

基于密度聚类的点云滤波算法研究

唐菓, 邓兴升*, 王清阳

长沙理工大学交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114

摘要 根据激光雷达点云的特征属性,用聚类的方式进行滤波,虽然是一种比较实用的方法,但在实践中,因为点云的数据量巨大,直接利用点的三维坐标进行聚类时的耗时过长、滤波结果误差过大,而且现有的许多滤波算法在不连续地形处的表现不佳。为解决大型点云的直接聚类问题并保留不连续地形的整体起伏,提出了一种新的基于密度聚类的点云滤波算法。以激光雷达点云的空间密度、地物类点云及地形类点云的特征属性为依据,首先根据点云的高程值密度聚类,再进行平面点云的筛选,从而降低数据的样本数量,最后通过基于密度的噪声应用空间聚类算法进行聚类,将原始点云分为噪音类、地物类及地形类点云。采用国际摄影测量与遥感学会提供的数据样本进行实验,并将所提算法与其他 8 种经典滤波算法进行了比较。定量与定性结果表明,所提算法在城区和农村地区均有较好的适用性,在不连续地形处滤波误差较小,在人工建筑和植被混合地区适应性较好。所提算法具有可行性,可在不同地形中使用。

关键词 遥感; 密度聚类; 基于密度的噪声应用空间聚类; 滤波

中图分类号 P237 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1628004

Point Cloud Filtering Algorithm Based on Density Clustering

Tang Guo, Deng Xingsheng*, Wang Qingyang

School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, Hunan, China

Abstract Clustering filtering is a practical method according to the characteristic attributes of the lidar point cloud. However, because of the large data size of the point cloud, direct clustering using three-dimensional point coordinates is time-consuming, produces large filtering error results, and existing filtering algorithms do not perform well in discontinuous terrain. In this paper, we proposed a new point cloud filtering algorithm based on density clustering to solve the direct clustering problem of large-scale point clouds and preserve the overall fluctuation of discontinuous terrain. First, based on the spatial density of lidar point cloud, the characteristic attributes of both ground object and terrain point clouds cluster according to the elevation value density of point cloud, and then screen the plane point cloud, to reduce the number of samples of data. Finally, the original point cloud is divided into noise, nonground, and ground point clouds using density-based spatial clustering of applications with noise algorithm. The experiment is conducted with data samples provided by the international society for photogrammetry and remote sensing. Furthermore, we compared the proposed algorithm with eight other classical filtering algorithms. The quantitative and qualitative results show that the proposed algorithm has good applicability in urban and rural areas, with small filtering error in discontinuous terrain and good adaptability in the mixed area of artificial buildings and vegetation. The proposed algorithm is feasible and can be used in different terrain.

Key words remote sensing; density clustering; density-based spatial clustering of applications with noise; filtering

1 引言

激光雷达技术能非接触、主动、快速获取物体表面具有三维坐标和一定属性的密集点云,为采集人工难

以到达地区的高程信息提供了帮助。机载激光雷达系统是目前较先进的、能实时获取地形表面三维空间信息和影像的航空遥感系统,其中的激光扫描系统获得的是离散点,地面三维信息来自各种地面目标,因而需

收稿日期: 2021-05-12; 修回日期: 2021-06-16; 录用日期: 2021-07-13

基金项目: 湖南省自然科学基金(2020JJ4601)、公路工程教育部重点实验室开放基金(kfj190203)

通信作者: *whudxs@163.com

要分离在地形表面上与非地形表面上的点^[1-3]。

从点云数据中剔除非地面点,获取真实数字高程模型的过程常称为“点云滤波”^[4]。点云滤波的算法有很多,一般可分为4种:基于坡度变化的算法、基于最小区块的算法、基于地表的算法和基于聚类或分割的算法^[5]。基于坡度变化的滤波算法需测量两点间的斜率或高差,并认为陡峭的坡度属于地物。Sithole^[6]利用坡度图在不同地区自适应地改变斜率阈值。Roggero^[7]使用局部线性回归对地面进行估计,以点距离最小高程点的水平距离和高差作为坡度的权重因子。基于最小区块的滤波算法定义了一个水平面作为判别函数。Wack等^[8]用分层的方法检测栅格元素,以格网内的实际近似最低点替代超过高差阈值的点,利用考虑了点标准差和地形形状的高斯拉普拉斯算子窗口从大到小依次检测并移除地物。基于地表的滤波算法定义了一个参数化表面作为判别函数。Elmqvist等^[9]使用动态轮廓模型,通过最小化模型的能量函数来获取地面点。Axelsson^[10]以格网内最低点构成一个稀疏 triangulated irregular network (TIN),计算点到三角面的垂直距离和到三个顶点的角度,满足条件则分为地面点并组成新的 TIN。Sohn等^[11]首先取4个地面点组成 TIN,形成四面体,然后以最小描述长度判断地面点,并重复进行向下致密化和向上致密化。Pfeifer等^[12]计算地形的粗略近似值,用垂直距离在权重函数中分配权重,并用线性预测的方法重新计算表面。基于曲面拟合提出的移动曲面算法适用性较好,但对初始点的选取困难较大,因此邢承滨等^[13]提出了一种置信区间检验算法,该算法利用残差、均方根误差和置信概率作为参考值,选择最佳初始种子点。朱磊等^[14]通过建立两级格网选取种子点,对种子点数量不足的情况以一级种子点为参考点进行种子点的表面生长。其他还有基于扫描线的滤波算法,如蒋志祥等^[15]针对算法难以滤除地面下方的噪声点及正、反坡度角相差较大点的问题,将顶点向量角与高差阈值作为判断条件以提高滤波精度。基于以上概念的算法理论较为成熟,算法众多,在大部分地区滤波结果较好,但是大多需对多种地形因素进行联合考虑,设置较多参数,且要通过逐级加密和多次迭代的方式来获取最终地形,也存在对地形起伏较大、陡坎区域滤波效果有待提高的问题。基于聚类或分割的滤波算法假设当聚类的任一点高于其邻域时,则聚类的任一点都应属于地物点类^[16]。Brovelli等^[17]对数据样条进行插值,并指出位于样条下的点是潜在的地面点,边缘存在于地面点和地物点之间的边界处。Sithole等^[18]将点云分割为仍包含高度不连续性的平滑段,通过比较与相邻段的拓扑和几何关系将所得段分类。Chehata等^[19]用 K-means 算法对点云进行分层过滤,再用局部坡度图完善地面点的过滤。此类滤波方法计算速度较快,适合处理复杂地形,能有效保留地形特征,但滤波时间依赖于选取的

