

顾及多尺度特征和防收缩断裂的地形断裂线提取

杨子明, 李艳艳, 郝劲达, 洪壮壮, 陈传法

山东科技大学 测绘与空间信息学院, 青岛 266590

摘要: 针对目前从地面点云中提取地形断裂线存在完整度和正确性不高、错提和漏提严重等问题, 本文提出了一种顾及多尺度特征和防收缩断裂的地形断裂线提取算法。该方法首先使用多尺度地形特征训练随机森林分类器以提取潜在地形断裂线点; 然后通过分析点云收缩趋势, 将潜在特征点划分潜在脊、谷特征点, 并利用主方向一致性约束的区域增长聚类去噪; 接着利用垂直约束的拉普拉斯平滑细化点云; 最后通过构建最小生成树获取高质量的地形断裂线。选取2组具有代表性的高密度复杂地形点云数据验证本文方法的精度与有效性。结果表明: 与其他3种主流方法(LapS、D8和PIM)相比, 本文方法提取的地形断裂线完整性和正确性最好。此外, 将所提的地形断裂特征线用于数字高程模型DEM(Digital Elevation Model)建模表明, 附加断裂线约束的DEM能够显著提升建模精度, 可精确重构断裂处地形细节。

关键词: 机载激光雷达, 地形断裂线, 多尺度地形特征, 约束拉普拉斯, 数字高程模型

中图分类号: P237

引用格式: 杨子明, 李艳艳, 郝劲达, 洪壮壮, 陈传法. 2026. 顾及多尺度特征和防收缩断裂的地形断裂线提取. 遥感学报, 30(3): 728-741

Yang Z M, Li Y Y, Hao J D, Hong Z Z and Chen C F. 2026. Topographic break line extraction method considering multi-scale characteristics and anti-shrinkage fracture. National Remote Sensing Bulletin, 30(3): 728-741 [DOI: 10.11834/jrs.20255031]

1 引言

高精度数字高程模型DEM(Digital Elevation Model)作为地学分析和过程模拟的基础数据, 已成为实景三维中国建设不可或缺的关键支撑(常兵涛等, 2022; 武慧明等, 2025; 杨必胜等, 2021)。在DEM构建过程中, 地形断裂线是地形表面出现转折或突变的区域, 其作为描述地表形态的显著特征(邹昆等, 2018), 决定着地表的几何形态和基本走势, 对地形地貌的表达起着关键的控制作用(王兴杰等, 2025)。因此, 如何准确、完整地提取地形断裂线是数字地形建模领域亟需解决的关键难题。

目前, 地形特征线提取方法主要包括基于地表流水模拟方法、基于图像处理的方法、基于平面相交的方法以及基于特征提取的方法等。其中,

基于地表流水模拟方法(夏誉玲等, 2018)通过模拟水流流向设定流量阈值提取地形断裂线, 该方法提取效果整体较好, 但存在阈值难以定量调控、平坦区域难以判定水流方向等问题(Hu等, 2022)。基于图像处理的方法(孔月萍等, 2012)通常需将点云重采样为距离图像, 并借助成熟的图像处理算法获得二维地形特征线(Lin等, 2015)。然而, 该方法将点云内插成图像的过程易导致信息损失(熊艳等, 2018)。基于平面相交的方法(Yang等, 2016)沿二维近似断裂线将其一定范围内的原始点云分块, 并基于局部平面相交提取地形断裂线。该方法受初始断裂线精度影响较大, 且在特征线弯曲处容易产生断裂(Gézero和Antunes, 2019)。基于特征提取的方法(Zhou等, 2018; 周汝琴等, 2024)通过计算点云的局部几何特征(如法向量、曲率、粗糙度等)提取候选

收稿日期: 2025-01-19; 预印本: 2025-11-29

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42271438, 42571501); 山东省自然科学基金(编号: ZR2024MD040); 四川省科技计划(编号: 2026YFHZ0107)

第一作者简介: 杨子明, 研究方向为点云智能处理。E-mail: 1206325870@qq.com

通信作者简介: 陈传法, 研究方向为点云智能处理、地形曲面建模。E-mail: chencf@sdust.edu.cn

特征点, 并通过连接相邻特征点以构建特征线。然而, 该方法囿于单一尺度计算特征, 易导致特征点的误判与漏判 (王濮等, 2024), 进而难以全面捕捉复杂地形的多尺度变化 (罗海峰等, 2017)。

综上, 针对从地面点云中提取地形断裂线方法存在完整度和正确性不高、错提和漏提严重等问题, 本文提出一种顾及多尺度地形特征和防收缩断裂的地形断裂线提取算法。该方法通过顾及多尺度地形特征的随机森林提取完整准确的潜在地形特征点, 有效规避了传统方法中阈值难以定量调控且主观性强的局限性; 通过划分脊、谷点集以及聚类去噪, 显著降低噪声点以及相邻断裂线的干扰; 最后使用垂直约束的拉普拉斯平滑细化点云, 解决标准拉普拉斯方法存在的特征线骨架断裂与端点收缩等问题。

2 研究方法

本文方法主要包括4个步骤: 潜在地形特征点捕捉、伪特征点剔除、特征点平滑收缩和地形断裂线构建。具体而言, 首先使用多尺度特征因子训练随机森林提取潜在地形特征点; 然后根据点云平滑收缩趋势将潜在特征点划分为山脊点和山谷点, 并基于 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 和主方向一致的区域生长算法剔除伪特征点; 接着采用约束位移方向的拉普拉斯对山脊/山谷点平滑细化; 最后构建最小生成树生成高质量地形断裂线。

2.1 基于机器学习的地形特征点捕捉

现有方法使用单一尺度特征无法全面捕捉复杂地形变化 (何鄂龙等, 2017; 刘书南等, 2025), 即小尺度特征会引发噪声提取过多, 大尺度特征会造成细节特征点遗漏。基于此, 本文提出一种基于多尺度多特征的随机森林方法, 以期捕捉完整的地形特征点。该方法的优势为使用多个邻域 (1 m、4 m、6 m、9 m、12 m) 的地形粗糙度 (熊艳等, 2018)、平均曲率 (杨宇妍等, 2023)、球形指数、结构张量变化指数、表面变化指数和垂直度 (Hackel等, 2016) 6种地形特征用于模型训练。这有助于提高特征点提取的精度 (Hackel等, 2017), 克服空间邻域尺度难选择的问题 (熊艳等, 2018), 以及增强模型的区分性和稳健性 (杨俊涛和康志忠, 2018)。其中, 球形指数

(Sphericity)、结构张量变化指数 (Omnivariance)、表面变化指数 (Surface Variation) 和垂直度 (Verticality) 计算公式如下:

$$\text{Sphericity} = \lambda_3 / \lambda_1 \quad (1)$$

$$\text{Omnivariance} = (\lambda_1 \times \lambda_2 \times \lambda_3)^{\frac{1}{3}} \quad (2)$$

$$\text{Surface Variation} = \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3) \quad (3)$$

$$\text{Verticality} = 1 - \left| \langle [0 \ 0 \ 1], \mathbf{e}_3 \rangle \right| \quad (4)$$

式中, λ_1 、 λ_2 、 λ_3 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$) 为点云局部协方差矩阵的特征值, \mathbf{e}_1 、 \mathbf{e}_2 、 \mathbf{e}_3 为特征值对应的特征向量。球形指数、结构张量变化指数和表面变化指数在平坦地形处取值较低, 在地形断裂区域地形起伏越显著特征值越大。垂直度描述该点法线与垂直面的关系, 有助于提取跳跃断裂线。

地形粗糙度 (Roughness) 表示当前点到局部邻域点集拟合平面的距离, 计算公式如下:

$$\text{Roughness} = \frac{|a_0 \times x + a_1 \times y + a_2 \times z - a_3|}{\sqrt{a_0^2 + a_1^2 + a_2^2}} \quad (5)$$

式中, x 、 y 、 z 为当前点的坐标, a_0 、 a_1 、 a_2 是局部拟合平面法向量的分量, a_3 是拟合平面的常数项。值得注意的是, 地形断裂区相较于平坦斜坡, 在局部尺度上表现更粗糙, 二者间的地形粗糙度差异显著。

曲率是衡量地形起伏的重要度量, 断裂特征点大多具有局部曲率极值 (杨宇妍等, 2023)。对当前点及其邻域, 使用最小二乘拟合局部曲面 $f(x, y)$, 进而计算该点的平均曲率 (Mean Curvature):

$$\text{Mean Curvature} = \frac{(1 + f_x^2)f_{yy} - 2f_x f_y f_{xy} + (1 + f_y^2)f_{xx}}{2\sqrt{(1 + f_x^2 + f_y^2)}(1 + f_x^2 + f_y^2)} \quad (6)$$

