

# 顾及地物邻域特征的 LiDAR 点云布料模拟滤波优化

宋晨洋, 王 强, 高德涵, 庞家颖, 吴欣怡, 张 虎  
(天津师范大学地理与环境科学学院, 天津 300387)

**摘 要:**布料模拟滤波算法在 LiDAR 点云的地物分离中起到重要作用。但是,此方法得到的地面点云中往往含有残留的非地面点云,导致滤波分类结果不彻底、不准确。本文提出一种顾及地物邻域特征的布料模拟 LiDAR 点云滤波自动优化算法,可以快速精准地解决这一问题。首先,对 LiDAR 点云进行布料模拟滤波处理,在其分类结果的基础上对非地面点云进行组件分割,得到具有缓冲区域的一系列点云子集;其次,拟合子集所在地面点云得到主平面,对地面点云进行高程归一化处理;最后,利用第三势差算法对每块地面点云进行滤波优化处理。选取三组有代表性的实验数据进行测试,结果表明:相较于布料模拟滤波算法,本文方法整体精度得到提升,尤其是在布料模拟滤波算法的 II 类误差上有着明显优化效果,II 类精度平均提升 12.3%,可有效解决布料模拟滤波算法分类结果中存在残留的问题。

**关键词:**LiDAR 点云;布料模拟滤波;组件分割;高程归一化;第三势差

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2023.01.007

## Optimization of cloth simulation filter considering the feature of neighborhood characteristics of object for LiDAR point cloud

SONG Chen-yang, WANG Qiang, GAO De-han, PANG Jia-ying, WU Xin-yi, ZHANG Hu  
(College of Geography and Environmental Sciences, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China)

**Abstract:** The cloth simulation filter is important for the separation of features and is widely used in the field of point cloud classification. However, the ground point clouds obtained by this method often contain off-ground point clouds, which results in inaccurate outcome. The paper proposes an automatic optimization method for cloth simulation filter that considers the neighborhood features of the object, which can quickly and accurately solve this problem. Firstly, the data is filtered by cloth simulation filter. the off-ground point cloud of the results is segmented. A series of subsets are obtained; Secondly, fit the point cloud of each subset to obtain the main plane. Normalize the elevation of ground point clouds; Finally, filter ground point cloud by the third potential difference. Select three sets of representative data to test. Results showed that compared with the cloth simulation filter, the overall accuracy of the proposed was improved, especially in class II errors, and the accuracy was increased by an average of 12.3%, which can effectively solve the problem of the cloth simulation filter.

**Keywords:** LiDAR point cloud; cloth simulation filter; component segmentation; elevation normalization; third potential difference

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 42001412; No. 41971306);天津市级大学生创新创业训练计划项目(No. 202110065115)资助。

**作者简介:**宋晨洋(2001-),女,主要从事激光雷达点云处理方面的研究。E-mail:seyoung@foxmail.com

**通讯作者:**王 强(1989-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事无人机摄影测量及激光雷达三维点云处理方面的研究。E-mail:wangqiang\_study@163.com

**收稿日期:**2022-07-03; **修订日期:**2022-08-10

## 1 引言

激光雷达 (Light Detection And Ranging, LiDAR) 具有分辨率高、抗干扰能力强、探测范围广等特点,能够快速提取三维点云数据,因此被广泛应用于机载数据采集和车载驾驶中。点云滤波算法在自动驾驶数据的处理中起到非常重要的作用<sup>[1]</sup>。通过对 LiDAR 点云的地面点和非地面点进行分类,为回避障碍物、车辆避让以及保护行人等提供保障。当前主要的点云滤波算法有基于曲率的滤波算法、基于坡度拟合的滤波算法、基于渐进加密三角网的滤波算法<sup>[2-4]</sup>。该类算法主要基于点云数据的几何特征,通过简单计算以及设置阈值的方法实现滤波的效果,但传统几何算法原理简单,迭代运算高,耗时严重且忽略了地面的整体连续性。