阈值^[20]。

在分析现有聚类滤波算法的基础上,从改进算法自动化程度和充分利用点云原始信息的角度,基于密度的噪声应用空间聚类(DBSCAN)算法^[21],本文提出一种利用密度聚类的点云滤波算法。首先利用点云的一维坐标信息进行筛选,很大程度降低了聚类计算的复杂度;然后充分考虑点云邻域间的高差关系,经过多次聚类后将点云划分为地物类和地面类,达到从原始点云中剔除地物点的目的。

2 DBSCAN 算法原理

DBSCAN是一种基于密度的空间聚类算法,利用类的密度连通特性在具有噪声的空间数据库中可快速发现任意形状的簇,且无需预先确定类数,具有处理大型数据库的能力。在DBSCAN算法中设定了一组“邻域”参数 (ϵ, P_{\min}) ,其中 ϵ 表示对象的邻域, P_{\min} 表示对象邻域的最小密度。基于“邻域”参数,给出一组数据集 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$,以下介绍DBSCAN算法中的几个概念^[22]:

定义 1 (核心点):若对 $\forall x \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, $\rho(x) \geq P_{\min}$, 其中 $\rho(x)$ 表示对象密度,即在对象点的邻域 ϵ 内至少包含 P_{\min} 个样本,则称该对象是一个核心点。

定义 2 (边界点):若对 $\forall x \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, $\rho(x) < P_{\min}$, 但 $\exists y \in \epsilon(x)$ 且 $\rho(y) \geq P_{\min}$, 即在对象点的邻域 $\epsilon(x)$ 内,样本数少于 P_{\min} ,且至少有一个核心点,则称该对象是一个边界点。

定义 3 (噪声点):若对 $\forall x \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, $\rho(x) < P_{\min}$, 且 $\nexists y \in \epsilon(x)$ 满足 $\rho(y) \geq P_{\min}$, 即在对象点的邻域内,样本数少于 P_{\min} ,且没有一个核心点,则称该对象是一个噪声点。

定义 4 (直接密度可达):对 $\forall x_i, x_j \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 若 x_j 在 x_i 的邻域内,且 x_i 是核心对象,则称 x_j 由 x_i 直接密度可达。

定义 5 (密度可达):若存在一个对象链 x_1, x_2, \dots, x_n , 对于 $x_i (0 < i < n)$, x_{i+1} 从对象 x_i 密度直达,则称对象 x_n 从对象 x_1 是密度可达的,密度可达是非对称的。

定义 6 (密度相连):对 $\forall x_i, x_j \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 若 $\exists x_k \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 使 x_i 和 x_j 均由 x_k 密度可达,则称 x_i 和 x_j 密度相连,密度相连具有对称性。

DBSCAN 聚类的基本过程^[23]如下:将数据集样本标记为未处理对象,对每个样本查找数据集中关于“邻域”参数 (ϵ, P_{\min}) 的密度可达的所有对象,若样本点是核心点,以此为中心继续扩展,可找到一个关于 (ϵ, P_{\min}) 的类;反之,该样本点暂时标注为噪声点,继续处理下一个对象;最后,在核心点邻域内的噪声点则标

记为边界点。在 P_{min} 为 3 时, 点 B、D、E、F、H 为核心点, 点 A、C、G 为边界点, 其余点为噪声点, 如图 1 所示。

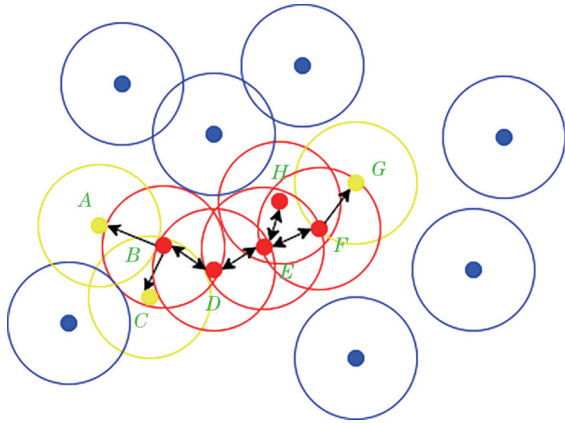


图 1 DBSCAN 示意图

Fig. 1 Schematic diagram of DBSCAN

3 所提滤波算法

3.1 所提滤波算法原理

利用密度聚类^[24]完成点云滤波的理论依据是在大多数地区, 地物和地形点云在空间中会呈现出不同的密度特点。在地物的点云边界处, 较小的水平距离内会出现大的高度跳跃, 而在点云的内部高差变化较小; 对地形而言, 点云在空间中整体变化平缓。以上的密度分化特性反映在空间中会呈现出密度的变化, 地物和地形之间存在明显的点云低密度区, 而地物和地形的内部属于点云高密度区, 高密度集合被低密度集合分开, 构成高密度带、低密度带、高密度带的密度分布特点。地物点在地形点的包围下, 在空间中构成了单独的封闭的点云集合, 由于这种特殊性, 非常适合使用聚类的方法对地物进行聚类查找。

考虑到在工程实践的实际情况下, 庞大的点云数据量会导致直接聚类计算时间过长、需要较大的内存支持、结果不佳的问题, 且为了在不连续地形区域保留真实的地形起伏。本实验组将虚拟格网与 DBSCAN 聚类算法结合, 通过提取三维空间中的子空间, 将三维空间分成水平面二维空间和高程一维空间。在水平面二维空间中利用虚拟格网对点云数据建立索引, 为点云数据匹配初始邻近点, 方便后续聚类。在高程一维空间中, 利用点云的密度连通性在匹配的水平邻近点中进行无监督的高程聚类, 充分利用水平方向邻近点的高差信息, 先提取出粗略的地形点。在三维空间中, 地物点云一般高于地形点云, 且其间存在高、低、高的密度跳跃, 以至地物点云在点云中一般可构成一封闭空间, 通过对较高封闭空间的查找再次剔除地物点。这样既能提高聚类速度, 避免在整个点云中多次遍历查找, 又能找到真实的邻近高程相近点, 提高聚类效果, 充分利用密度这一特征完成点云滤波。本实

验组认为, 选择合适的特征值完成点云的聚类就可以在保证聚类结果高质量的同时, 降低聚类过程的计算量。所提算法首先利用点云一维特征值中的高程值在快速聚类相近高程点的同时, 完成地物的移除; 其次利用点云二维特征值中的水平坐标值找到邻近点后, 再索引出高差, 以便快速搜索到较高空间的边界点; 最后利用点云的三维特征值完成空间聚类。

3.2 基本步骤与流程

所提基于密度聚类的点云滤波算法流程如图 2 所示, 基于密度聚类的点云滤波算法的主要步骤如下:

1) 划分点云。由于在一个大测区内, 地形通常也有大的高低起伏, 而地物就裹挟其中, 在点云大量堆砌的情况下, 从三维空间的角度观察, 很难准确剥离出地物, 如图 3 所示。因此, 在三维空间中直接对所有的点云进行聚类, 将导致聚类结果差。而且聚类将通过遍历寻找对象邻域, 在整个数据集内遍历导致耗时较长, 多数水平距离较远的点云对对象实际的聚类结果影响微弱。因此, 在数据三维空间的水平面子空间中, 通过点云的水平面坐标将大测区均匀分成若干个小测区, 可以更充分地凸显出地物在空间上的特征, 降低因与地形点云混杂而无法识别出地物点云的难度。

2) 初聚类。以点云的高程值作为聚类的特征属性值, 设邻域密度阈值为 P_{min} , 在点云的高程投影面上逐网格按“邻域”参数 (ϵ, P_{min}) 聚类点云, 依据 DBSCAN 的聚类高度自动化的特性, 将点云分为若干个无属性类。一般认为 P_{min} 应不小于数据的维度。因噪声点具

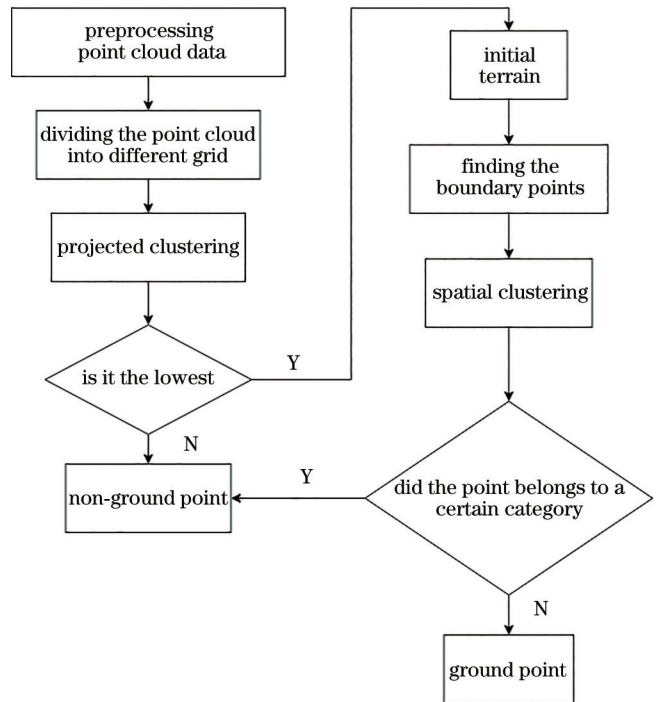


图 2 基于密度聚类的点云滤波算法流程图

Fig. 2 Flow chart of point cloud filtering algorithm based on density clustering

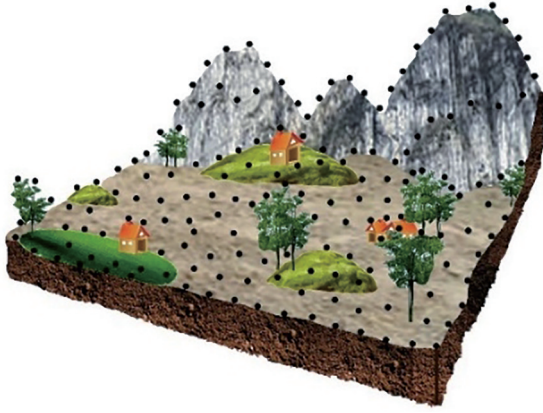


图 3 大测区激光点云位置模拟图

Fig. 3 Simulation map of laser point cloud position in large survey area

有无核心点、低密度的特征,在聚类的过程中噪声点将会被分为单独的 noise 类,以此达到去噪的效果。此过程可描述为

$$N_{x_j} = \{x_j \in X | D(x_i, x_j) \leq \epsilon\}, \quad (1)$$

$$|N_{x_j}| \geq P_{\min}, \quad (2)$$

$$n = \{p \in X | \forall i: p \notin C_i\}, \quad (3)$$

式中: N_{x_j} 即数据集 X 中与目标 x_j 距离不大于 ϵ 的所有对象; $D(x_i, x_j)$ 为对象 x_i 和 x_j 的距离; n 为噪声点集合; C_i 表示数据集 X 中的簇。

3) 筛选粗略地面点。在无监督初始聚类后会得到若干个无属性类,一般认为测区中的最低类是地形类,在汇总所有初始聚类结果后,此时的初始地形中仍可能包含地物点,所以需要对其结果进行再处理。

表 1 滤波误差的定义

Table 1 Definition of filtering error

Reference point	Filtered point		Quantitative evaluation index		
	Ground points	Non-ground points	Type I (TI)	Type II (TII)	Total (TE)
Ground points	a	b	$b/(a+b)$	$c/(c+d)$	$(b+c)/(a+b+c+d)$
Non-ground points	c	d			

表 1 中: a 为正确识别为地面点的地面点数; b 为错误识别为非地面点的地面点数; c 为错误识别为地面点的非地面点数; d 为正确识别为非地面点的非地面点数。I 类错误 TI 即拒绝误差,是指错误地将地面点分类为非地面点, TI 越小越能保留详细的细节; II 类错误 TII 即接受误差,指错误地将非地面点分类为地面点, TII 越小越能去除残留的地物点; TE 为总误差, TE 越小说明分类质量越高。

表 2 S53 的滤波误差统计

Table 2 Filter error statistics of S53

unit: %

Sample	TI	TII	TE
S53	15.40	24.91	15.78

4) 搜索边界点。在数据集中寻找最邻近点对,若存在一对点,使得以 (r_1, r_2) 为阈值时,它们在 r_1 的水平距离内的高差不小于 r_2 , 即认为较高的一点为边界点。

5) 重聚类。以找到的边界点为聚类初始点,在数据集中按“邻域”参数 (ϵ, P_{\min}) 对点云进行空间聚类。由于 DBSCAN 可以在无监督的条件下发现任意形状的高密度集合,根据这一特性,通过任一边界点的聚类就能找到整个地物。

6) 剔除非地面点。在得到二次聚类结果后,若发现某一点云有类属,则表明该点云归属于某一地物,认为该点云是地物点;反之则为地面点。

4 实验分析

为了验证所提算法对激光雷达点云的滤波性能,以由国际摄影测量与遥感学会 (ISPRS) 利用 Optech ALT M 扫描仪在 Vaihingen/Enz 测试区和 Stuttgart 市中心采集的激光雷达数据^[25]作为本次实验数据,数据具有不同的特征内容,并已将样本数据手工分类为地面点和非地面点。根据测区内的特征内容是否存在大型人工建筑物,从中选择了 2 个代表性特征为不连续地形的自然地形测区, 3 个代表性特征为桥梁、植被和建筑的混合地形测区,从定性和定量的角度,分析样本数据的滤波结果。