式中, f_x 、 f_y 、 f_{xx} 、 f_{xy} 、 f_{yy} 为拟合曲面的一阶、二阶偏导数。

随机森林算法具有准确率高、稳定性好、计算速度快等优势, 被广泛用于点云分类 (雷相达等, 2025; 谢东辉等, 2024)。因此, 本文采用随机森林模型提取潜在断裂地形特征点。具体而言, 首先通过人工选择相同数量的正样本 (即地形特征点) 和负样本 (即非地形特征点) (图 1 (a)), 然后计算各点多个邻域尺度下的 6 种地形特征用于随机森林模型训练, 接着利用皮尔逊相关系数以及随机森林因子重要性剔除冗余特征 (刘雅婷和陈传法, 2024), 最后使用训练好的模型提取研究区域潜在断裂地形特征点 (图 1 (b))。

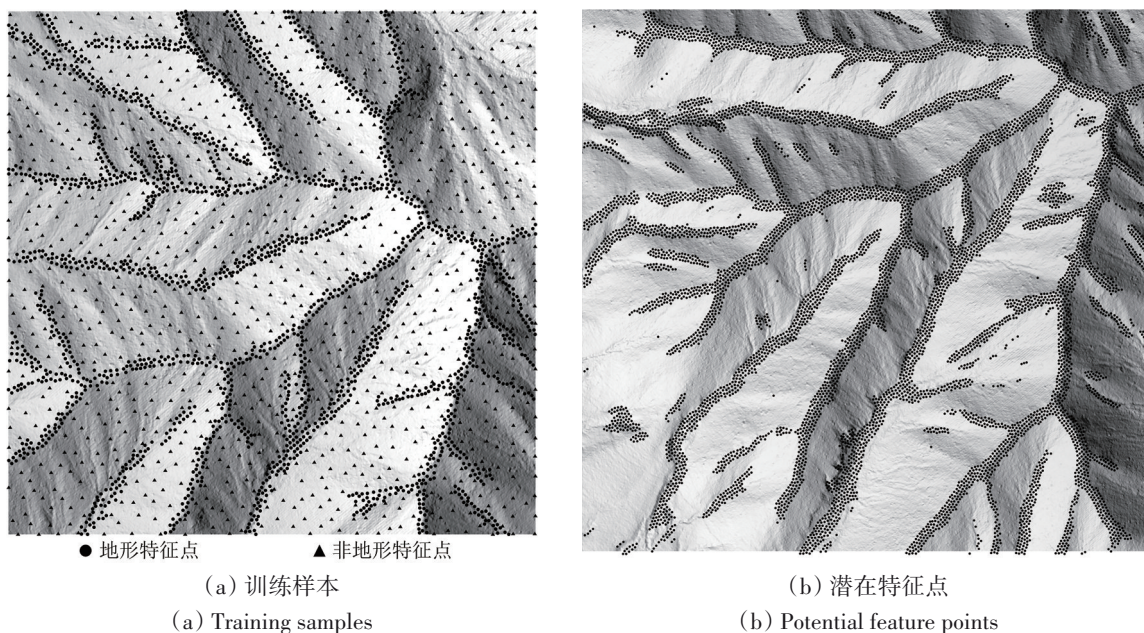


图1 训练样本与潜在特征点提取结果

Fig. 1 Extraction results of training samples and potential feature points

2.2 伪特征点剔除

受复杂地形特征影响，基于机器学习提取的潜在地形特征点中不可避免的含有大量伪特征点(图1(b))。对此，本文提出了一种基于主方向一致性约束的区域增长去噪算法，用以剔除错误地形特征点。具体步骤为：

(1) 山脊/山谷点划分。针对不同类型特征点混杂造成特征线提取困难问题(聂建辉等，

2015)，通过分析点云法线方向与点云平滑收缩趋势(图2(a))将特征点划分为山脊点与山谷点(图2(b))。具体而言，首先计算潜在特征点的法向量，并通过全局一致性调整，使法向量统一指向Z轴正向；然后计算每个点到其邻域点重心的偏移向量；最后依据各点法向量与偏移向量的夹角对其进行分类，即钝角为山脊点、锐角为山谷点。

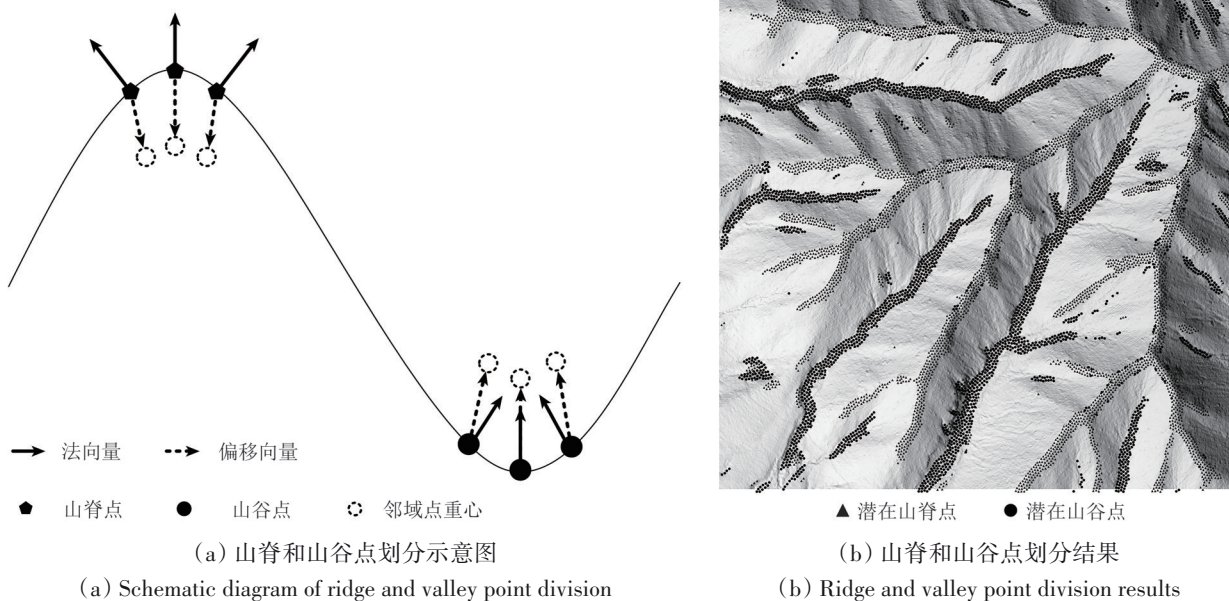


图2 山脊和山谷点划分

Fig. 2 Ridge and valley point demarcation

(2) 离散噪声剔除。如图 2 (b) 所示, 潜在地形特征点中含有大量噪声点, 故需要对其剔除以降低对地形断裂线提取影响。在众多聚类算法中, DBSCAN 被广泛应用于无定形样本形态的异常值检测 (王俊森 等, 2023)。因此, 本文采用 DBSCAN 算法对潜在山脊与山谷点分别进行聚类分析, 并通过判断生长半径内的特征点数以及聚类簇内包含的点数, 有效剔除孤立的噪声点及小型噪声块 (图 3 (a))。然而, 潜在地形特征点仍受

少量较大尺寸的簇状噪声影响。

(3) 簇状噪声剔除。首先, 引入随机采样一致性方法线性拟合潜在山脊/山谷点的主方向; 然后, 根据点的主方向和预设的增长半径, 逐步将主方向相近的邻近点纳入同一生长簇中; 最后, 统计每个生长簇内包含的点数, 并将点数小于一定阈值的簇删除 (图 3 (b)), 最终结果如图 3 (c) 所示。

