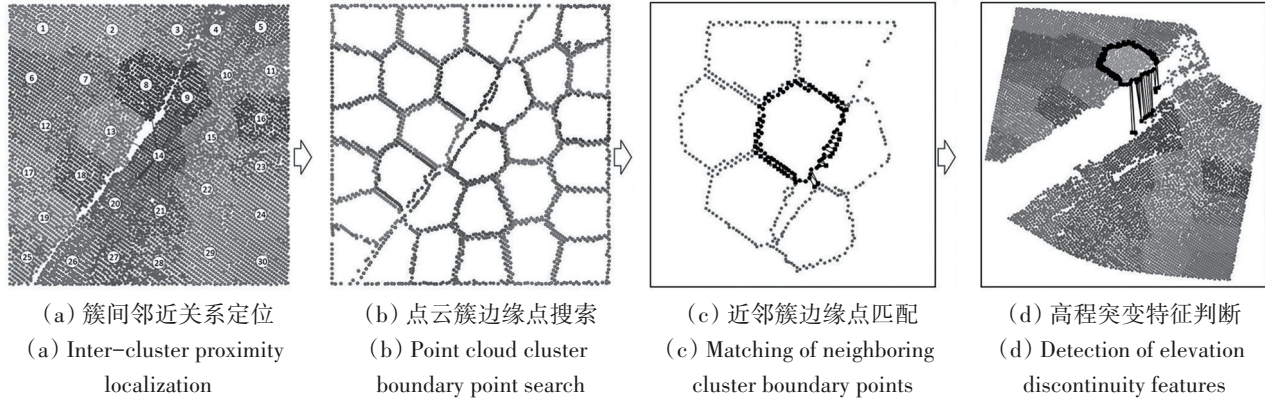


图7 高程突变区地形特征点识别

Fig. 7 Identification of topographic feature points in areas with an abrupt elevation change

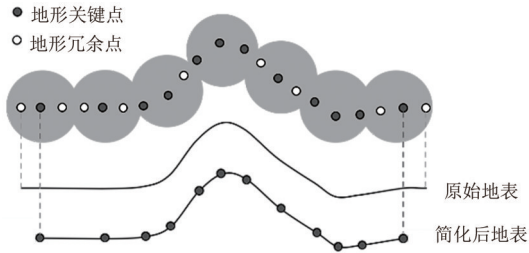


图8 聚类简化造成的地形边界缺失

Fig. 8 The loss of terrain boundary caused by clustering simplification

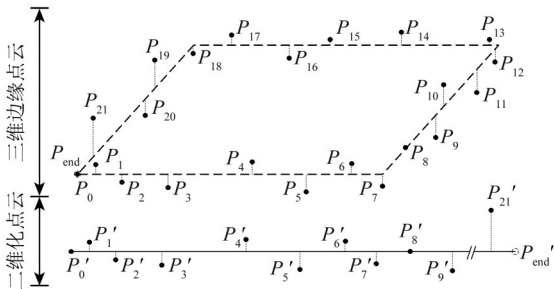


图9 边界点云的二维化

Fig. 9 Two dimensionalisation of the boundary point cloud

$$\begin{cases} X_{i+1} = X_i + \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2} \\ Y_{i+1} = z_{i+1} - z_1 \end{cases} \quad i = 0, 1, \dots, e \quad (4)$$

式中,  $X_i$  和  $Y_i$  为边界点在平面坐标中的位置, 且  $(X_0, Y_0) = (0, 0)$ 。

(2) 取原点  $P_0'$  和末端点  $P_{end}'$  作基线点, 计算所有边界点  $P_i'$  与基线的垂距, 找出最大值  $d_{max}$ 。若  $d_{max} < \text{预设高差 } d_{th}$ , 则将所有中间的边界点云删除, 仅保留基线两端点; 若  $d_{max} > d$ , 将  $d_{max}$  对应点标记为新基线点。

(3) 利用新基线点将投影点分为两部分, 并重复步骤 (2), 直到所有  $d_{max}$  均小于  $d_{th}$ 。

综上, 简化后的点云包含4种类型, 包括法向量突变处地形特征点、高程突变处地形特征点、地形平坦处点云簇质心点和研究区边界特征点。如图10所示, 山脊线、山谷线、高程突变处均存在简化点, 研究区边界的特征点云也被较好的保留, 由此表明精简后点云具有较好的地形特征保持能力, 以及可有效防止原始点云边界收缩。

### 3 研究区域与试验设计

#### 3.1 研究区域

本文采用不同地形特征区的6组高密度机载LiDAR点云为数据源验证本文方法的计算精度和计算效率, 主要地形特征包含山脊线、山谷线以及陡崖等 (图11)。由于原始机载LiDAR点云包含地面点与非地面点, 首先使用陈传法等 (2021) 提出的多尺度层次点云滤波方法和商业软件TerraSolid对其自动滤波和目视判别修正以准确提取地面点。其中, 6组地面点数据的统计信息如表1所示。

#### 3.2 验证试验设计及精度评价指标

为验证本文方法的高效性, 将其计算结果与7种点云简化方法比较。这7种方法包括随机方法 (Random), 体素格网方法 (VG)、基于图的方法 (FUS) (Qi等, 2019)、多指标加权方法 (MWS) (Shi等, 2022)、基于迭代的方法 (ICF) (Fan和

Atkinson, 2019)、曲率采样法 (Curvature) (李金涛 等, 2019) 和最大 Z 容差法 (Max-Z) (Chang, 2008)。该 8 种方法均采用保留相同简化点数的方式进行测试, 其中, 选取的简化点数分别设置为

地面点云总数的 0.1%、0.2%、0.4%、0.6%、0.8% 和 1.0%。测试采用的计算机硬件配置为 16 G 内存、4 核 2.1 GHz 的 AMD 处理器, 各算法均在 Windows 平台上采用 Matlab 语言编写实现。