2016 年,张吴明等提出布料模拟滤波 (Cloth Simulation Filter, CSF) 算法<sup>[5]</sup>,从物理模型角度出发,通过“质点-弹簧”模型模拟轻质布料下落并依附在反转点云上的状态,实现对地面点云的拟合以及点云滤波。布料模拟的结果受硬度参数及阈值参数影响,对于多元化地形,统一的硬度参数无法实现各种区域的最佳拟合效果。

在此基础上,出现了一系列基于传统滤波算法的 CSF 改进算法,以实现 CSF 算法在一定程度上的对多元地形的自适应。例如:基于高程归一化的布料模拟滤波算法<sup>[6]</sup>,对 LiDAR 点云进行高程归一化处理,使点云的形态贴近平地地形后进行 CSF,以求达到最好的效果。又如:虚拟格网分类支持下的密集匹配点云布料模拟滤波<sup>[7]</sup>,根据对地形的判别,选择不同的布料模拟参数,以实现 CSF 算法对全部地形最大程度的适应。这些革新都是对 CSF 之前的处理进行改进,并不能改善 CSF 本身带来的缺陷。CSF 受限于距离阈值  $h$ ,  $h$  是一个用来判别地面点及非地面点的距离参数。当点云与布料网格中模拟粒子的距离小于  $h$  时,该点被划分为地面点,反之被划分为非地面点,导致滤波分离后的地面点云在  $h$  阈值范围内总会存在被错误分为地面点的非地面点云。

据此,本文提出一种针对 CSF 这一缺陷的自动优化方法。在 CSF 算法的基础上,对其进行 LiDAR 点云分割、高程归一化以及第三势差滤波处理,以提升滤波精度和效果。

## 2 布料模拟滤波

布料模拟又称布料模型,是在计算机图形学中用于模拟布料状态的一种模型,由具有质量的且彼此相互连接的粒子组成的网格模型。粒子具有质量但没有形状,两个粒子之间遵循“胡克定律”,这种关系使粒子与粒子彼此建立了“质点-弹簧”模型。CSF 基于此模型<sup>[5]</sup>,在点云反转后,仅考虑重力和结点间相互作用力的状态下,模拟轻质布料下落并依附在反转后的点云面上的一种算法。通过适当调整布料的硬度,在柔软度适当的情况下,布料依附地面点云而不粘连地面点云上的地物点,就可以将这块布料视为对地面点云的拟合,布料的形状即为该处点云的数字高程模型。基本原理如图 1 所示。

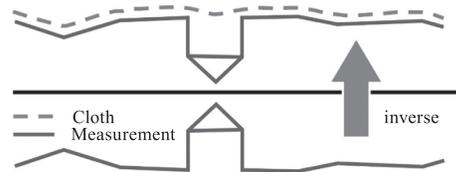


图 1 布料模拟滤波示意图

Fig. 1 Schematic diagram of CSF

## 3 布料模拟滤波优化方法

本文算法基于上述 CSF 的结果,进行如下步骤完成对 CSF 结果的优化。首先,在 CSF 算法的基础上,通过空间邻域连通区域标记法<sup>[8]</sup>,实现对非地面点云类别的组件分割,获得一系列组件化的点云子集,针对每一个组件,为其划定一定缓冲区域,这些区域内所对应的地面点云就是需要精准优化的部分。其次,对该区域内的点云进行平面拟合,利用坡度坡向进而实现点云的高程归一化,得到各点云与地面点云平面的相对高程。最后,利用第三势差对高程归一化后的点云进行滤除,以达到对残余非地面点自适应滤除处理的效果,从而优化了 CSF 算法因距离阈值参数导致的误差与缺陷。算法流程如图 2 所示。