实验所用定量分析的依据为误差交叉矩阵。误差交叉矩阵作为一种滤波误差的评判标准,用于确定错误分类的地面点和非地面点的比例^[5, 25-26]。表 1 给出了误差交叉矩阵的定义。

4.1 自然地形测区

4.1.1 53 号样本

53 号样本来自乡村地区,如图 4、5 所示,其测区内的主要特征内容为大范围的不连续地形,且表现出整体四周高中间低、高度逐层增加、各层边缘呈不规则波浪形的特点。表 2 统计了 53 号样本的三类滤波误差值,表 3 对比了所提算法与其他经典滤波算法^[27-28]的 53 号样本滤波总误差。图 6 为所提算法的滤波结果

表 3 与其他滤波算法的 S53 总误差对比

Table 3 Comparison of S53 total filtering error with other filtering algorithms

unit: %

Sample	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	Sithole	Mean	Proposed algorithm
S53	48.45	20.19	8.91	12.60	52.81	17.29	27.24	37.07	28.07	15.78

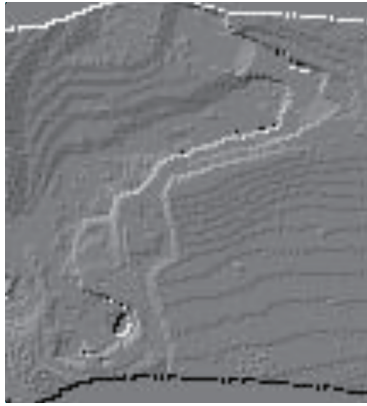


图 4 S53 3D 视图
Fig. 4 3D view of S53

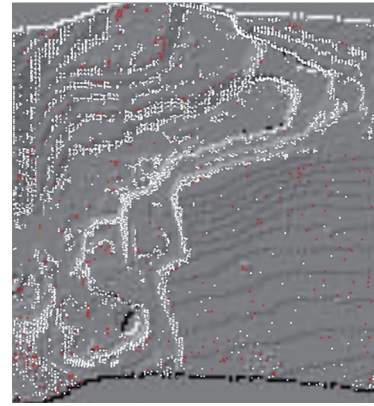


图 7 S53 错误点位置图
Fig. 7 Error point location map of S53

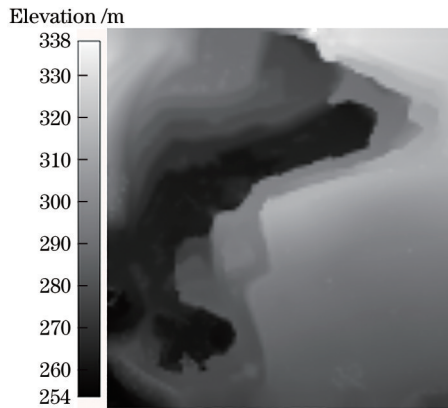


图 5 S53 高程图
Fig. 5 Elevation map of S53

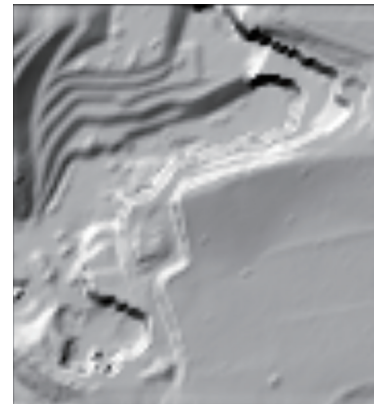


图 8 S53 滤后浮雕图
Fig. 8 Relief image after filtering of S53



图 6 S53 滤波结果图
Fig. 6 Filtering result map of S53

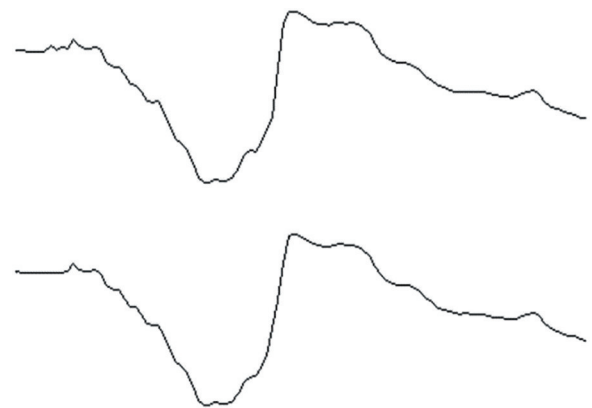


图 9 S53 剖面对比图
Fig. 9 Section plane comparison diagram of S53

图,圆点表示最终分类为地面点的点,圈点表示最终分类为地物点的点。图 7 为所提算法的 I 类错误点和 II 类错误点位置图,方点表示 I 类错误点,菱点表示 II 类错误点。图 8 为过滤后数据生成的阴影浮雕图,图 9 为

过滤前后的剖面对比图,过滤前的剖面图位于上方,过滤后的剖面图位于下方。

图 7 中 53 号样本滤波后的主要错误类型为 I 类错误, I 类错误点多沿断层边缘分布。当低层与高层的

高差大于 ϵ 时, 高层的边缘地形点部分被误判为地物点, 如图 10 所示, 若 ϵ 小于某一段地形落差, 可能就会出现分类错误。由于初始聚类是在各格网内独立完成的, 格网间互不干扰, 所以即使在某一格网内存在部分被误判的断层边缘地形点, 也不影响其他地形点的聚类。从图 8、图 9 也可以看出, 整体地形得到了保留。

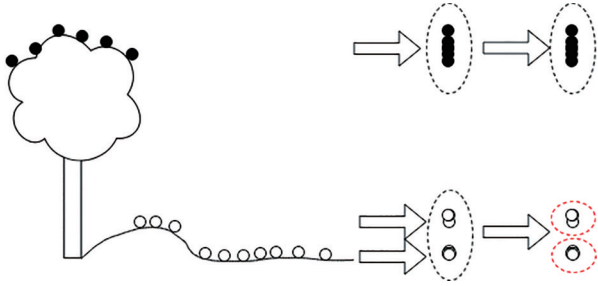


图 10 分类错误示意图

Fig. 10 Schematic diagram of classification error

4.1.2 61号样本

同样有大范围不连续地形的 61 号样本如图 11、12 所示, 断层多但高度变化较小、各层边缘比较规则、存在路堤。表 4 为 61 号样本的滤波误差, 表 5 为所提算法与其他滤波算法的 61 号样本总误差对比, 所提算法的滤波总误差很小。图 13、图 14 中, 圆点为地面点, 圈点为地物点, 白方点表示 I 类错误点, 菱点表示 II 类错误点。图 15 中, 样本的路堤得到了很好的保留。图 16 上面是过滤前的剖面图, 下面是过滤后的剖面图