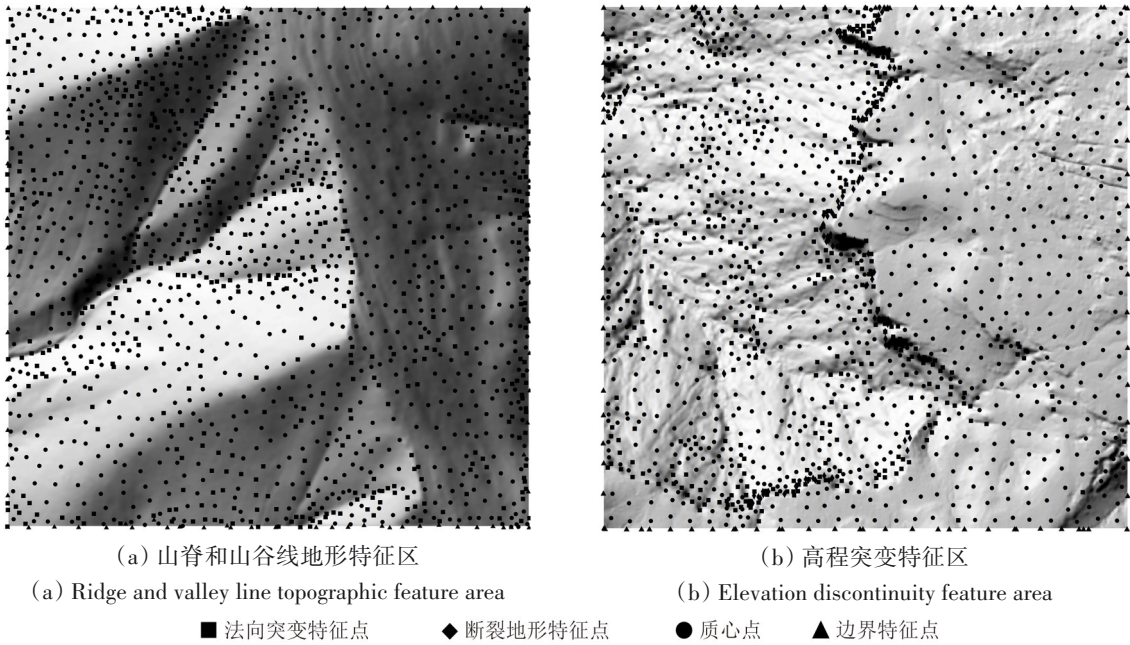


图 10 不同地形特征区简化点云分布  
Fig. 10 Distribution of simplified point cloud in different terrain feature areas

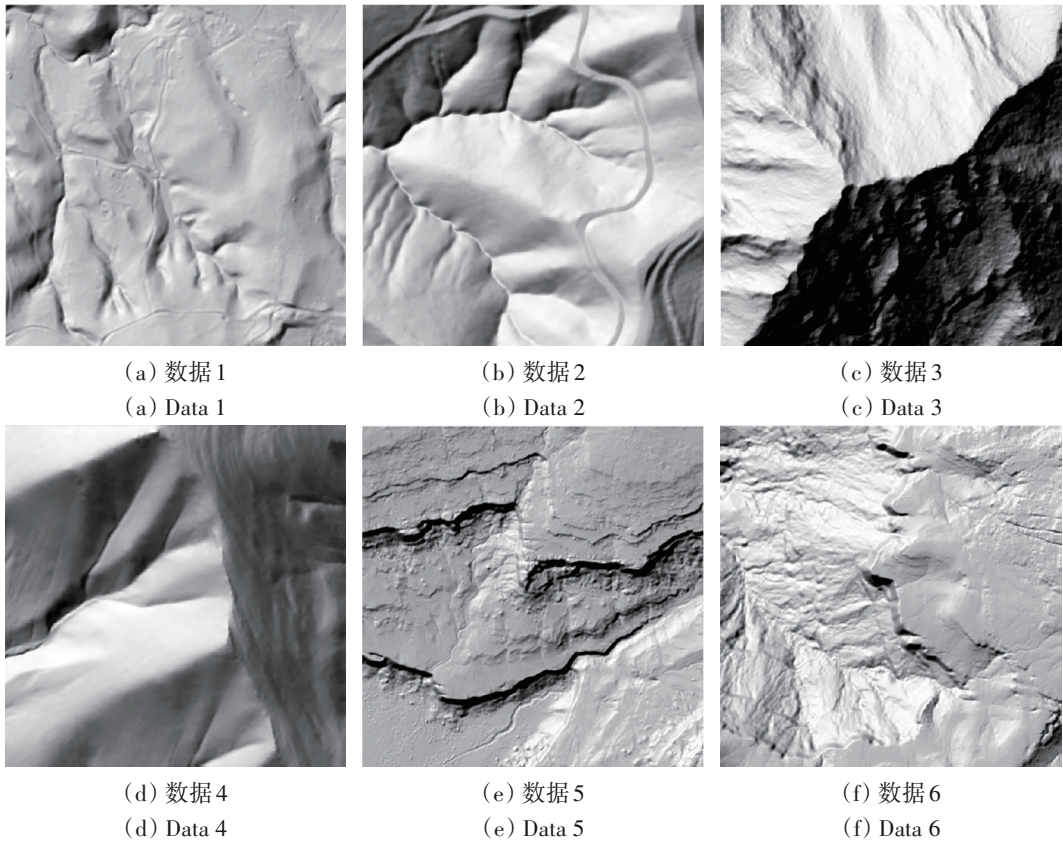


图 11 6 组数据的参考 DEM  
Fig. 11 Reference DEMs of the six datasets



表 1 6 组数据地形统计信息  
Table 1 Statistical information of the ground points in the six datasets

地形统计信息	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4	Data 5	Data 6
最小高程/m	219.29	319.06	793.41	282.50	1919.76	1468.00
最大高程/m	295.42	453.68	1077.29	522.97	2014.76	1704.48
平均高程/m	257.31	386.82	954.77	401.31	1969.47	1642.14
STD/m	15.87	30.74	60.48	52.06	26.76	54.77
平均坡度/(°)	14.13	28.52	41.83	32.62	13.76	24.68
地形粗糙度	1.04	1.16	1.39	1.20	1.09	1.19
点云数量	496284	285554	290574	902507	569104	914461
点密度/(pts/m <sup>2</sup> )	1.99	1.14	1.16	3.61	2.28	3.66
地形特征	平坦平原	河网特征	陡峭山脊	沟渠	地形不连续	陡崖