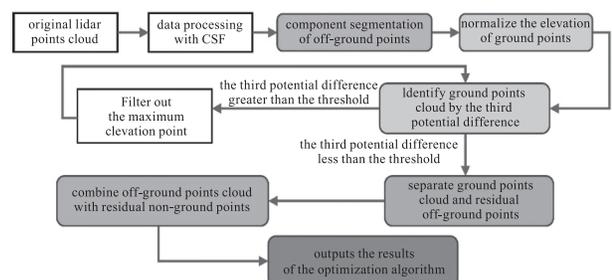


图 2 本文滤波优化算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the proposed

### 3.1 空间连通区域标记地物分离

考虑到 CSF 算法的点云残留问题只出现在有地物的区域,而不是整个测区的地面点云都存在这样的问题,因此可以只提取出含有地物的特定区域。对 CSF 算法结果的非地面点云进行点云聚类划分,将这些点云子集所对应的地面点云进行优化处理。本文利用空间邻域连通区域标记法,将点云划分为若干个不同组件,针对每一个组件向外设定一个缓冲区域,以这样的区域所对应的地面点云作为优化方法处理的对象。通过多次 RANSAC 随机拟合,选取法向量与水平地面垂直并且面积最大的平面作为该组件点云的拟合平面,平面具有坡向与坡度等信息。分类后的 LiDAR 点云效果如图 3 所示。

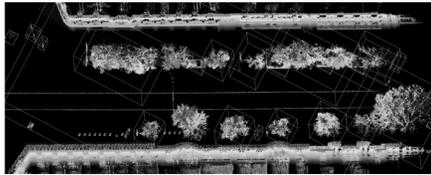


图 3 点云组件分割结果图

Fig. 3 A result plot of the point cloud component segmentation

### 3.2 地物邻域坐标归一化

为了更好地实现基于第三势差滤波算法的优化,对点云进行坐标归一化处理,使每个组件的地面点云构成的平面坡向为 0,坡度为 0,即平面与水平地面平行。该过程可以看作是三维物体的空间变换,通过对三维点云进行两次关于旋转矩阵的变换运算实现,原理如图 4 所示,(a)代表点云以 Z 轴为旋转轴,逆时针旋转至坡向在 XOY 面上的投影与 Y 轴正方向同向的过程,(b)代表点云以内部一点为旋转点,在 YOZ 面上旋转至坡度为 0 的过程。

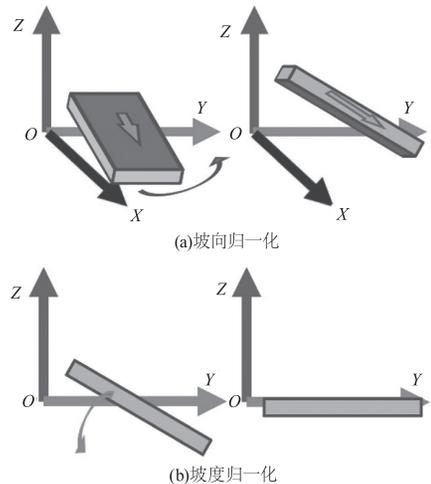


图 4 高程归一化过程

Fig. 4 Processes of elevation normalization

基本步骤如下:

1) 输入点云,建立点云存储容器  $K_{point} \{Point\ XYZ\ position, int\ table\}$ ,遍历点云将各点的坐标信息存储在  $position$  中,记  $table$  为 1。

2) 遍历容器中点云,对每个点云的坐标实现点云坡向归零,使用如下公式:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x\cos\theta \\ x\sin\theta + y\cos\theta \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

3) 遍历容器中点云,对每个点云的坐标实现点云坡度归零,使用如下公式:

$$\begin{pmatrix} y'' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha & 0 \\ \sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y'\cos\alpha \\ y'\sin\alpha + z'\cos\alpha \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中,  $\theta$  为拟合平面的坡向值;  $\alpha$  为拟合平面的坡度值;  $(x, y, z)$  为点云初始的坐标;  $(x', y', z')$  为点云邻域坐标归一化后的结果,即为后续第三势差滤波处理提供输入。