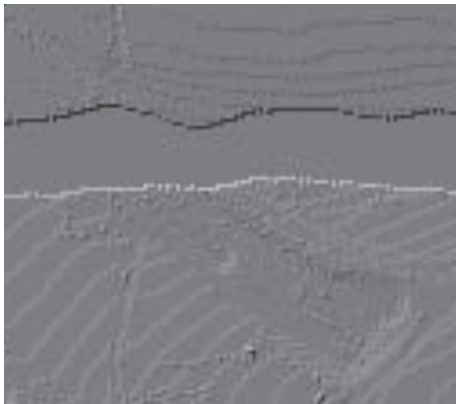


图 11 S61 3D 视图

Fig. 11 3D view of S61

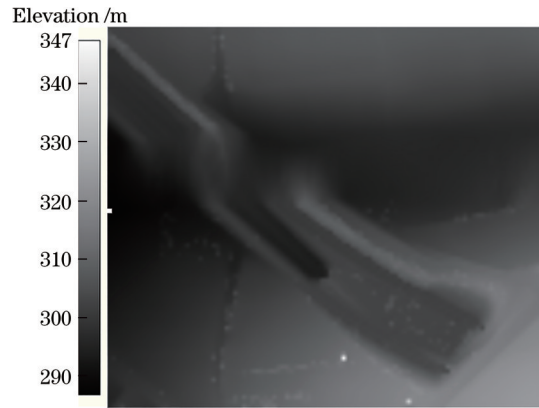


图 12 S61 高程图

Fig. 12 Elevation map of S61

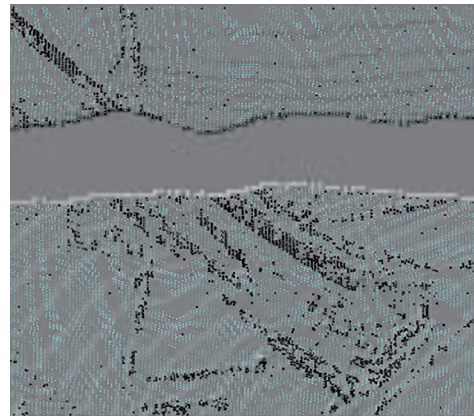


图 13 S61 滤波结果图

Fig. 13 Filtering result map of S61

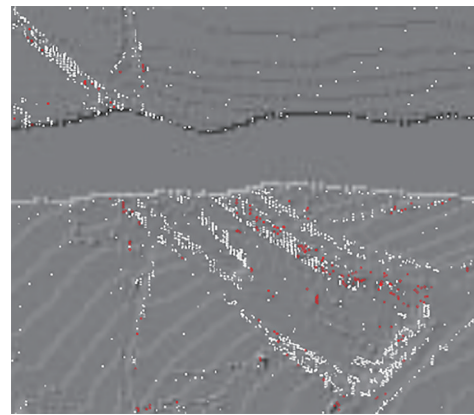


图 14 S61 错误点位置图

Fig. 14 Error point location map of S61

表 4 S61 的滤波误差统计
Table 4 Filter error statistics of S61

unit: %

Sample	TI	TII	TE
S61	5.56	15.84	5.91

表 5 与其他滤波算法的 S61 总误差对比
Table 5 Comparison of S61 total filtering error with other filtering algorithms

unit: %

Sample	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	Sithole	Mean	Proposed algorithm
S61	35.87	2.99	2.08	6.91	21.68	18.99	13.47	21.63	15.45	5.91

面图。

61号样本滤波后的主要错误类型为 I 类错误, I 类错误点多沿路堤边缘分布,大片断层处分布较少。由于路堤处地形的高差分布与大片断层处地形的高差分布相差较大,在大片断层处能有较好的滤波结果,但在此地形条件下考虑所设的 ϵ 小于在路堤处的实际地形高差,导致在路堤处错误的将地面点分类为了非地面点。从图 15、图 16 可以看出,本测区的重要特征地形得到了较好保留。

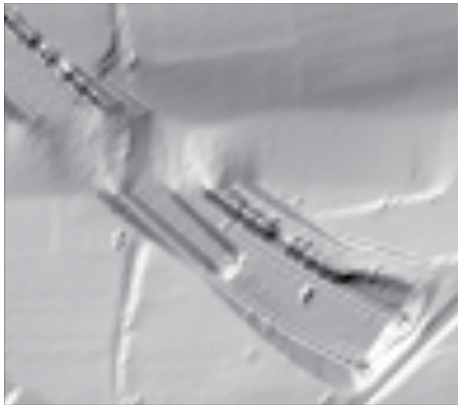


图 15 S61 滤波后浮雕图
Fig. 15 Relief image after filtering of S61

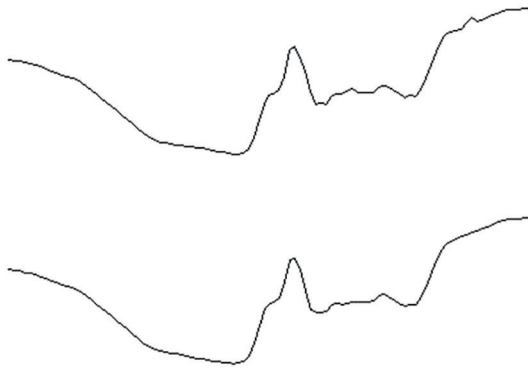


图 16 S61 剖面对比图
Fig. 16 Section plane comparison diagram of S61

4.2 混合地形测区

4.2.1 21号样本

21号样本是具有窄桥特征的城市样本,如图 17 所示,有植被和建筑物。表 6 为 21 号样本的滤波误差,表 7 为所提算法与其他滤波算法的 21 号样本总误差对比。图 18 中圆点表示最终分类为地面点的点,圈点表示最终分类为地物点的点。图 19 是过滤后数据经克里金插值生成的地形阴影浮雕图,图 20 中方点是 I 类错