常用的点云简化方法通过计算原始模型与简化模型间的几何最大误差和平均误差定量评价点云简化方法的性能 (Shi 等, 2011; Lv 等, 2021), 但鉴于地面点云主要用于 DEM 建模 (Chang, 2008; Chen 等, 2015a, 2015b), 本文通过比较简化点云与原始地面点云生成 DEM 差异以验证各方法性能, 采用的精度指标包括均方根误差 (RMSE) (式 (5)) 和平均绝对误差 (MAE) (式 (6))。同时, 使用平均坡度 ( $\bar{S}$ ) (式 (7)) 和地形粗糙度 ( $K$ ) (式 (8)) 评估各方法对地形形态保持能力。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N (H_i - E_i)^2 / N} \quad (5)$$

$$MAE = \sum_{i=1}^N |H_i - E_i| / N \quad (6)$$

$$\bar{S} = \sum_{i=1}^N S_i \times A_i / \sum_{i=1}^N A_i \quad (7)$$

$$K = A/A_p = \sum_{i=1}^N A_i \sec S_i / \sum_{i=1}^N A_i \quad (8)$$

式中,  $H$  和  $E$  为基于原始地面点和简化点云所生成的 DEM 网格点高程,  $N$  为 DEM 网格数量,  $S$  为 DEM 网格的坡度,  $A$  为 DEM 网格的表面积,  $A_p$  为投影面积。本文所有 DEM 均由 ANUDEM 插值方法生成, 分辨率均为 1 m。

## 4 结果与分析

本文方法各参数设置准则为网格大小 ( $l$ ) 以能够提取主要地形特征为依据, 断裂高差阈值 ( $f_b$ ) 应大于最小地形断裂的高程差值, 法向偏差阈值 ( $\theta_{th}$ ) 应大于区域地形特征的法向差异, 边界高差阈值 ( $d_{th}$ ) 根据区域边界的起伏程度设置。

基于此, 本文方法处理 6 组数据所采用的参数集为  $l=4$  m、 $f_b=10$  m、 $\theta_{th}=30^\circ$ 、 $d_{th}=4$  m。

### 4.1 DEM 精度比较

在不同点云简化比例下, 8 种点云精简方法在各区域的 RMSE 和 MAE 结果见图 12。可见不管何种方法, 保留的简化点数越多, 生成的 DEM 精度越高, 即: RMSE 和 MAE 随简化率的增加而降低。整体而言, 本文方法的 RMSE 和 MAE 最低, VG、ICF、Random、Curvature 次之、MWS、FUS、Max-Z 最高。其中, VG 由于简化点云均匀分布, 表现相对较好, 而 ICF 与其类似, 使用网格划分的方式简化点云, 因而二者的表现较为相似。因此, 通过对比发现, 本文方法精度最好, 表现最为稳健, 特别是在 Data 1—Data 4, 其 RMSE 和 MAE 显著低于其他方法。这主要得益于该方法采用了顾及地形复杂度的点云聚类 and 法向突变区域特征点的识别, 在地形复杂区保留更多简化点的同时能识别区域内的地形特征点。在陡崖区 (Data 5 和 Data 6), 由于本文方法可识别断裂地形处的特征点, 其 RMSE 和 MAE 明显低于除 VG 以外的其他方法。

表 2 列出了各方法在不同简化比例条件下的平均误差。可见本文方法在各区域的平均 RMSE 和 MAE 均明显低于传统方法。其中, 本文方法对 6 组数据的平均 RMSE 较 Random、Curvature、FUS、MWS、ICF、VG 和 Max-Z 分别降低了 37.8%、44.1%、35.6%、51.7%、24.0%、12.1%、51.8%, 平均 MAE 分别降低了 28.5%、39.8%、56.6%、51.3%、25.5%、9.6%、52.2%。