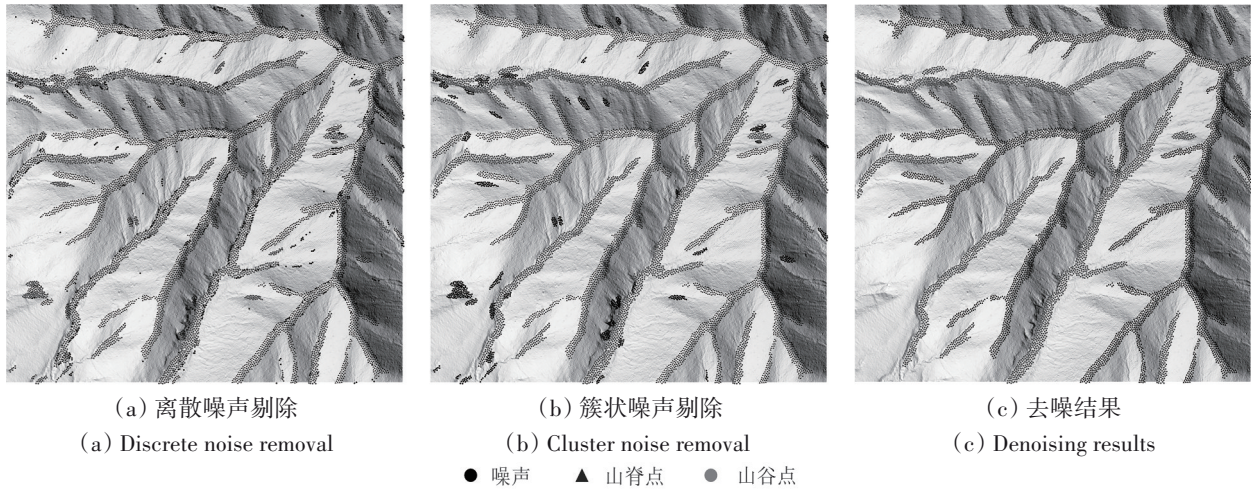


图 3 伪特征点剔除示意图

Fig. 3 Schematic diagram of pseudo-feature point elimination

2.3 约束拉普拉斯平滑收缩

经伪特征点剔除后的潜在特征点呈厚厚的条带状分布 (图 3 (c)), 因此在进行特征线连接之前需要进行细化操作。针对传统拉普拉斯算法 (Sharp 和 Crane, 2020) 在处理不均匀点云时导致的特征线断裂及线端点明显收缩等问题, 本文提出一种垂直约束的拉普拉斯平滑收缩方法 (图 4)。该方法通过控制特征点的收缩方向垂直于特征线, 使收缩结果更接近真实值。具体步骤为

(1) 拉普拉斯收缩。该过程首先构建潜在特征点的 Delaunay 三角剖分, 然后利用三角形的边长求解计算几何中的拉普拉斯矩阵 L , 公式如下:

$$\begin{cases} S = (l_{ij} + l_{jk} + l_{ki})/2 \\ A = \sqrt{S(S - l_{ij})(S - l_{jk})(S - l_{ki})} \\ \cot \alpha_{ij} = (l_{jk}^2 + l_{ki}^2 - l_{ij}^2)/4A \\ w_{ij} = (\cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij})/2 \quad (i, j) \subseteq E \\ \quad - \sum_{j \in N(i)} w_{ij} \quad i = j \\ \quad 0 \quad \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$L_{ij} = \begin{cases} w_{ij} & (i, j) \subseteq E \\ - \sum_{j \in N(i)} w_{ij} & i = j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中, S 为三角形周长的一半, A 为海伦公式计算的三角形面积, $\cot \alpha_{ij}$ 和 $\cot \beta_{ij}$ 为 (i, j) 边对角的余切值, E 为三角网的边集, L_{ij} 是拉普拉斯矩阵的单个元素, i 与 j 均为三角形顶点索引。然后通过求解线性方程组 (式 (9)) 精确计算特征点 P_i 在拉普拉斯收缩后的新位置 \bar{P}_i (图 4), 计算公式 (Au 等, 2008) 为

$$\begin{bmatrix} W_L L \\ W_H \end{bmatrix} \bar{P} = \begin{bmatrix} 0 \\ W_H P \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, L 为具有余切权值的 $n \times n$ 拉普拉斯矩阵, n 为网格顶点数。 \bar{P}_i 是拉普拉斯收缩后的点云, W_L ($W_L^{t+1} = W_L^t F_L$, W_L^0 为单位矩阵, F_L 为放大因子) 和 W_H ($W_H^{t+1} = W_H^0 F^0 / F^t$, W_H^0 为单位矩阵, F^0 以及 F 为质量对角矩阵, 其对角线元素表示以当前索引点为顶点的所有 Delaunay 三角形面积总和的三分之一) 是平衡收缩和吸引约束的对角权值矩阵。

(2) 主方向计算。使用随机采样一致性方法计算拉普拉斯收缩前特征点的主方向 \vec{v}_i , 并将 \vec{v}_i 沿 $P_i \bar{P}_i$ 方向移动至 \bar{P}_i 处。

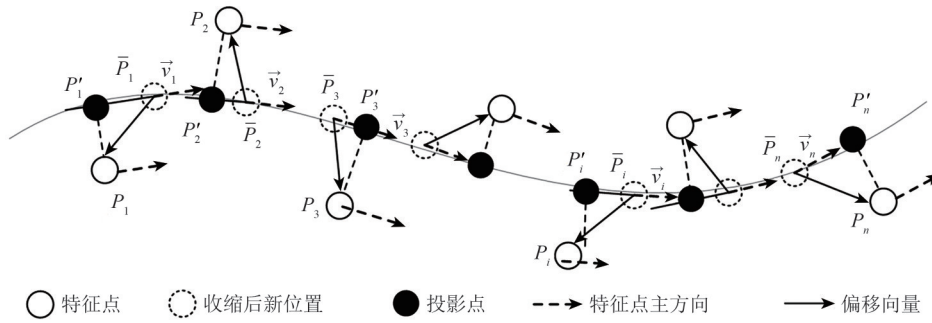


图4 约束位移方向的Laplace收缩

Fig. 4 Laplace contraction of constrained displacement direction

(3) 偏移向量计算。计算特征点经过拉普拉斯收缩前后的偏移向量 $\bar{P}_i P_i$ 。

(4) 位置更新。将偏移向量 $\bar{P}_i P_i$ 向 \vec{v}_i 投影，以投影点 P'_i 作为本次约束拉普拉斯收缩的最终位置。计算公式为

$$P'_i = \bar{P}_i + \frac{\bar{P}_i P_i \cdot \vec{v}_i}{\vec{v}_i \cdot \vec{v}_i} \times \vec{v}_i \quad (10)$$

(5) 迭代。重复步骤 (1) — (4)，直至达到预定的迭代次数或者其迭代前后质量对角矩阵元素平均值的变化小于给定阈值，即可获得平滑收缩后的特征线点云 (图5)。

2.4 地形断裂线构建

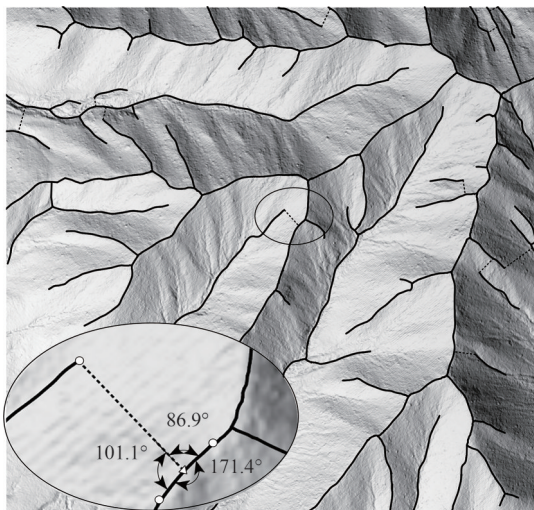
在得到点云骨架后，本文通过构建最小生成树生成地形特征线。首先，以平均点间距对点云骨架进行下采样；然后，以采样点的五个近邻点距离平方和作为连接权重，构建采样点的连通图；

最后，利用Kruskal算法构建连通图的最小生成树获得地形断裂线 (图6 (a))。

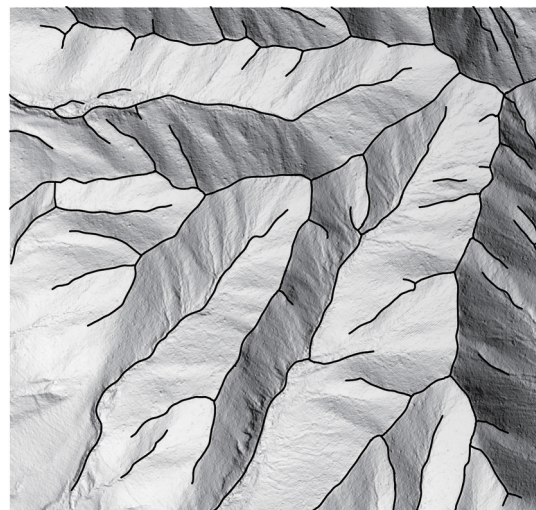


图5 收缩后骨架点

Fig. 5 Skeleton points after shrinkage



(a) 裁剪规则
(a) Cropping rule



(b) 地形断裂线
(b) Topographic break line

图6 地形断裂线结果

Fig. 6 Results of topographic break line

一般而言, 使用最小生成树连接节点时不可避免地出现部分地形断裂线被虚假连接, 即节点与相邻特征线近似垂直相连 (图 6 (a)), 故本文提出如下连接边裁剪规则: 首先寻找最小生成树中连接三条边的节点; 其次计算该节点所连接边两两之间的角度 (图 6 (a)), 若某角度处于 $90^\circ \pm 30^\circ$, 则进一步计算组成该夹角两条边的长度; 最后, 经实验验证, 如果某条边长度大于 5 倍平均点间距, 则删除此连接边, 否则保留, 最终获得准确的地形断裂线 (图 6 (b))。