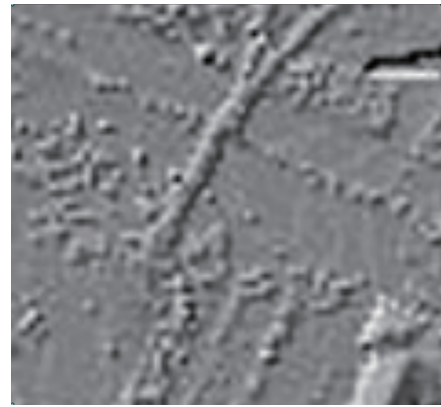


图 17 S21 3D 视图
Fig. 17 3D view of S21

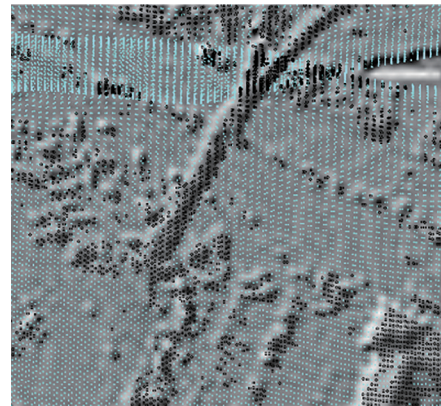


图 18 S21 滤波结果图
Fig. 18 Filtering result map of S21

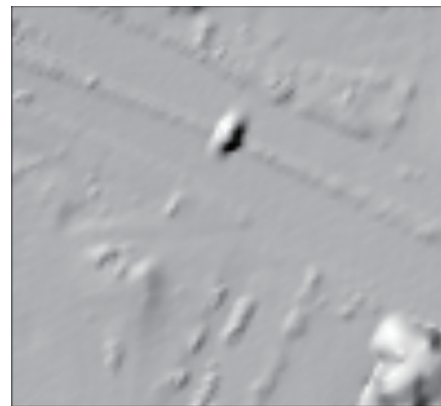


图 19 S21 滤波后浮雕图
Fig. 19 Relief image after filtering of S21

误点,菱形是 II 类错误点。图 22 桥面和建筑物处所框选的叉点为重聚类后重分为地物点的点,其中包括图 21 中三角点所在位置的点,三角点表示选中的边界点。

表 6 S21 的滤波误差统计
Table 6 Filter error statistics of S21

Sample	TI	TII	TE
S21	0.43	11.72	2.93

unit: %

表 7 与其他滤波算法的 S21 总误差对比

Table 7 Comparison of S21 total filtering error with other filtering algorithms

unit: %

Sample	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	Sithole	Mean	Proposed algorithm
S21	8.53	8.80	4.25	2.57	9.30	9.84	4.55	7.76	6.95	2.93

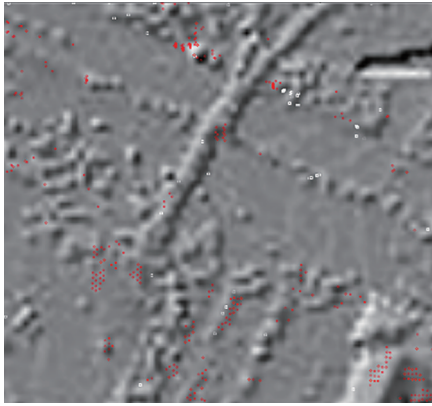


图 20 S21 错误点位置图

Fig. 20 Error point location map of S21

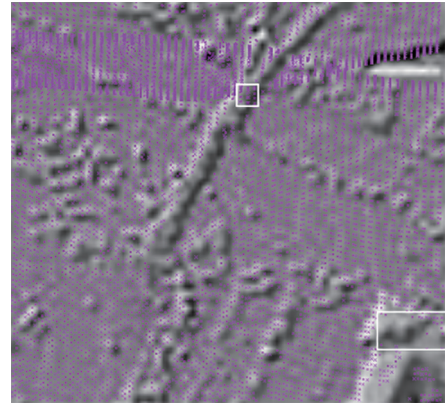


图 22 S21 重分结果图

Fig. 22 Re-division result map of S21

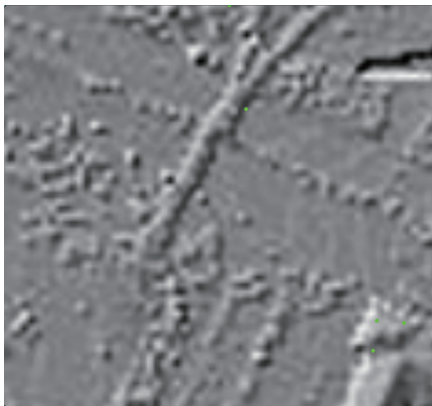


图 21 S21 边界点位置图

Fig. 21 Mutation point location map of S21

图 19 中,桥已基本移除,大部分地物准确移除。图 20 表明,21 号样本的滤波误差主要是 II 类错误,残留桥面点和建筑点就是这个原因。图 21 中的边界点分布在地物的边界处,通过二次聚类,部分错分的地物点得到改正。残留桥点附近是植被点,由于高度相近,

该部分的桥点未能产生边界点,选中的建筑边界点与残留建筑点间距离大于 ϵ ,二次聚类时不构成“密度相连”,所以未能得到改正。

4.2.2 24 号样本

24 号样本也是来自城区,如图 23 和 24 所示,在斜坡上分布有植被和建筑物。表 8 为 24 号样本的滤波误差,表 9 为所提算法与其他滤波算法的 24 号样本总误差对比。图 25 为所提算法的滤波结果图,图 26 为所提算法的 I 类错误点和 II 类错误点位置图,各点含义与上小节相同。从图 27、28 可知,在斜坡地形上滤波了大部分植被,同时保留了地形的两处低洼。但是建筑未滤除干净,且分布形状较为规则。原因是初聚类时网格内恰好无地面点,在高度相近的情况下,地物点被误判为地面点,等待后续重分类,但是在重分类时,由于该建筑点周围的地物点在上一阶段已经被滤除,导致该部分误判的地物找不到“密度相连”点参与二次聚类,因此被错误地判断为了地面。结合表 8、表 9 可以看出,所提算法在 24 号样本的总误差优于均值。

表 8 S24 的滤波误差统计

Table 8 Filter error statistics of S24

unit: %

Sample	TI	TII	TE
S24	10.49	14.92	11.71

表 9 与其他滤波算法的 S24 总误差对比

Table 9 Comparison of S24 total filtering error with other filtering algorithms

unit: %

Sample	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	Sithole	Mean	Proposed algorithm
S24	13.83	13.33	4.42	8.64	36.06	23.25	11.53	25.28	17.04	11.71

4.2.3 71 号样本

71 号样本在斜坡上有桥梁、路堤、地下通道、房屋,如图 29 所示。表 10 统计了 71 号样本的三类滤波

误差值,表 11 对比了所提算法与其他经典滤波算法^[27-28]的 71 号样本滤波总误差。图 32 中的方点表示 I 类错误点,菱点表示 II 类错误点,图 34 中框选的叉