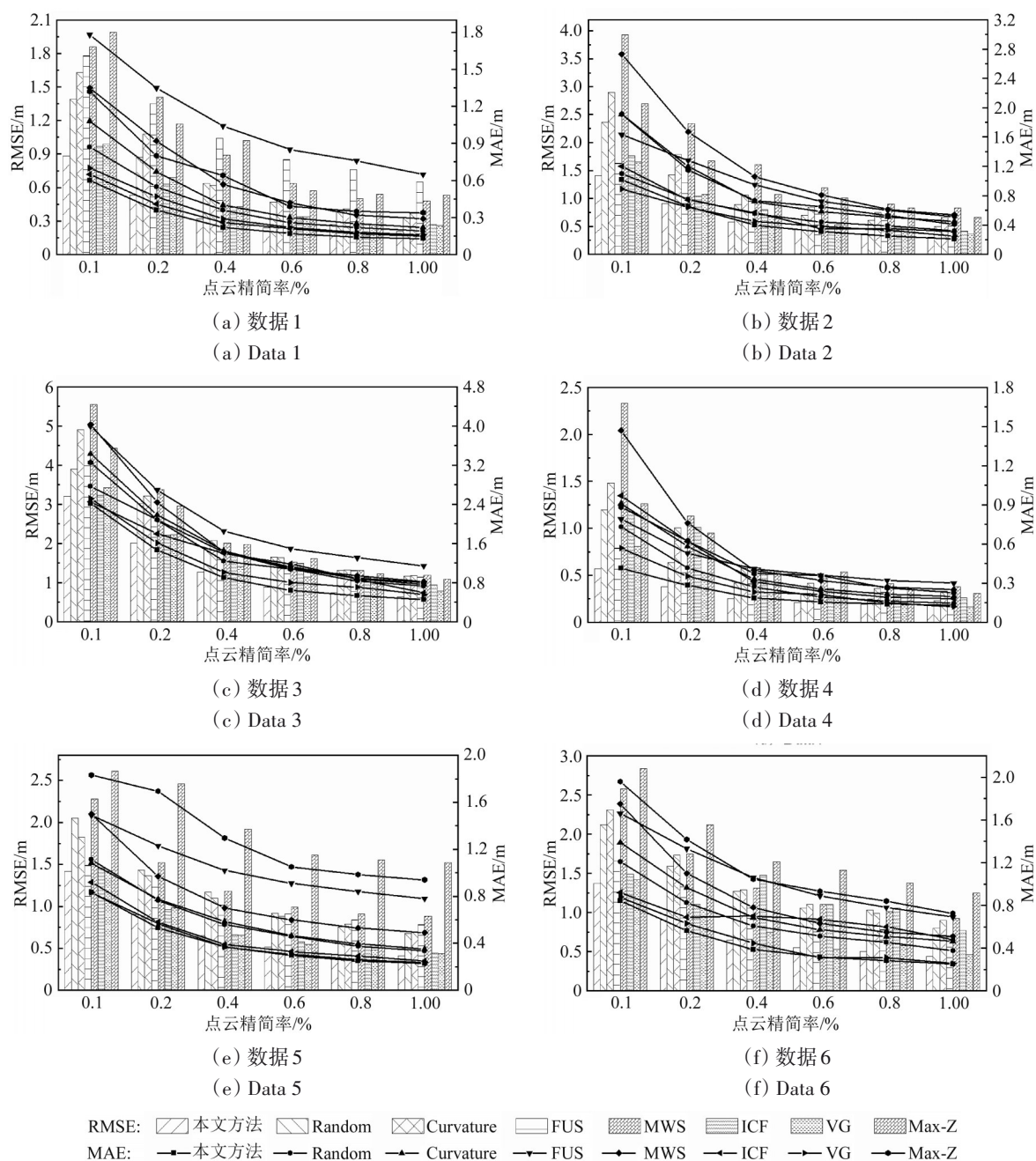


图 12 不同点云简化比例下不同组数据的 8 种简化方法 RMSE 和 MAE 比较

Fig. 12 Comparison of RMSE and MAE for eight simplification methods across different datasets at various point cloud simplification ratios

以 Data 2 为例, 对比了在 1% 点云精简率下, 8 种方法生成的 DEM 山体阴影图 (图 13)。可见: 8 种方法中, 本文方法表现最好, 其生成的河网线清晰, 区域左侧的部分支流和小路也较好地保留 (图 13 (b)); Random 和 VG 方法表现相近, 由于简化后的点云趋于均匀分布, 没有明显的空洞, 但由于没有捕捉地形特征的能力, 地形中的诸多细节被平滑, 如 Data 2 中左侧的部分支流和右侧的山路等特征丢失 (图 13 (c) 和 (h))。其中,

VG 生成的简化 DEM 在特征区域存在大量的块状凸起。对于 ICF 而言, 其局部的细节表现力强于 VG, 但其规则格网的简化方式使得其并不能贴合特征区域来保留特征点, 由粗到细的迭代过程也使得特征点易在局部冗余 (图 13 (g)); Curvature 方法的简化点云易在曲率较大区域聚集, 导致 DEM 在曲率较小的特征区域过度平滑 (图 13 (d)), 在 Data 2 左侧区域的河网特征线局部出现平滑; MWS、Max-Z 与 Curvature 类似, 也具有较

征点识别能力，但大量特征点在局部的不均匀聚集，使得其生成的 DEM 中河网线较为清晰，但整体与原始地形特征严重不符，在各区域均出现了严重的地形特征模糊（图 13（f）和（i））；FUS

方法则通过量化密度均匀性损失的方式，在地形边缘区域保留了较多的特征点，但其点云内部出现了简化点云分配不足所导致的地形失真问题（图 13（e））。

表 2 8 种简化方法对各实验区在不同简化比例下的平均 RMSE 和 MAE  
Table 2 Average RMSE and MAE of eight simplification methods for various experimental areas at different simplification ratios

/m								
精度指标	方法	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4	Data 5	Data 6	平均值
RMSE	本文方法	0.41	0.67	1.46	0.30	0.72	0.73	0.72
	Random	0.68	1.08	2.15	0.51	1.17	1.31	1.15
	Curvature	0.76	1.33	2.39	0.69	1.11	1.39	1.28
	FUS	1.07	0.95	2.08	0.45	1.05	1.07	1.11
	MWS	0.96	1.80	2.49	0.88	1.29	1.45	1.48
	ICF	0.48	0.83	1.79	0.61	0.77	1.17	0.94
	VG	0.50	0.79	1.66	0.38	0.75	0.80	0.81
	Max-Z	0.97	1.32	2.21	0.66	1.95	1.80	1.48
MAE	本文方法	0.27	0.48	1.07	0.22	0.42	0.44	0.48
	Random	0.41	0.59	1.45	0.32	0.60	0.66	0.67
	Curvature	0.49	0.90	1.63	0.42	0.61	0.76	0.80
	FUS	1.07	0.95	2.08	0.45	1.05	1.07	1.11
	MWS	0.65	1.24	1.79	0.58	0.80	0.89	0.99
	ICF	0.31	0.59	1.38	0.42	0.46	0.73	0.65
	VG	0.34	0.49	1.20	0.27	0.43	0.47	0.53
	Max-Z	0.64	0.90	1.60	0.45	1.30	1.15	1.01

整体而言，Max-Z、MWS、ICF 和 Curvature 这类方法能较好地捕捉特征点，但并未平衡非特征区域的简化点云分布，导致 DEM 严重平滑，而简化点云趋于均匀的 VG 和 Random 方法虽整体表现较好，但简化过程并未区分特征区与非特征区。本文提出的方法针对不同地形采取不同的简化策略，能兼顾全局的结构特征和局部的地形细节，较好地保留了 Data 2 中河网线的细节特征，而非特征区域所保留的简化点也并未造成的明显的地形失真。

4.2 平均坡度及地形粗糙度精度比较

图 14 展示了不同简化比例下，8 种方法的平均坡度和地形粗糙度。结果表明，具有特征点识别能力的方法（如：Max-Z、WMS、ICF 和 Curvature）的地形粗糙度和平均坡度比简化点均匀分布的方法（如：Random 和 VG）要更高，且更接近参考值。具有特征点识别能力的方法中，只有本文方法具有较好的鲁棒性，随着简化率的增加稳定趋向于