3 实验设计

3.1 实验数据

本文选取 2 组 (Data1 和 Data2) 具有代表性的高密度点云数据验证所提方法的精度与有效性。其中, Data1 (图 7 (a)) 为人为的露天矿坑, 主

要包含丰富的折痕断裂特征线; Data2 (图 7 (b)) 为自然山地地形, 包含多尺度、多形态的山脊线与山谷线等。鉴于原始机载激光雷达点云中既有地面点又有非地面点, 本文首先使用郭娇娇等 (郭娇娇 等, 2023) 提出的基于多特征聚类的点云层次滤波方法精确提取地面点云作为初始数据。表 1 详细汇总了 2 组滤波处理后地面点云的统计信息。

3.2 比较方法

为验证本文方法的有效性, 将其提取的地形断裂特征线结果与 3 种典型特征线提取方法结果进行比较, 包括基于栅格的地表流水模拟 (D8) 法、基于拉普拉斯光滑的特征提取法 LapS (Laplacian Smoothing) (Zhou 等, 2018) 以及平面相交法 PIM (Plane Intersection Method) (Yang 等, 2016)。其中, 参考断裂线通过手工编辑获得。

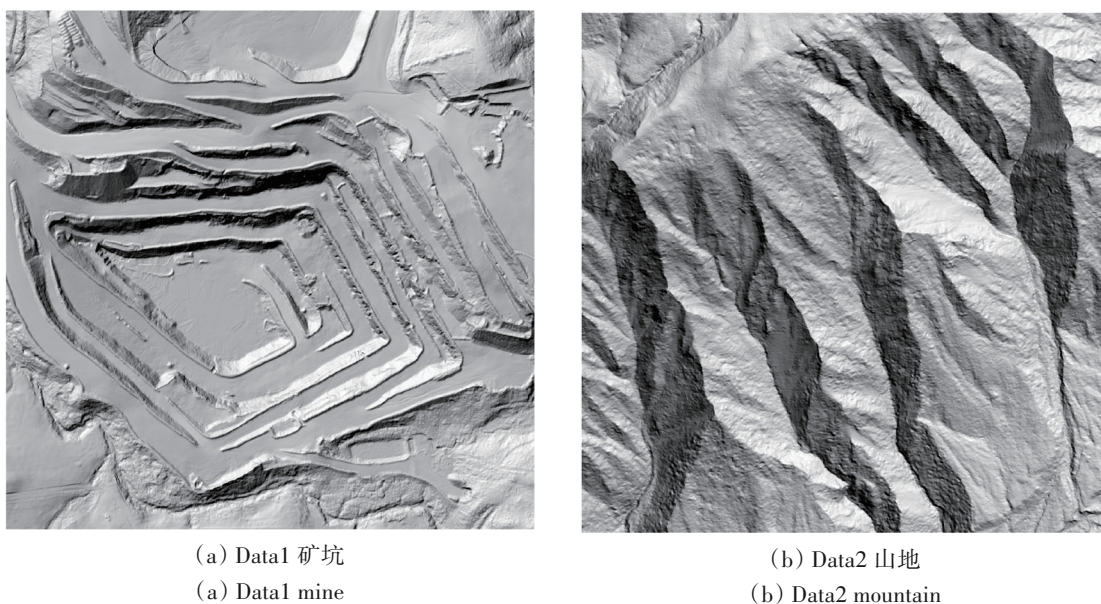


图 7 2 组实验数据的参考 DEM

Fig. 7 Reference DEM of the two groups of experimental data

表 1 点云数据集信息

Table 1 Information of point cloud dataset

区域	地形特征	点云数	平均点间距/m	面积/m ²	高程范围/m
Data1	阶梯	1011896	0.34	550×531	0—99.5
Data2	山脊、山谷	595717	0.37	494×528	0—329.2

3.3 精度指标

参照文献 (Zhou 等, 2018) 中的定量评估方法, 本文采用完整性 (Completeness)、准确性

(Accuracy) 和质量 (Quality) 3 个精度指标综合评估各方法提取断裂线的性能, 计算公式为

$$\begin{cases} \text{Completeness} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\ \text{Accuracy} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \\ \text{Quality} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100\% \end{cases} \quad (11)$$

式中，TP表示正确提取的点数，FN表示遗漏提取的点数，FP表示错误提取的点数。

此外，为进一步评估所提地形断裂线在不同采样密度下构建高精度DEM时的效果，本文随机抽取地面点数据的10%作为检核数据，剩余的90%作为训练数据，再从训练数据中随机抽取50%、20%、10%、5%、1%、0.5%、0.1%进行建模，抽取后的数据信息如表2所示。其中，断裂线

表2 不同数据精简下的点云数量与平均点间距

Table 2 Number of point clouds and average point spacing under different data reduction

区域	指标	90%	50%	20%	10%	5%	1%	0.5%	0.1%
Data1	点数	904732	452366	180946	90473	45237	9047	4524	905
	平均点间距/m	0.42	0.51	0.72	0.97	1.34	2.96	4.14	9.1
Data2	点数	536145	268073	107229	53615	26807	5361	2681	536
	平均点间距/m	0.38	0.54	0.85	1.19	1.69	3.83	5.53	12.4

4 实验结果及分析

4.1 不同尺度精度分析

依据皮尔森相关系数以及随机森林重要性排序，去除不同尺度下的相关性高的特征和冗余特征。其中，矿区地形共保留12个特征，包括：垂直度（1 m、4 m、9 m）、各向异性指数（4 m、9 m）、平均曲率（4 m、6 m、12 m）、地形粗糙度（6 m、12 m）、球形指数（6 m）、表面变化指数（12 m）。相较而言，山地地形保留10个特征，包括：垂直度（12 m）、各向异性指数（9 m）、平均曲率（4 m、6 m、9 m）、地形粗糙度（6 m、12 m）、球形指数（6 m、12 m）、表面变化指数（4 m）。将样本集按8:2的比例切分训练集和测试集，迭代10次计算模型精度的平均值，对比多尺度与单一尺度特征集的分类精度（图8）。结果表明，多尺度分类精度在矿坑、山地场景下的准确率、精确率、召回率和F1值比其他5种单一尺度高1.4%—6.5%。总体而言，顾及多尺度特征能够显著提高模型性能，从而获得准确、完整的地形特征点。

约束DEM由ArcGIS中的地形转栅格生成。建模时将平均点间距的一半设定为DEM的网格分辨率（贝祎轩等，2023），并以平均绝对误差MAE（Mean Absolute Error）以及均方根误差RMSE（Root Mean Square Error）衡量有无采用地形断裂线约束时构建的DEM精度。MAE和RMSE计算公式为

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Z_i - E_i| \quad (12)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Z_i - E_i)^2} \quad (13)$$

式中， N 为检核点数， Z 和 E 分别为检核点的高程和插值DEM高程。

4.2 定量评价

表3列出了4种方法在2组实验数据中提取地形断裂线的精度比较。整体而言，本文方法的完整性、正确性和质量均最高，LapS和D8次之，PIM最低。其中：本文方法在矿区地形下提取断裂线的完整性较LapS、D8和PIM分别提高了10.4%、33.8%、56.6%，正确性分别提高了9.3%、38.4%、40.1%，质量分别提高了16.1%、48.4%、60.3%；在山地地形下，提取断裂线的完整性较LapS、D8和PIM分别提高了12.2%、18.4%、46%，正确性分别提高了5.8%、28.3%、43%，质量分别提升了11.8%、28.3%、45.9%。

4.3 视觉检查

图9展示了矿区地形下各方法提取的地形断裂线。其中：LapS尽管提取的潜在特征点准确性较高，但阈值难以定量调控，导致坡脚线处在特征点漏判严重，地形断裂线细节缺失严重（图9（b））；D8方法提取的断裂线（图9（c））与实际地形断裂线严重不符，如提取了大量位于相对平坦区的特征线，这是因为该方法在处理平坦地形区时难以准确判定水流方向，导致断裂特征

线提取效果较差；PIM提取结果（图9（d））最差，仅正确提取出部分地形断裂线，这主要因为点云转图像过程中小尺度特征丢失，以及地形崎岖与点云缺失加剧了点云分块与凹包边界检测的不稳定性。相较而言，本文方法（图9（e））提取结果完整性最高，空间分布与实际断裂地形相近。