如图 5 所示,按高程字段对点云进行颜色渲染,高程值由高到低表现为由浅灰色到深灰色的变化。高程归一化后的点云高程频率直方图只有一个最大波峰<sup>[9]</sup>,说明该点云数据的地面点云高程基本相同,点云平面与水平面相平行。

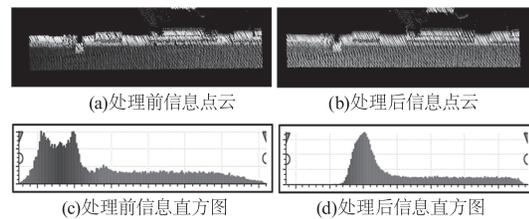


图 5 高程归一化前后的点云及频率分布直方图

Fig. 5 The point cloud and the elevation frequency histogram before and after elevation normalization

### 3.3 第三势差辅助下的局部点云自动改正

第三势差<sup>[10]</sup>可用于检测地面点云平整度,对局部的点云进行自适应更正,公式如下:

$$k = \frac{1}{N \cdot \sigma^3} \cdot \sum_{i=1}^N (h_i - \mu)^3 \quad (3)$$

其中,  $k$  为第三势差数值;  $N$  为点云总数;  $h_i$  为第  $i$  点的高程;  $\sigma$  为样本标准差;  $\mu$  为样本均值。样本的标准差与均值的计算公式分别如下所示:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i \quad (4)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (h_i - \mu)^2} \quad (5)$$

一般认为,  $k > 0$  时, 地面上突出地物点云较多;  $k < 0$  时, 凹陷的地面点云较多;  $k$  值越靠近 0, 说明当前的地面点云高程分布越均匀。

根据 LiDAR 点云的地形情况设置  $k_0$ , 作为判定有无非地面点的依据。当  $k$  的绝对值大于  $k_0$  时, 滤除高程最高的点, 并修改  $lable$  值为 2, 不断迭代算法直到  $k$  的绝对值小于等于  $k_0$ , 完成非地面点的滤除。

#### 4 实验与分析

实验数据分别来自 NPM3D 官方网站的城市实况 LiDAR 点云数据集, Large-Scale Point Cloud Classification Benchmark 网站的三维点云和部分城市街道点云, 如图 6 所示。这些点云以城市道路实况为主, 在三组数据中选取含有房屋、车辆、树木的区域作为测试数据。三组数据的部分 LiDAR 点云如图所示。本文利用 CloudCompare 软件平台对数据进行简单预处理, 通过 Visaul studio C++ 和 PCL 库, 对经过 CSF 处理后的地面点云进行滤波优化处理。

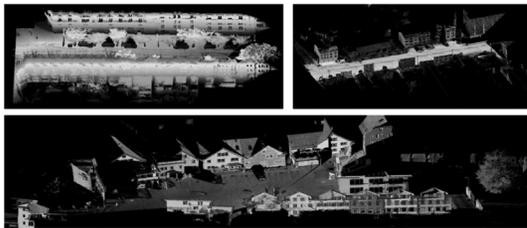


图 6 部分实验数据的 LiDAR 点云

Fig. 6 Point cloud plot of some experimental data

##### 4.1 实验过程及结果

首先对测试数据整体进行 CSF 算法处理。接下来对上述处理结果进行自动优化处理。

对 CSF 算法处理结果中的非地面点云进行地物分离。从每组数据集中选取其中 1~2 个具有代表性并且地物点云完整的点云子集作为测试样本, 其中包含房屋、车辆、树木等, 对数据进行编号, 如表 1 所示。

由于不同参数的选择, 存在点云组件中不只含有一个地物的情况。又因缓冲区的划定, 可能导致处理

范围内加入新的点云组件, 实现对局部复杂区域的复合精准处理, 如 Sample21, Sample31, Sample51。

表 1 测试样本信息

Tab. 1 Information for the test sample

Environment	Sample	Features
Urban I	11	Car 1
	21	Tree and light
	31	Trees and car
Urban II	41	Building 1
	51	Tree and wall
Urban III	61	Building 1
	71	Car 1