参考值，而其他方法（如 Max-Z 和 WMS）整体的趋势并不稳定（图 14（a）、（c）、（d）和（f））。FUS 方法在衡量特征损失和均匀度损失的过程，点云边界点被标记为极不均匀分布，因而简化点主要集中于边界，降低了内部点云的分配数量，使得该方法与 Random、VG 方法相近，大量的地形细节被平滑，使得 DEM 整体的地形粗糙度和平均坡度降低（图 14（a）、（b）和（c））。在 Data 5 和 Data 6 区域中（图 14（e）和（f））存在较为明显的断裂地形（陡崖等），本文方法和 Max-Z 明显优于其他方法。Max-Z 方法在迭代加点的过程中，将断裂地形处局部的极高点 and 极低点保留，并未考虑其周围的关键地形点，使得该方法的值均大于原始数据的参考值。本文方法以点云簇为单元，考虑了簇内法向量和簇间的邻接点的高程变化信息，能准确识别并保留地形特征关键点，且不会忽略特征地形向非特征地形过渡的关键地形点。总体而言，本文方法与原始地形的吻合程度更高，鲁棒性更强，表明其具有更好的地形保持能力。



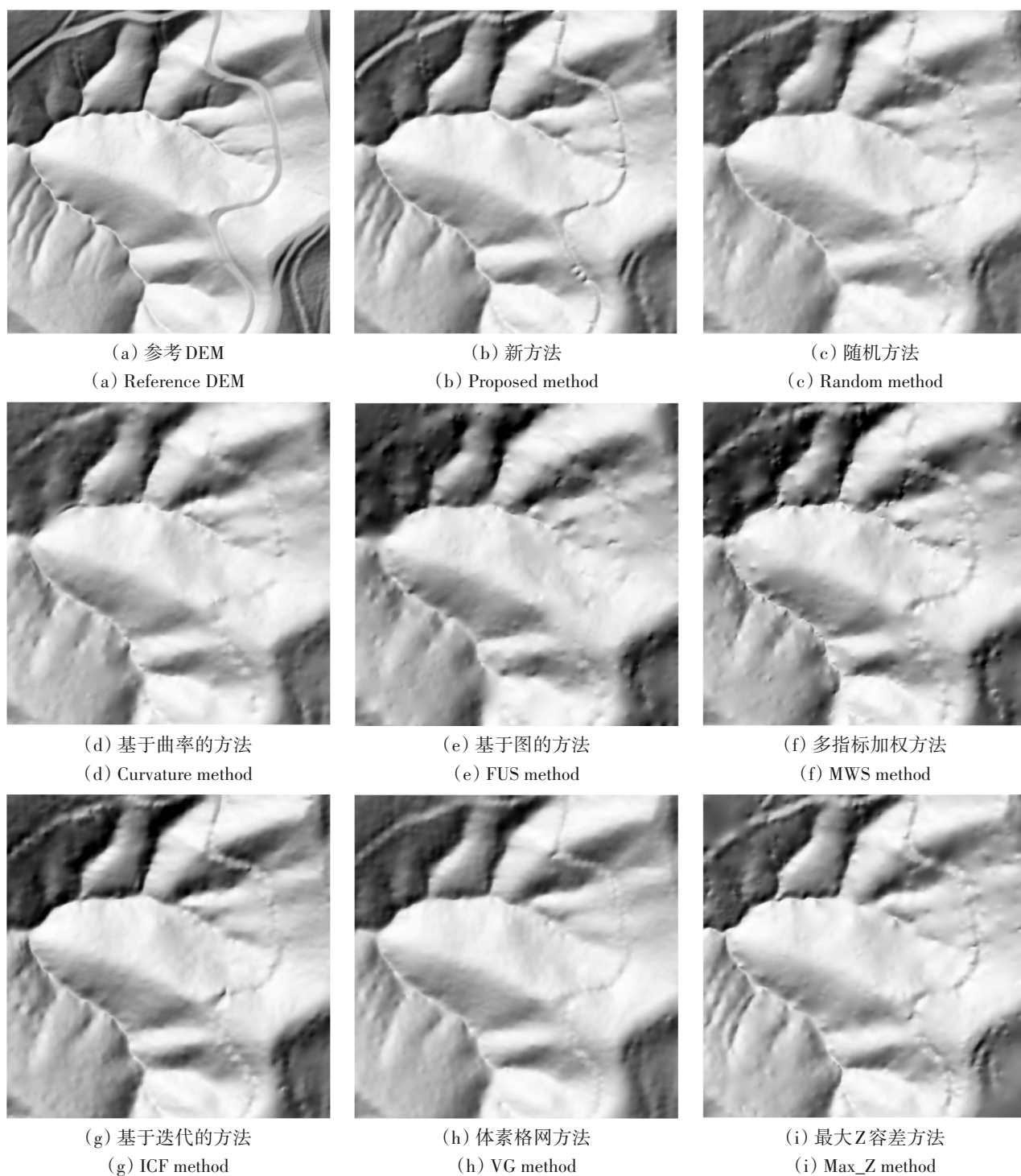


图13 8种方法在Data 2简化率为1%时的DEM对比

Fig. 13 Comparison of DEMs using eight methods at a Data 2 simplification rate of 1%

如表3所示, 本文方法平均坡度较Radom、Curvature、FUS、MWS、ICF和VG分别提升了2.3%、1.7%、2.1%、1.5%、1.4%、2.6%, 平均地形粗糙度分别提升了1.2%、0.9%、1.1%、0.6%、0.6%、1.0%, 其中, 本文方法在所有区域的平均坡度和平均地形粗糙度与真值较为接近, 仅次于Max-Z

方法, 表明其具有较强的地形特征保持能力。

#### 4.3 计算效率比较

此外, 本文还测试了8种方法的运行效率。如表4所示, Random和VG方法运行效率最高, Curvature和ICF次之。ICF方法由于采用简单格网划分点云来保留特征点, 其计算效率较快。FUS方