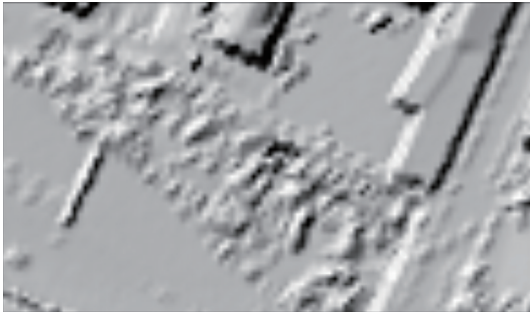


图 23 S24 滤前浮雕图

Fig. 23 Relief image before filtering of S24

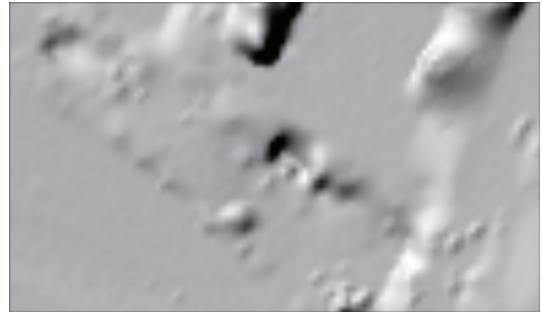


图 27 S24 滤后浮雕图

Fig. 27 Relief image after filtering of S24



图 24 S24 高程图

Fig. 24 Elevation map of S24

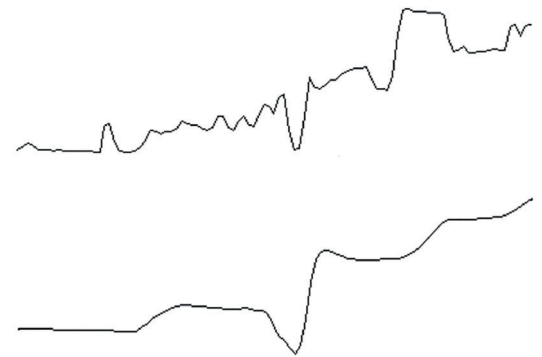


图 28 S24 剖面对比图

Fig. 28 Section plane comparison diagram of S24

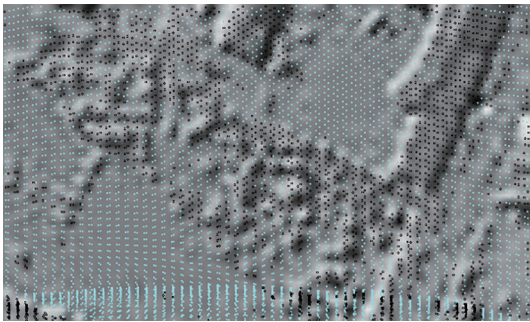


图 25 S24 滤波结果图

Fig. 25 Filtering result map of S24



图 29 S71 3D 视图

Fig. 29 3D view of S71

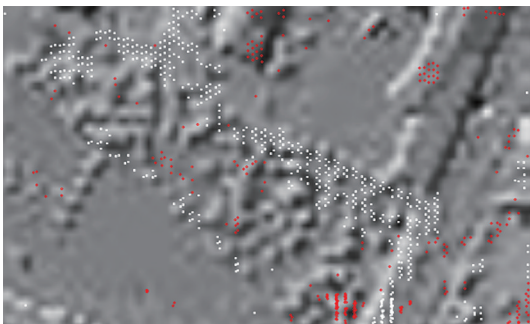


图 26 S24 错误点位置图

Fig. 26 Error point location map of S24

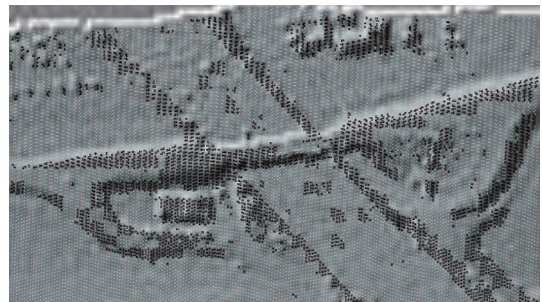


图 30 S71 滤波结果图

Fig. 30 Filtering result map of S71

表 10 S71 的滤波误差统计

Table 10 Filter error statistics of S71

unit: %

Sample	TI	TII	TE
S71	15.26	10.17	14.68

表 11 与其他滤波算法的 S71 总误差对比

Table 11 Comparison of S71 total filtering error with other filtering algorithms

unit: %

Sample	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	Sithole	Mean	Proposed algorithm
S71	34.22	2.20	1.63	8.85	34.98	5.11	16.97	21.83	15.72	14.68



图 31 S71 滤后浮雕图

Fig. 31 Relief image after filtering of S71

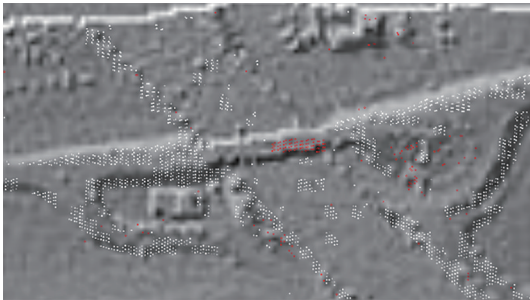


图 32 S71 错误点位置图

Fig. 32 Error point location map of S71

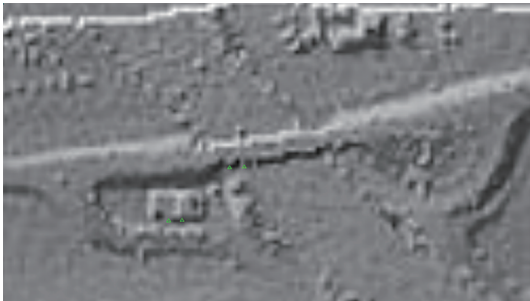


图 33 S71 边界点位置图

Fig. 33 Mutation point location map of S71

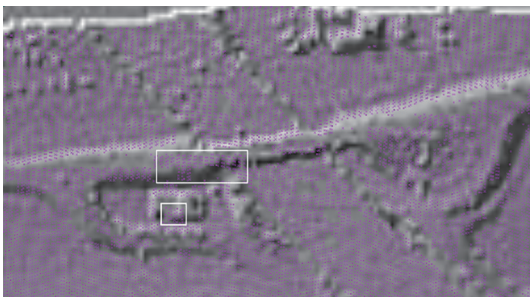


图 34 S71 重分结果图

Fig. 34 Re-division result map of S71

点是经图 33 中的边界点重分后得到的。图 30 中最终分类为地面点的圆点有部分在桥上,原因是此桥作为

地面附着物,左右两段是沿地形逐渐抬高和降低的,中间跨越路堤的部分是整座桥高差最大处,整座桥与地面衔接,桥点比较符合地面点特征,难以准确剥离,在人工分类中左右两段属于地面,只有中间段属于地物,因此在聚类后产生了分类错误。