对样本数据进行地物邻域坐标归一化处理以及第三势差辅助下的局部点云改正处理, 完成对 CSF 算法的自动优化处理。深灰色点云部分代表地面点云类别, 浅灰色点云部分代表非地面点云类别。Urban I 和 Urban II 的  $k_0$  值设定为 0.0005, Urban III 的  $k_0$  值设定为 0.1。Urban I (如图 7 所示) 样本在 CSF 算法中没有被滤除的车轮底部, 以及贴近地面的地物如树根和灯杆底部, 通过本文算法的处理基本被滤除, 并且非地面点云部分被补充完整。Urban II 样本的房屋底部、树根、围墙底部优化效果良好 (如图 8 所示)。Urban III (如图 9 所示) 样本残留在地面点云中的房屋底部点云基本可以滤除, 车轮部分被较好提取出来。

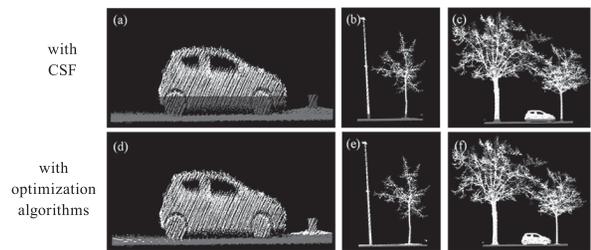


图 7 Urban I 分类结果对比图

Fig. 7 Comparison of classification results of Urban I

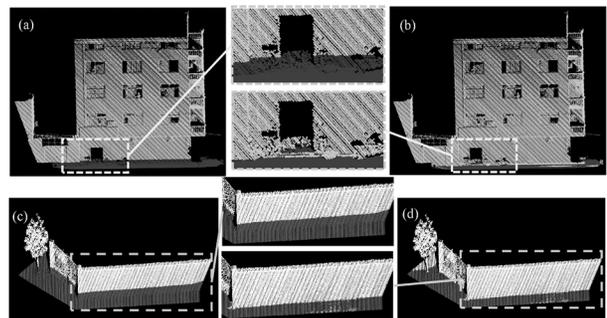


图 8 Urban II 分类结果及细节对比

Fig. 8 Comparison of classification results of Urban II

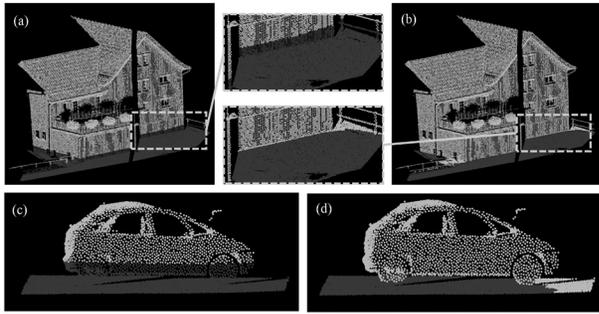


图9 Urban III 分类结果及细节对比

Fig.9 Comparison of classification results of Urban III

4.2 实验分析与讨论

为验证本文优化算法的准确性,对结果进行定量分析,借鉴混淆矩阵对分类结果进行评判。如表 2 所示,  $a$  和  $d$  分别代表被正确分类的地面 LiDAR 点云数量和非地面点云数量,  $c$  和  $b$  分别代表两种类型的错分点云数量。将误差分为两类,命名为 I 类误差和 II 类误差。I 类误差代表被错

误归类为非地面点云的地面点云的误差, II 类误差代表被错误分为地面点云的非地面点云的误差。  $e$  和  $f$  分别代表在 CSF 基础上进行滤波优化处理得到的地面点总数和非地面点总数。  $g$  和  $h$  分别代表真实点云中的地面点与非地面点的总数,  $n$  为点云的总数。对两类误差和总误差的计算<sup>[11]</sup>为:

$$\text{I 类误差} = b / (a + b) = b / g$$

$$\text{II 类误差} = c / (c + d) = c / h$$

$$\begin{aligned} \text{总误差} &= (b + c) / (a + b + c + d) \\ &= (b + c) / (g + h) \end{aligned}$$