法利用求解优化器来平衡点云的特征损失和密度均匀性损失,求解过程极为耗时,运算效率与需要迭代构建TIN的Max-Z类似。其中最耗时的为MWS,这是因为该方法利用5种指标来量化点云的重要性,且需要通过每个点的 $k$ 邻域进行定义。

相较而言,本文方法计算效率明显优于Max-Z、FUS、MWS,但低于Random、VG和Curvature方法。这是因为尽管本文方法不需迭代计算,但特征点识别过程中需要逐点判断簇内点的重要程度。

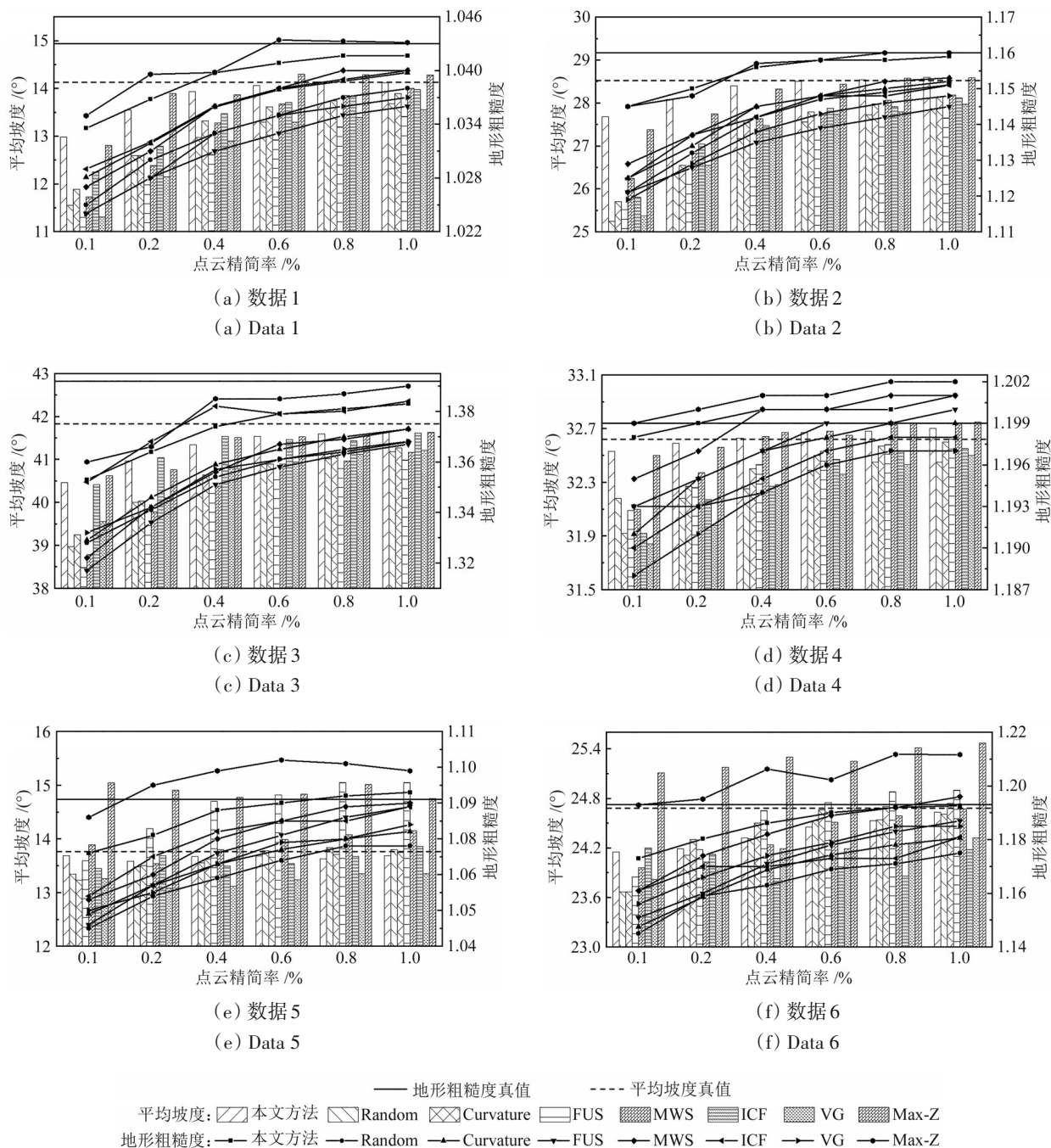


图 14 不同点云简化比例下不同组数据的 8 种简化方法的地形粗糙度和平均坡度比较

Fig. 14 Comparison of terrain roughness and average slope among eight simplification methods for different datasets at various point cloud simplification ratios



表3 8种简化方法对各实验区在不同简化比例下的地形粗糙度和平均坡度

Table 3 Comparison of terrain roughness and average slope for various experimental areas under different simplification ratios using eight simplification methods

精度指标	方法	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4	Data 5	Data 6	平均值
平均坡度/(°)	原始DEM	14.13	28.52	41.83	32.62	13.76	24.68	25.92
	本文方法	13.80	28.30	41.26	32.63	13.65	24.38	25.67
	Random	12.94	26.99	40.43	32.32	13.63	24.30	25.10
	Curvature	13.17	27.28	40.54	32.38	13.58	24.43	25.23
	FUS	12.57	26.76	40.08	32.42	14.57	24.54	25.15
	MWS	13.15	27.45	40.33	32.54	13.91	24.33	25.29
	ICF	13.34	27.37	41.25	32.32	13.62	24.03	25.32
	VG	12.77	27.14	40.62	32.23	13.24	24.12	25.02
地形粗糙度	Max-Z	13.91	28.18	41.27	32.64	14.88	25.29	26.03
	原始DEM	1.043	1.160	1.392	1.199	1.086	1.193	1.179
	本文方法	1.039	1.154	1.372	1.200	1.081	1.186	1.172
	Random	1.033	1.140	1.353	1.195	1.065	1.164	1.158
	Curvature	1.035	1.142	1.357	1.197	1.068	1.168	1.161
	FUS	1.031	1.135	1.349	1.197	1.071	1.172	1.159
	MWS	1.035	1.144	1.355	1.199	1.075	1.182	1.165
	ICF	1.036	1.142	1.374	1.195	1.075	1.171	1.166
	VG	1.032	1.137	1.354	1.194	1.069	1.174	1.160
	Max-Z	1.041	1.155	1.379	1.201	1.092	1.203	1.178