这表明顾及多尺度地形特征的提取方法能够全面捕捉地形变化，从而提升特征点提取的准确性。综上，本文方法对地形断裂特征线提取效果最好、稳健性最优，提取了近乎全部地形断裂线，且与参考特征线相吻合。

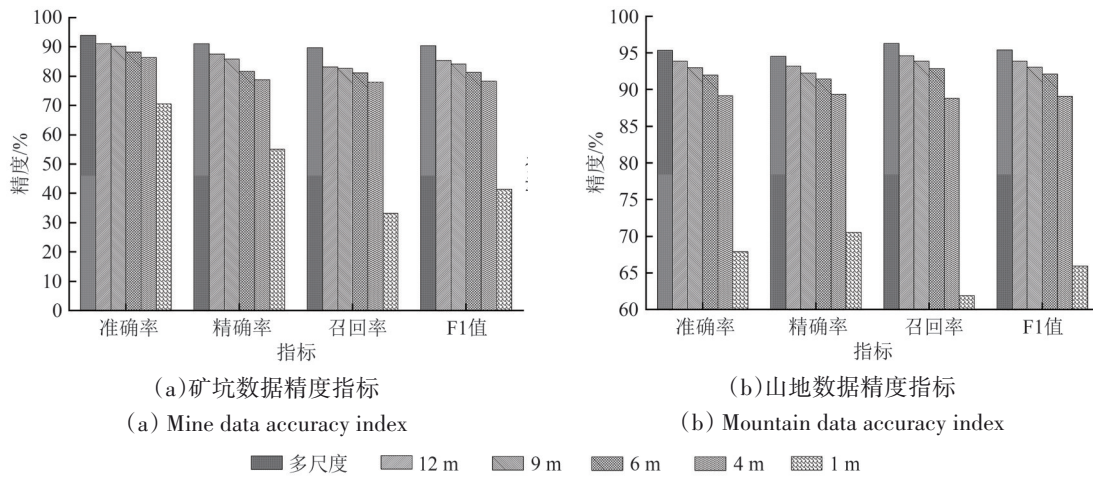


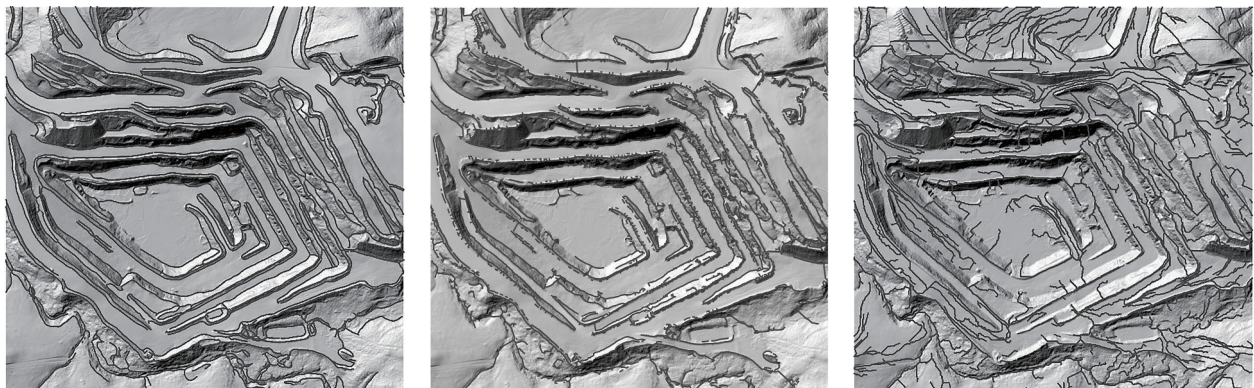
图8 不同尺度特征集精度指标

Fig. 8 Accuracy indexes of feature sets at different scales

表3 断裂线提取精度比较

Table 3 Comparison of break line extraction accuracy

实验区	方法	点数			完整性/%	正确性/%	质量/%
		TP	FN	FP			
矿区	本文方法	30527	1374	2267	95.7	93.1	89.3
	LapS	18371	3154	3555	85.3	83.8	73.2
	D8	23901	14693	19830	61.9	54.7	40.9
	PIM	10933	17043	9684	39.1	53.0	29.0
山地	本文方法	10631	2215	2642	82.8	80.1	68.6
	LapS	9167	3809	3170	70.6	74.3	56.8
	D8	7678	4239	7155	64.4	51.8	40.3
	PIM	4570	7840	7744	36.8	37.1	22.7



(a) 参考断裂线
(a) Reference break line

(b) Laps
(b) Laps

(c) D8
(c) D8

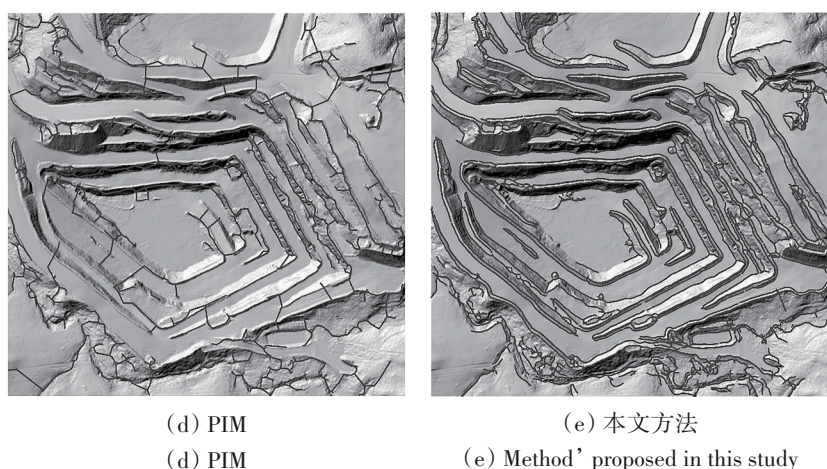


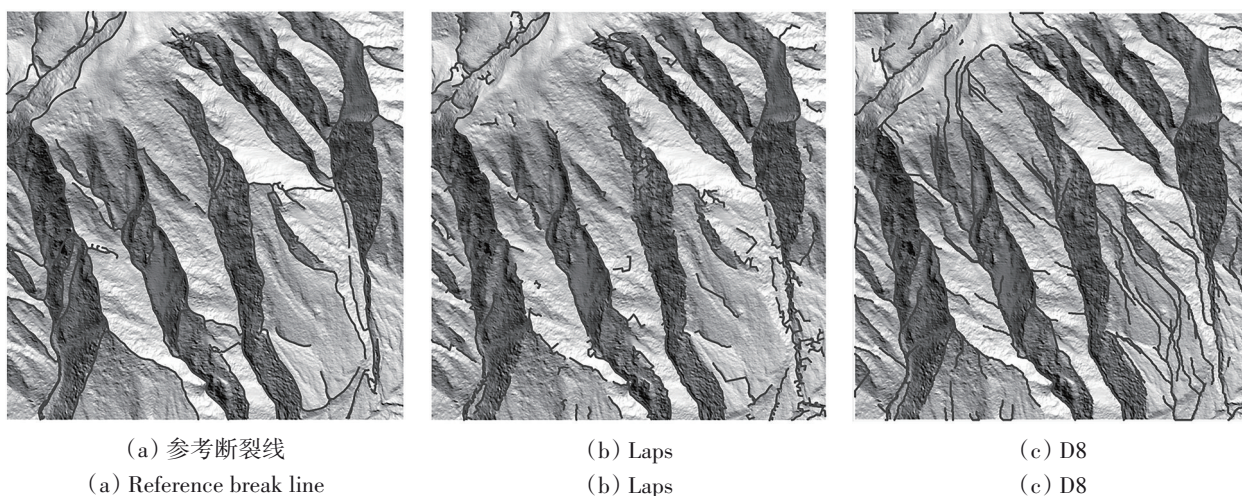
图9 Data1地形断裂线提取结果
Fig. 9 Extraction results of Data1 terrain break lines

图10展示了山地地形区各方法提取的地形断裂线。如图10(b)所示,在复杂山地地形下,LapS提取断裂线完整度不高(方框与椭圆),且因伪特征点过多进而导致特征线错误连接(图10(b));D8提取的地形断裂线(图10(c))整体与真实地形相符,然而在平缓脊/谷地带及斜坡地形提取效果欠佳甚至存在明显错误。相较而言,本文方法提取结果(图10(e))完整性、准确性最好,能够兼顾地形复杂变化,提取断裂线与参考线(图10(a))相一致。这主要得益于随机森林能够捕捉多尺度地形因子中蕴含的复杂地形特征信息,从而显著增强对复杂地形的刻画能力,进而提取准确、完整的地形特征点。