5 结 论

提出了一种基于密度聚类的点云滤波算法,所提算法根据实际地形找到合适的参数范围后,滤波过程无需人为干预。实验结果表明:1)所提算法在农村和城市地区都有较好的滤波结果。对不连续地形,虽在边缘处仍难以将它与地物有效区分,但整体滤波效果较好。在植被覆盖、有桥、有堤地区,可以分离出地物,保留整体地形,滤波误差较小。2)滤波结果的 I 类错误,主要是 ϵ 小于实际地形变化,将地面点分类为非地面点导致的。发生 II 类错误的原因在于: ϵ 大于实际地形变化,将地物点和地面点混为一类;部分地物点不在 (r_1, r_2) 范围内,未选为边界点直接参与二次聚类;重聚类时,实际点间距大于 ϵ ,导致与所选地物点密度不相连而被误标识为地面点。以上原因的共同作用下,将非地面点错分为地面点。

针对上述问题,接下来将对参数的自适应改进、错分点后续重分类、不连续地形边缘识别等问题进行进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 隋立春,张宝印. Lidar 遥感基本原理及其发展[J]. 测绘科学技术学报, 2006, 23(2): 127-129.
Sui L C, Zhang B Y. Principle and trend of airborne laser scanning remote sensing[J]. Journal of Zhengzhou Institute of Surveying and Mapping, 2006, 23(2): 127-129.
- [2] 杨必胜,梁福逊,黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1509-1516.
Yang B S, Liang F X, Huang R G. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1509-1516.
- [3] 陈松尧,程新文. 机载 LIDAR 系统原理及应用综述[J]. 测绘工程, 2007, 16(1): 27-31.
Chen S Y, Cheng X W. The principle and application of airborne LIDAR[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2007, 16(1): 27-31.
- [4] 黄先锋,李卉,王潇,等. 机载 LiDAR 数据滤波方法评述[J]. 测绘学报, 2009, 38(5): 466-469.
Huang X F, Li H, Wang X, et al. Filter algorithms of airborne LiDAR data: review and prospects[J]. Acta

- Geodastica et Cartographica Sinica, 2009, 38(5): 466-469.
- [5] Sithole G, Vosselman G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 59(1/2): 85-101.
- [6] Sithole G. Filtering of laser altimetry data using a slope adaptive filter[J]. International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing, 2001, 34(3/W4): 203-210.
- [7] Roggero M. Airborne laser scanning: clustering in raw data[J]. International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing, 2001, 34(3/W4): 227-232.
- [8] Wack R, Wimmer A. Digital terrain models from airborne laser scanner data-a grid based approach[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2002, 34(3): 293~296.
- [9] Elmqvist M, Jungert E, Lantz F, et al. Terrain modelling and analysis using laser scanner data[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2001, XXXIV(3/W4): 219-227.
- [10] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 23(B4): 110-117.
- [11] Sohn G, Dowman I. Terrain surface reconstruction by the use of tetrahedron model with the MDL criterion[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2002, 34(3A): 336-344.
- [12] Pfeifer N, Reiter T, Briese C, et al. Interpolation of high quality ground models from laser scanner data in forested areas[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 32(3W14): 31-36.
- [13] 邢承滨, 邓兴升, 徐康. 基于置信区间估计理论的改进型移动曲面算法[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 0328001.
Xing C B, Deng X S, Xu K. Improved moving surface algorithm based on confidence interval estimation theory [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(3): 0328001.
- [14] 朱磊, 邓兴升, 邢承滨, 等. 基于多级种子点优化的移动曲面滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(17): 172801.
Zhu L, Deng X S, Xing C B, et al. Moving surface filtering algorithm based on multilevel seed point optimization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(17): 172801.
- [15] 蒋志祥, 邓兴升, 邢承滨. 基于顶点向量角的改进型扫描线滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(23): 232801.
Jiang Z X, Deng X S, Xing C B. Improved scan line filtering algorithm based on vertex vector angle[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(23): 232801.
- [16] 李峰. 机载LiDAR点云的滤波分类研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2013.
Li F. A research on filtering and classification of airborne LiDAR point clouds[D]. Beijing: China University of Mining & Technology, Beijing, 2013.
- [17] Brovelli M A, Cannata M, Longoni U M. Managing and processing LIDAR data within GRASS (2002)[EB/OL]. [2021-02-03]. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.19.8294>.
- [18] Sithole G, Vosselman G. Filtering of airborne laser scanner data based on segmented point clouds[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2005, 36(3/W19): 66-71.
- [19] Chehata N, David N, Bretar F. LIDAR data classification using hierarchical K-means clustering[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 37(B3b): 325-330.
- [20] 胡永杰, 程朋根, 陈晓勇, 等. 机载激光雷达点云滤波算法分析与比较[J]. 测绘科学技术学报, 2015, 32(1): 72-77.
Hu Y J, Cheng P G, Chen X Y, et al. The analysis and comparison of airborne LiDAR point cloud filter algorithms[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2015, 32(1): 72-77.
- [21] Ester M, Kriegel H-P, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]//the 2nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD' 96), August 2, 1996, Portland, Oregon, USA. Menlo Park: AAAI Press, 1996: 373-382.
- [22] 王光, 林国宇. 改进的自适应参数DBSCAN聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(14): 45-51.
Wang G, Lin G Y. Improved adaptive parameter DBSCAN clustering algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(14): 45-51.
- [23] 荣秋生, 颜君彪, 郭国强. 基于DBSCAN聚类算法的研究与实现[J]. 计算机应用, 2004, 24(4): 45-46, 61.
Rong Q S, Yan J B, Guo G Q. Research and implementation of clustering algorithm based on DBSCAN[J]. Computer Applications, 2004, 24(4): 45-46, 61.
- [24] 李文杰, 闫世强, 蒋莹, 等. 自适应确定DBSCAN算法参数的算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 1-7, 148.
Li W J, Yan S Q, Jiang Y, et al. Research on method of self-adaptive determination of DBSCAN algorithm parameters[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 1-7, 148.
- [25] Sithole G, Vosselman G. Report: ISPRS Comparison of Filters[EB/OL]. [2021-02-03]. <https://www.itc.nl/isprs/wgIII-3/filtertest/report05082003.pdf>.
- [26] 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.
- [27] 朱笑笑, 王成, 习晓环, 等. 多级移动曲面拟合的自适应阈值点云滤波方法[J]. 测绘学报, 2018, 47(2): 153-160.
Zhu X X, Wang C, Xi X H, et al. Hierarchical threshold

adaptive for point cloud filter algorithm of moving surface fitting[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(2): 153-160.

- [28] 赵明波, 何峻, 田军生, 等. 基于改进的渐进多尺度数学形态学的激光雷达数据滤波方法[J]. 光学学报,

2013, 33(3): 0328001.

Zhao M B, He J, Tian J S, et al. Ladar data filtering method based on improved progressive multi-scale mathematic morphology[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33 (3): 0328001.