表4 8种简化方法对各实验区在不同简化比例下的平均运行时间

Table 4 Average runtime comparison for various experimental areas under different simplification ratios using eight simplification methods

方法	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4	Data 5	Data 6	平均值
本文方法	199.797	102.107	117.562	416.287	316.611	509.955	277.053
Random	0.003	0.003	0.003	0.005	0.004	0.005	0.004
Curvature	13.380	7.768	7.530	24.558	15.448	23.925	15.435
FUS	1962.390	481.811	506.774	2156.936	640.394	2746.556	1415.810
MWS	2937.000	2410.755	2493.294	25814.061	11774.702	27693.204	12187.169
ICF	5.474	10.135	15.735	16.851	24.836	61.091	22.354
VG	0.079	0.072	0.075	0.074	0.070	0.071	0.074
Max-Z	1093.845	763.152	827.474	2346.521	1114.968	2349.232	1415.866

4 结 论

为解决传统地面点云简化方法中存在的地形特征点识别不准确、地形细节特征易丢失等问题，本研究提出了一种顾及地形特征和边界防收缩的机载LiDAR点云聚类简化算法，并利用六组实例数据进行了分析验证。主要结论如下：

(1) 该方法能够显著减少地形特征处简化点

密度不足所造成的地形细节信息损失，降低关键点识别不准确所造成的地形特征损失，避免点云简化带来的边界缩减问题；

(2) 在保持地形特征方面，本文相较于其他方法构建的DEM，其平均RMSE和MAE分别至少降低了12.1%和9.6%，平均地形粗糙度和平均坡度与参考值的吻合度更高，分别提升了0.6%—1.2%和1.4%—2.6%，计算效率也显著优于Max-Z、

FUS和MWS方法；

后续研究中，本研究将进一步提升本文方法的计算效率，以及将其用于其他平台（如车载、陆地、星载）和其他技术（如遥感立体像对）获取的点云精简，由此可验证本文方法的普适性。

## 参考文献(References)

- Benhabiles H, Aubreton O, Barki H and Tabia H. 2013. Fast simplification with sharp feature preserving for 3D point clouds//Proceedings of 2013 11th International Symposium on Programming and Systems. Algiers: IEEE: 47-52 [DOI: 10.1109/ISPS. 2013. 6581492]
- Brasington J, Vericat D and Rychkov I. 2012. Modeling river bed morphology, roughness, and surface sedimentology using high resolution terrestrial laser scanning. *Water Resources Research*, 48(11): W11519 [DOI: 10.1029/2012WR012223]
- Campos R, Quintana J, Garcia R, Schmitt T, Spoelstra G and Schaap D M A. 2020. 3D simplification methods and large scale terrain tiling. *Remote Sensing*, 12(3): 437 [DOI: 10.3390/rs12030437]
- Chang J F, Zhao L M and Wang H B. 2018. Research on k-means clustering point cloud reduction algorithm based on boundary reservation. *Engineering of Surveying and Mapping*, 27(7): 60-65 (常俊飞, 赵利民, 王瀚斌. 2018. 基于边界保留的k-means聚类点云精简算法研究. *测绘工程*, 27(7): 60-65) [DOI: 10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2018.07.013]
- Chang K T. 2008. *Introduction to Geographic Information Systems*. Boston: McGraw-Hill
- Chen C F, Wang M Y, Yang S and Wang Z. 2021. A multi-resolution hierarchical interpolation-based filtering method for airborne LiDAR point clouds in forest areas. *Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science)*, 40(2): 12-20 (陈传法, 王梦樱, 杨帅, 王珍. 2021. 适用于林区机载LiDAR点云的多分辨率层次插值滤波方法. *山东科技大学学报(自然科学版)*, 40(2): 12-20) [DOI: 10.16452/j.cnki.sdkjzk.2021.02.002]
- Chen C F, Yan C Q, Cao X W, Guo J Y and Dai H L. 2015a. A greedy-based multiquadric method for LiDAR-derived ground data reduction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102: 110-121 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.01.012]
- Chen C F, Li Y Y, Yan C Q, Dai H L and Liu G L. 2015b. A thin plate spline-based feature-preserving method for reducing elevation points derived from LiDAR. *Remote Sensing*, 7(9): 11344-11371 [DOI: 10.3390/rs70911344]
- Chen S H, Tian D, Feng C, Vetro A and Kovačević J. 2018. Fast resampling of three-dimensional point clouds via graphs. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 66(3): 666-681 [DOI: 10.1109/TSP. 2017.2771730]
- De Reu J, Bourgeois J, Bats M, Zwervaegher A, Gelorini V, De Smedt P, Chu W, Antrop M, De Maeyer P, Finke P, Van Meirvenne M, Verniers J and Crombé P. 2013. Application of the topographic position index to heterogeneous landscapes. *Geomorphology*, 186: 39-49 [DOI: 10.1016/j.geomorph.2012.12.015]
- Dou S Q, Zhao X S, Liu C J, Lin Y W and Zhao Y Q. 2016. The three dimensional Douglas-Peucker algorithm for generalization between river network line element and DEM. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 45(4): 450-457 (窦世卿, 赵学胜, 刘成军, 林亚文, 赵艳芹. 2016. 河网线要素与DEM综合的三维Douglas-Peucker算法. *测绘学报*, 45(4): 450-457) [DOI: 10.11947/j. AGCS.2016.20140584]
- Fan L and Atkinson P M. 2019. An iterative coarse-to-fine sub-sampling method for density reduction of terrain point clouds. *Remote Sensing*, 11(8): 947 [DOI: 10.3390/rs11080947]
- Lee J. 1991. Comparison of existing methods for building triangular irregular network, models of terrain from grid digital elevation models. *International Journal of Geographical Information Systems*, 5(3): 267-285 [DOI: 10.1080/02693799108927855]
- Li J T, Cheng X J, Yang Z X and Yang R Q. 2019. Curvature-grading-based compression for point cloud data. *Laser and Optoelectronics Progress*, 56(14): 142801 (李金涛, 程效军, 杨泽鑫, 杨荣淇. 2019. 基于曲率分级的点云数据压缩方法. *激光与光电子学进展*, 56(14): 142801) [DOI: 10.3788/LOP56.142801]
- Li S Q, Huo L, Shen T, Zhu J, Li P Y and Liu H T. 2021. A simplification algorithm for edge collapse of 3D building model considering angle error. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 46(8): 1209-1215 (李少卿, 霍亮, 沈涛, 朱杰, 李品钰, 刘宏涛. 2021. 顾及角度误差的三维建筑模型边折叠简化算法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 46(8): 1209-1215) [DOI: 10.13203/j.whugis.20190269]
- Liao X H. 2021. Scientific and technological progress and development prospect of the earth observation in China in the past 20 years. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 267-275 (廖小罕. 2021. 中国对地观测20年科技进步和发展. *遥感学报*, 25(1): 267-275) [DOI: 10.11834/jrs.20211017]
- Lloyd S. 1982. Least squares quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, 28(2): 129-137 [DOI: 10.1109/TIT.1982. 1056489]
- Lv C L, Lin W S and Zhao B Q. 2021. Approximate intrinsic voxel structure for point cloud simplification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30: 7241-7255 [DOI: 10.1109/TIP.2021.3104174]
- Montreuil A L, Bullard J E, Chandler J H and Millett J. 2013. Decadal and seasonal development of embryo dunes on an accreting macrotidal beach: north Lincolnshire, UK. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38(15): 1851-1868 [DOI: 10.1002/esp.3432]
- Oryspayev D, Sugumaran R, Degroote J and Gray P. 2012. LiDAR data reduction using vertex decimation and processing with GPGPU and multicore CPU technology. *Computers and Geosciences*, 43: 118-125 [DOI: 10.1016/j.cageo.2011.09.013]
- Pomerleau F, Colas F, Siegwart R and Magnenat S. 2013. Comparing ICP variants on real-world data sets. *Autonomous Robots*, 34(3): 133-148 [DOI: 10.1007/s10514-013-9327-2]
- Qi J K, Hu W and Guo Z M. 2019. Feature preserving and uniformity-controllable point cloud simplification on graph//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo.