4.4 DEM精度比较

图11展示了在两组实验区不同数据密度下有

和无断裂线约束的DEM建模精度。整体而言,两种情况下DEM的MAE和RMSE均随精简率的提高而增大,然而有断裂线约束的DEM整体精度始终高于无断裂线DEM,尤其在10%数据密度以下时精度差异更为明显。其中:Data1在点云密度由90%降到0.1%时(图11(a)),无约束建模的RMSE(MAE)由0.007 m(0.046 m)增加到2.914 m(1.565 m);有约束建模的RMSE(MAE)由0.007 m(0.045 m)增加到0.523 m(0.582 m),即有断裂线约束DEM的RMSE(MAE)的涨幅相较于无约束降低了82.2%(64.6%)。值得注意的是:在点云密度由10%降到0.1%时,无约束DEM的RMSE(MAE)增加了2.866 m(1.436 m);有断裂线约束DEM的RMSE(MAE)增加了0.490 m(0.479 m),即有断裂线约束DEM精度比无约束DEM提高了82.9%(66.6%)。



(a) 参考断裂线
(a) Reference break line

(b) Laps
(b) Laps

(c) D8
(c) D8

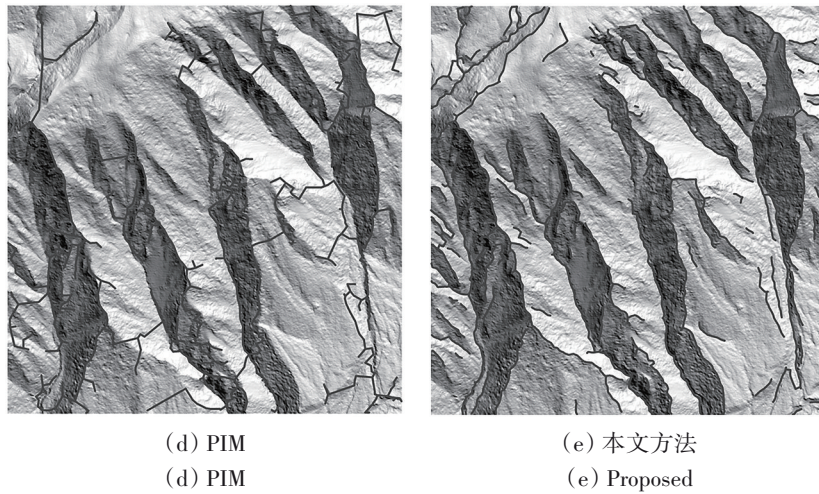


图 10 Data2地形断裂线提取结果

Fig. 10 Extraction result of Data2 terrain break line

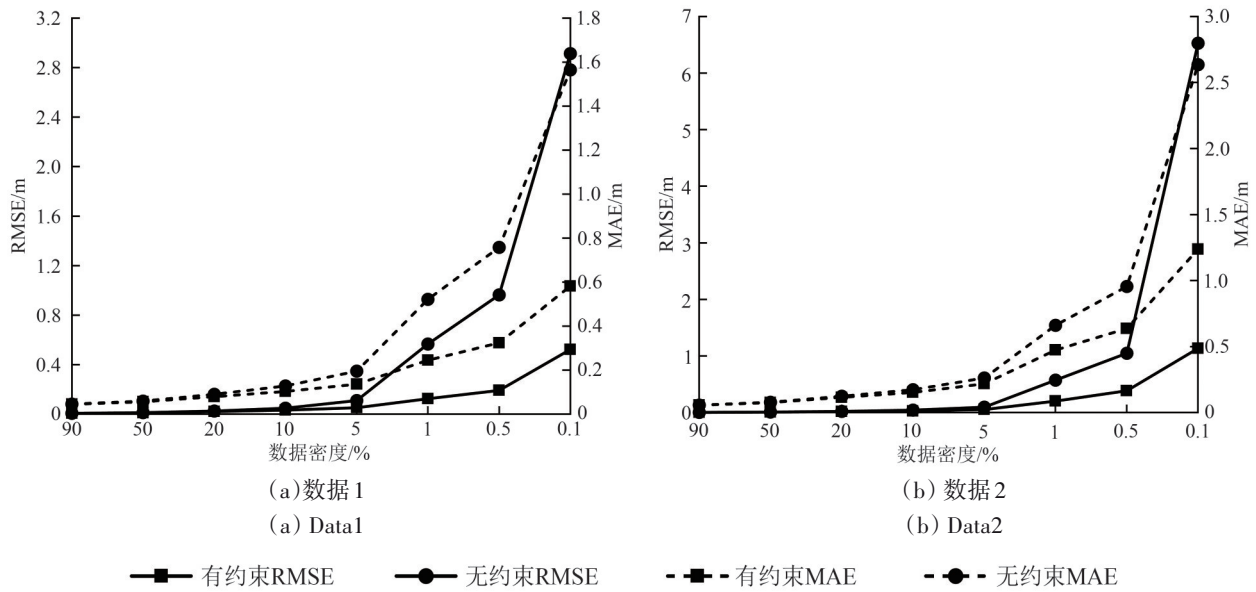


图 11 不同精简率下有和无断裂线约束DEM精度对比

Fig. 11 Comparison of DEM accuracy with and without break line constraints under different reduction rates

Data2在点云密度由90%降到0.1%时(图11(b)),无约束建模的RMSE(MAE)由0.005 m(0.057 m)增加到6.528 m(2.636 m);有约束建模的RMSE(MAE)由0.005 m(0.056 m)增加到1.137 m(1.238 m)。其中:在点云密度由10%降到0.1%时,无断裂线约束DEM的RMSE(MAE)增加了6.485 m(2.462 m);有断裂线约束DEM的RMSE(MAE)增加了1.108 m(1.086 m),即有断裂线约束DEM精度相较于无约束提高了82.9%(55.9%)。

图12展示了在矿区5%训练点云下有和无断裂线约束的DEM。结果表明:顾及地形断裂线约束

的DEM质量明显优于无约束的DEM,尤其是本文方法(图12(b))不仅较好保持了地形整体形态,而且精确重构了断裂地形处的细节。从局部细节图12(f)中可以看出,各方法均能清晰保持地形细节结构,其中,本文方法因提取了完整准确的地形断裂线,故效果最好,而其他方法精度略低。具体而言,LapS在局部放大处未能成功提取挡土坡坡脚位置处的断裂线,因而在坡脚线处重构结构不清晰;D8方法在局部放大处仅提取到部分地形断裂线,故未能有效约束DEM建模;PIM在局部放大处没能提取地形断裂线导致建模结果与无约束无异。