- Shanghai: IEEE: 284-289 [DOI: 10.1109/ICME.2019.00057]
- Shi B Q, Liang J and Liu Q. 2011. Adaptive simplification of point cloud using  $k$ -means clustering. *Computer-Aided Design*, 43(8): 910-922 [DOI: 10.1016/j.cad.2011.04.001]
- Shi Z Y, Xu W M and Meng H. 2022. A point cloud simplification algorithm based on weighted feature indexes for 3D scanning sensors. *Sensors*, 22(19): 7491 [DOI: 10.3390/s22197491]
- Yang B S, Chen C and Dong Z. 2022. 3D geospatial information extraction of urban objects for smart surveying and mapping. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(7): 1476-1484 (杨必胜, 陈驰, 董震. 2022. 面向智能化测绘的城市地物三维提取. *测绘学报*, 51(7): 1476-1484) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20220183]
- Yang B S and Dong Z. 2013. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 81: 19-30 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.04.002]
- Yu Z W, Wong H S, Peng H and Ma Q L. 2010. ASM: an adaptive simplification method for 3D point-based models. *Computer-Aided Design*, 42(7): 598-612 [DOI: 10.1016/j.cad.2010.03.003]

## Airborne LiDAR point cloud clustering simplification algorithm considering terrain features and boundary protection against contraction

WU Huiming<sup>1,2</sup>, CHEN Chuanfa<sup>1,2</sup>, SUN Yanning<sup>3</sup>, GUO Jiaojiao<sup>1,2</sup>, BEI Yixuan<sup>1,2</sup>

1. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;  
2. Key Laboratory of Geomatics and Digital Technology of Shandong Province, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;  
3. Water Resources Research Institute of Shandong Province, Ji'nan 250101, China

**Abstract:** Point cloud simplification is a prerequisite for efficient transmission and multiscale applications of massive airborne LiDAR ground point clouds. However, existing ground point cloud simplification methods suffer from poor applicability in complex environments and loss of terrain detail features. This study proposes an airborne LiDAR point cloud clustering simplification algorithm considering terrain features and boundary protection against contraction. First, the point cloud is segmented into initial point cloud clusters using  $k$ -means algorithm. Then, further subdivisions are performed on the basis of the terrain complexity of each cluster. Subsequently, terrain feature points at different terrains are identified using the point cloud normal vector information within the subdivided subclusters and the elevation differences of edge points between adjacent clusters. Finally, boundary feature points of the target area are preserved to prevent the contraction of the original point cloud boundary. In six groups of point cloud scenes with high terrain complexity, the proposed method is analyzed and compared with seven classical point cloud simplification methods, namely, random, voxel grid, curvature-based, maximum Z tolerance, graph-based, multi-index weighted, and iterative simplification methods. The experimental results demonstrate that compared with the traditional methods, the proposed method achieves a minimum reduction of 12.1% in the average root-mean-square error of the generated digital elevation models (DEMs) and a minimum reduction of 9.6% in the average mean absolute error. The derived products, including average slope and terrain roughness, also exhibit closer agreement with the reference values. The qualitative analysis results indicate that the DEM constructed by the proposed method aligns better with the reference DEM and provides more accurate and detailed terrain features. The above experimental results demonstrate that the proposed method effectively reduces the accuracy loss caused by simplification of DEMs while maintaining strong adaptability to terrain. This method can be applied to intelligent simplification of airborne LiDAR point cloud data, enabling the construction of high-precision DEMs to meet the requirements of geoscientific analysis for high accuracy and efficiency.

**Key words:** remote sensing, airborne LiDAR, point cloud simplification, K-means, terrain features, Digital Elevation Model (DEM)

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 42271438); Shandong Provincial Natural Science Foundation, China (No. ZR2024MD040)