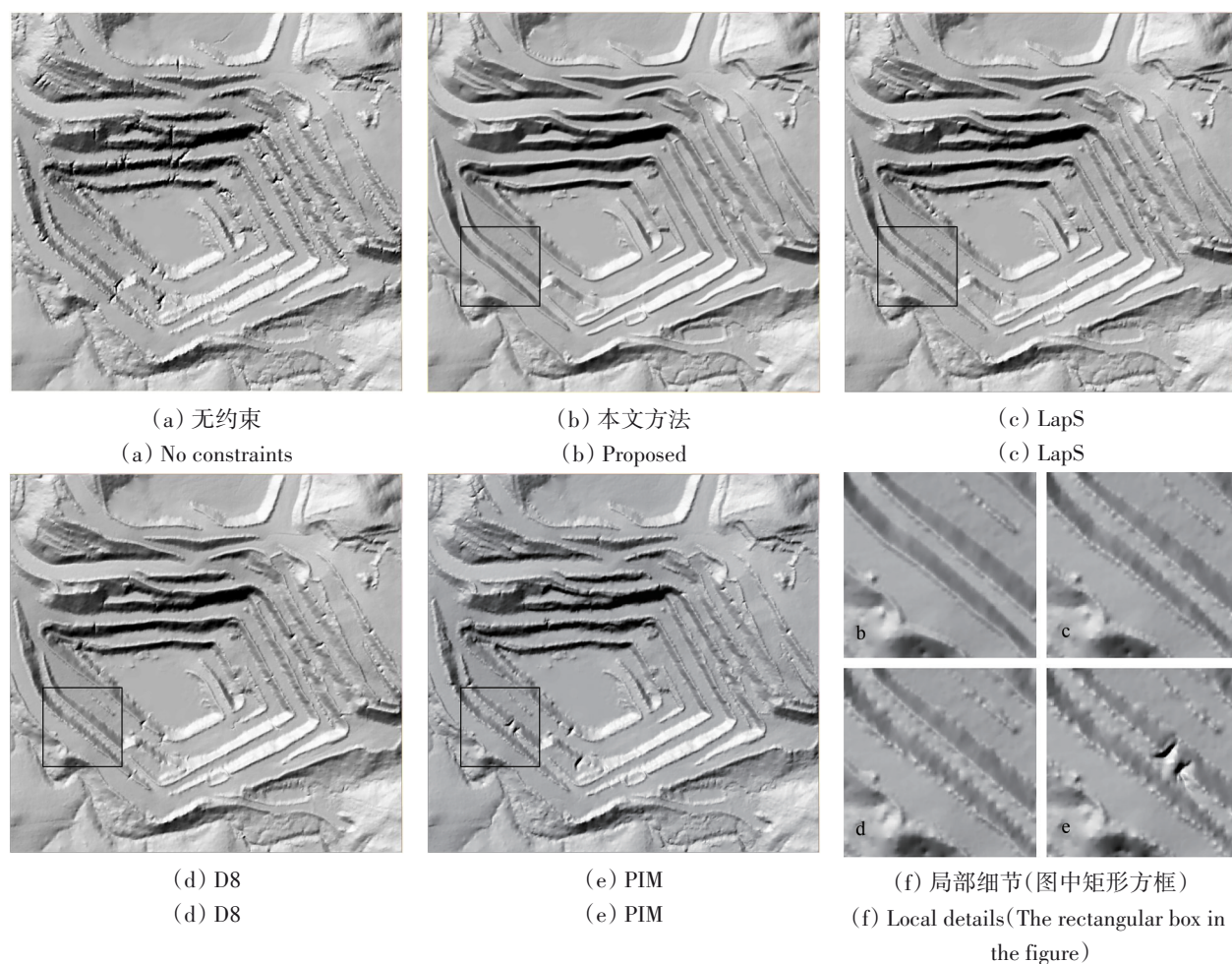


图 12 基于矿区 5% 训练点的各方法 DEM 对比

Fig. 12 DEM comparison of various methods based on 5% training points in mining area

4.5 计算效率比较

本文测试了 4 种方法的运行效率，实验环境硬件采用 32G 内存、6 核 2.5GHz Intel 处理器。其中，本文方法、LapS 和 PIM 方法均在 Windows 平台采用 Python 编程，D8 方法则通过 ArcGIS 提取特征线。如表 4 所示，D8 运算速度最快，这是因为该方法操作对象为栅格化 DEM；LapS 运算速度次之，

原因在于该方法是对分割后的每条特征线分别进行收缩；本文方法需要将所有特征点分成山脊点和山谷点，并对它们分别进行收缩，由此导致迭代过程中时间消耗较大；PIM 计算速度最慢，受限于该方法需要从点云中提取面块以及对相邻面块求交线。

表 4 各方法在不同地形下的运行时间

Table 4 Running time of each method under different terrain

方法	矿区地形运行时间/min	山地地形运行时间/min
本文方法	34.66	12.86
LapS	19.24	4.56
PIM	95.36	70.97
D8	0.33	0.32

5 结论

针对传统地形特征线提取方法存在完整度和

正确性不高、错提和漏提严重等问题，本文提出了一种顾及多尺度特征和防收缩断裂的地形断裂线提取方法。该方法使用顾及多尺度地形特征的

随机森林分类器提取断裂地形特征点, 提升了特征点提取的完整性与准确性; 通过垂直约束拉普拉斯使收缩骨架使地形断裂线更接近真实值。两组实例数据的视觉检查与定量评价均表明, 本文方法能够准确完整的提取地形特征线。其中, 相较 LapS、D8 和 PIM 方法, 本文方法在人为地形与复杂自然地形中断裂特征线的提取完整性、正确性和质量至少提高了 10.4%、5.8% 和 11.8%。而且, 在不同点云密度下加入断裂线约束较无约束的 DEM 精度均有大幅度提高, 特别在点云密度由 10% 降到 0.1% 时, 有约束 DEM 的 RMSE 较无约束 DEM 至少降低了 82.9%。后续拟将本文方法用于城市场景区原始点云中各种几何特征线(如建筑物边界线、屋脊线等)提取, 以验证其普适性和高效性, 进而支撑实景三维模型构建、高密度点云精简等。

参考文献(References)

- Au O K C, Tai C L, Chu H K, Cohen-Or D and Lee T Y. 2008. Skeleton extraction by mesh contraction. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3): 1-10 [DOI: 10.1145/1360612.1360643]
- Bei Y X, Chen C F, Wang X, Sun Y N, He Q X and Li K Y. 2023. Effects of airborne LiDAR point cloud density and interpolation methods on the accuracy of DEM and surface roughness. *Journal of Geo-Information Science*, 25(2): 265-276 (贝伟轩, 陈传法, 王鑫, 孙延宁, 何青鑫, 李坤禹. 2023. 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. *地球信息科学学报*, 25(2): 265-276) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2023.220486]
- Chang B T, Chen C F, Guo J J, Wu H M, Bei Y X and Li L Y. 2022. Point-based multi-scale morphological reconstruction filter. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(12): 2582-2593 (常兵涛, 陈传法, 郭娇娇, 武慧明, 贝伟轩, 李琳叶. 2022. 基于点的多尺度形态学重建滤波方法. *遥感学报*, 26(12): 2582-2593) [DOI: 10.11834/jrs.20210314]
- Gézero L and Antunes C. 2019. Automated road curb break lines extraction from mobile LiDAR point clouds. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(11): 476 [DOI: 10.3390/ijgi8110476]
- Guo J J, Chen C F, Yao X, Liu Y, Liu Y T and Liu P P. 2023. A multi-feature clustering-based hierarchical filtering method for airborne LiDAR point clouds in complex landscapes. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 52(10): 1724-1737 (郭娇娇, 陈传法, 姚喜, 刘妍, 刘雅婷, 刘盼盼. 2023. 基于多特征聚类的复杂环境机载点云层次滤波方法. *测绘学报*, 52(10): 1724-1737) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2023.20220371]
- Hackel T, Wegner J D and Schindler K. 2016. Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, III-3: 177-184 [DOI: 10.5194/isprsannals-iii-3-177-2016]
- Hackel T, Wegner J D and Schindler K. 2017. Joint classification and contour extraction of large 3D point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130: 231-245 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.05.012]
- He E L, Wang H P, Chen Q and Liu X G. 2017. An improved contextual classification method of point cloud. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(3): 362-370 (何鄂龙, 王红平, 陈奇, 刘修国. 2017. 一种改进的空间上下文点云分类方法. *测绘学报*, 46(3): 362-370) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20160096]
- Hu J L, Luo M L, Bai L C, Duan J L and Yu B. 2022. An integrated algorithm for extracting terrain feature-point clusters based on DEM data. *Remote Sensing*, 14(12): 2776 [DOI: 10.3390/RS14122776]
- Kong Y P, Fang L, Jiang Y L and Zhang Y P. 2012. A new method of extracting terrain feature lines by morphology. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 37(8): 996-999 (孔月萍, 方莉, 江永林, 张跃鹏. 2012. 提取地形特征线的形态学新方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 37(8): 996-999) [DOI: 10.13203/j.whugis2012.08.028]
- Lei X D, Guan H Y and Dong Z. 2025. Integrating ensemble prediction constraints and error prediction entropy maximization for MLS point cloud classification. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(1): 329-340 (雷相达, 管海燕, 董震. 2025. 整合集成预测约束与错误预测熵最大化的 MLS 点云分类方法. *遥感学报*, 29(1): 329-340) [DOI: 10.11834/jrs.20233174]
- Lin Y B, Wang C, Cheng J, Chen B L, Jia F K, Chen Z G and Li J. 2015. Line segment extraction for large scale unorganized point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102: 172-183 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.12.027]
- Liu S N, Chen X J, Hua X H, Lyu C N, Zheng Y P and Fu H. 2025. Point cloud contour feature point extraction method on the basis of domain feature parameter fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(3): 808-822 (刘书南, 陈西江, 花向红, 吕楚男, 郑益平, 付合. 2025. 邻域特征参数融合的点云轮廓特征点提取. *遥感学报*, 29(3): 808-822) [DOI: 10.11834/jrs.20243368]
- Liu Y T and Chen C F. 2024. Landslide susceptibility evaluation method considering spatial heterogeneity and feature selection. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 53(7): 1417-1428 (刘雅婷, 陈传法. 2024. 顾及空间异质性和特征优选的滑坡易发性评价方法. *测绘学报*, 53(7): 1417-1428) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2024.20230162]
- Luo H F, Fang L N and Chen C C. 2017. Curb point clouds extraction from vehicle-borne laser scanning data. *Journal of Geo-information Science*, 19(7): 861-871 (罗海峰, 方莉娜, 陈崇成. 2017. 车载激光扫描数据路坎点云提取方法. *地球信息科学学报*, 19(7): 861-871) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.00861]

- Nie J H, Liu Y, Gao H, Wang B Y and Ge Y Q. 2015. Feature line detection from point cloud based on signed surface variation and region segmentation. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 27(12): 2332-2339 (聂建辉, 刘焯, 高浩, 王保云, 葛毓琴. 2015. 基于符号曲面变化度与特征分区的点云特征线提取算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 27(12): 2332-2339) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-9775.2015.12.011]
- Sharp N and Crane K. 2020. A Laplacian for nonmanifold triangle meshes. *Computer Graphics Forum*, 39(5): 69-80 [DOI: 10.1111/cgf.14069]
- Wang J S, Jin S H, Bian G, Cui Y and Long Z Y. 2023. A multi-beam outlier automatic filtering algorithm combining uncertainty and density clustering method. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 52(10): 1669-1678 (王俊森, 金绍华, 边刚, 崔杨, 龙振宇. 2023. 结合不确定度与密度聚类算法的多波束异常值自动滤波算法. *测绘学报*, 52(10): 1669-1678) [DOI: 10.11947/j. AGCS. 2023.20220579]
- Wang P, Wang C, Xi X H, Nie S and Du M. 2024. Automatic extraction of high-voltage transmission pylons with multifeature constraints. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(10): 2651-2660 (王濮, 王成, 习晓环, 聂胜, 杜蒙. 2024. 多特征约束的输电通道杆塔点云提取. *遥感学报*, 28(10): 2651-2660) [DOI: 10.11834/jrs. 20232684]
- Wang X J, Chen D X, Chen C F, Xu L Z and Hong Z Z. 2025. A high accuracy DEM interpolation method considering the heterogeneous distribution of elevations in areas with breaklines. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 50(11): 2303-2310 (王兴杰, 陈东兴, 陈传法, 徐联中, 洪壮壮. 2025. 顾及空间异质性的断裂地形区高精度DEM建模方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 50(11): 2303-2310) [DOI: 10.13203/j. whugis20230364]
- 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 (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) [DOI: 10.11834/jrs.20233032]
- Xia Y L, Li X J and Wang T. 2018. A hybrid flow direction algorithm for water routing on DEMs. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 47(5): 683-691 (夏誉玲, 李小娟, 王涛. 2018. 基于数字高程模型的混合流向算法. *测绘学报*, 47(5): 683-691) [DOI: 10.11947/j. AGCS. 2018. 20170614]
- Xie D H, Li Y, Zhou K, Zhang Z X, Jin L, Yan G J, Mu X H, Li W H and Feng G Y. 2024. Information extraction and system construction of digital forest system based on multisource remote sensing data. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(5): 1281-1294 (谢东辉, 李益, 周坤, 张智祥, 金霖, 阎广建, 穆西哈, 李文航, 冯功耀. 2024. 基于多源遥感数据的数字林场信息提取与系统构建. *遥感学报*, 28(5): 1281-1294) [DOI: 10.11834/jrs.20242655]
- Xiong Y, Gao R Q and Xu Z Y. 2018. Random forest method for dimension reduction and point cloud classification based on airborne LiDAR. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 47(4): 508-518 (熊艳, 高仁强, 徐战亚. 2018. 机载LiDAR点云数据降维与分类的随机森林方法. *测绘学报*, 47(4): 508-518) [DOI: 10.11947/j. AGCS. 2018. 20170417]
- Yang B S, Han X and Dong Z. 2021. A deep learning network for semantic labeling of large-scale urban point clouds. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 50(8): 1059-1067 (杨必胜, 韩旭, 董震. 2021. 适用于城市场景大规模点云语义标识的深度学习网络. *测绘学报*, 50(8): 1059-1067) [DOI: 10.11947/j. AGCS. 2021. 20210093]
- Yang B S, Huang R G, Dong Z, Zang Y F and Li J P. 2016. Two-step adaptive extraction method for ground points and breaklines from lidar point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 119: 373-389 [DOI: 10.1016/j. isprs. 2016. 07. 002]
- Yang J T and Kang Z Z. 2018. Multi-scale features and Markov random field model for powerline scene classification. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 47(2): 188-197 (杨俊涛, 康志忠. 2018. 多尺度特征和马尔可夫随机场模型的电力线场景点云分类法. *测绘学报*, 47(2): 188-197) [DOI: 10.11947/j. AGCS. 2018. 20170556]
- Yang Y Y, Zang Y F, Xiao X W, Guan H Y and Peng D F. 2023. An accurate breakline-aware filtering method for airborne laser scanning point clouds. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 52(12): 2164-2177 (杨宇妍, 臧玉府, 肖雄武, 管海燕, 彭达峰. 2023. 基于地形断裂线约束的机载激光点云高精度滤波方法. *测绘学报*, 52(12): 2164-2177) [DOI: 10.11947/j. AGCS. 2023. 20220616]
- Zhou R Q, Wang P, Dai C G, Wang H Y, Jiang W S and Zhang Y S. 2024. Status and progress of deep learning-based pairwise point cloud rigid registration. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(12): 3074-3093 (周汝琴, 王鹏, 戴晨光, 汪汉云, 江万寿, 张永生. 2024. 基于深度学习的成对点云刚性配准现状与进展. *遥感学报*, 28(12): 3074-3093) [DOI: 10.11834/jrs.20243396]
- Zhou W, Peng R C, Dong J and Wang T. 2018. Automated extraction of 3D vector topographic feature line from terrain point cloud. *Geocarto International*, 33(10): 1036-1047 [DOI: 10.1080/10106049.2017.1325521]
- Zou K, Wo Y and Xu X. 2018. A feature significance-based method to extract terrain feature lines. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(3): 342-348 (邹昆, 沃焱, 徐翔. 2018. 利用特征显著度提取地形特征线的方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 43(3): 342-348) [DOI: 10.13203/j. whugis20150373]

Topographic break line extraction method considering multi-scale characteristics and anti-shrinkage fracture

YANG Ziming, LI Yanyan, HAO Jinda, HONG Zhuangzhuang, CHEN Chuanfa

College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

Abstract: Topographic break lines are key structural lines that describe complex terrain features and optimize terrain representation. They can precisely depict the geometric shapes and structural details of the terrain. Accurate extraction of these lines is of great significance for enhancing the authenticity and reliability of digital terrain models. However, accurately and completely extracting topographic break lines from point cloud data has always been a core technical challenge in the field of digital terrain modeling. In response to common problems such as low completeness, insufficient accuracy, and severe over- and under-extraction in current methods for extracting topographic break lines based on ground point clouds, this paper proposes a topographic break line extraction algorithm that takes into account multiscale characteristics and anti-shrinkage fracture. The aim is to significantly improve the accuracy and robustness of topographic break line extraction.

This method first addresses the issue of single-scale characteristics being insufficient for comprehensively capturing the complex terrain changes by using a random forest model based on multiple scales and features to capture potential terrain feature points. Then, potential feature points are classified into potential ridge and valley feature points by analyzing the point cloud contraction trend, and regional growth clustering with principal direction consistency constraints is used for denoising. Subsequently, the problem of feature lines breaking and endpoint contraction caused by traditional Laplacian smoothing is addressed by using the Laplacian with vertical constraints to smooth and refine the denoised potential ridge and valley feature points. Finally, under the constraint of connecting edge clipping rules to eliminate false connections, a minimum spanning tree is constructed to obtain high-quality topographic break lines.

The validity and superiority of the method were verified by conducting experiments in two typical terrains: mining areas and mountainous regions. Quantitative and qualitative comparisons were made with three mainstream methods (LapS, D8, and PIM). Results showed that the proposed method was significantly superior to the comparison methods in terms of completeness, accuracy, and comprehensive quality indicators. In each complex terrain area, the completeness, accuracy, and quality of topographic break line extraction improved by at least 10.4%, 5.8%, and 11.8%, respectively. The study also evaluated the accuracy of constructing a digital elevation model by using the proposed topographic break lines as constraints. The experiments found that, under different point cloud densities, especially when the data density was lower than 10%, the DEM accuracy constrained by the topographic break lines was significantly better than that without constraints. The root mean square error and mean absolute error of the DEM increased by 55.9% to 82.9%, effectively maintaining the terrain details and overall shape.

In conclusion, the proposed method, taking into account multiscale characteristics and anti-shrinkage fracture strategies, significantly improves the accuracy and completeness of topographic break line extraction. On this basis, it effectively supports the construction of high-fidelity digital elevation models, thereby providing a reliable technical solution for terrain feature analysis and high-precision digital terrain modeling in complex environments.

Key words: airborne LiDAR, topographic break lines, multiscale terrain characteristics, laplacian smoothing with constraints, digital elevation model

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271438, 42571501); Natural Science Foundation of Shandong Province (No. ZR2024MD040); Sichuan Science and Technology Program (No. 2026YFHZ0107)