对本算法和 CSF 算法的结果数据进行分类精度的评判。CSF 算法采用的参数如下:布料硬度类型选择 flat, DEM 网格大小为 2 m,迭代次数为 500 次,距离阈值为 0.5 m。误差结果如表 3 所示,表中总误差对比如图 10 所示。

表 2 对误差结果的定义

Tab.2 Definition of the error of result

Real data	The result of optimized classification		Standard total data
	ground points	off - ground points	
Number of ground points	$a$	$b$	$g = a + b$
Number of off - ground points	$c$	$d$	$h = c + d$
Number of processing points optimized	$e = a + c$	$f = b + d$	$n = a + b + c + d$

表 3 两种算法滤波结果误差对比

Tab.3 Comparison of the filtering result errors of the two algorithms

(unit: %)

Sample	I class error of proposed	II class error		total error	
		CSF	proposed	CSF	proposed
11	0.52	27.61	6.93	11.16	3.11
21	8.21	12.43	0	5.52	4.57
31	0	6.50	1.58	5.08	1.23
41	6.91	3.26	0.11	2.89	0.81
51	10.56	18.36	0	11.32	4.08
61	5.90	4.62	0.56	3.40	1.97
71	13.42	23.48	1.03	8.89	8.73

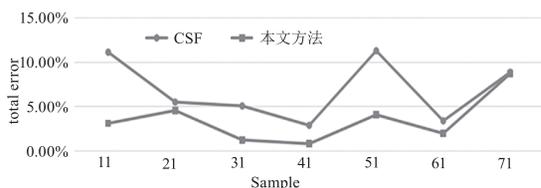


图 10 各个样本经两种滤波算法后的总误差对比图

Fig.10 Comparison of the total error of each sample after two filtering algorithms

从上述结果对比图可以看出,在经过本文优化算法处理后的结果分类效果显著,能解决 91 % 的 CSF 算法缺陷问题。由于 CSF 算法的 I 类误差反映的是地面点云被误分为非地面点云的程度,不是导致 CSF 缺陷的主要因素。本文算法和 CSF 算法相比,虽然同时存在 I 类误差和 II 类误差,但是降低了 II 类误差和总误差。或者说,本文算法的设计目

的就是用于改善 CSF 算法中普遍存在缺陷的 II 类误差。个别分类误差体现为部分地面点云被分类至非地面点云类别,如 Sample71 车体前方的地面点云变为浅灰色。主要原因是这部分点云的地形与该区域内拟合出的平均地形差异较大,没有实现本身的高程归一化。因此,在分类时因不满足平均地形的条件而被误认为是非地面点。

## 5 总结

布料模拟滤波算法的结果普遍存在缺陷,不能实现非地面点云与地面点云的彻底分离。本文提出的顾及地物邻域特征的 LiDAR 点云布料模拟滤波自动优化方法,利用空间连通区域标记与第三势差滤波,以点云分块的方式实现对布料模拟滤波算法结果的精准优化,有效改善了布料模拟滤波算法结果。后续将考虑引入深度学习技术,获得更高精度的滤波效果。

## 参考文献:

- [1] Chen Xiandong, Zhang Jiachen, Pang Weisong, et al. Key technology and application algorithm of intelligent driving vehicle LiDAR[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(7):34-46. (in Chinese)  
陈晓冬, 张佳琛, 庞伟淞, 等. 智能驾驶车载激光雷达关键技术与应用算法[J]. 光电工程, 2019, 46(7):34-46.
- [2] Jeffrey S. Evans, Andrew T. Hudak. 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.
- [3] Zhao Mingjun, Liu Chao, Gao Xiang, et al. Adaptive slope filtering algorithm for point cloud based on multi-scale grid[J]. Journal of Hefei University of Technology: Natural Science, 2021, 44(2):266-272. (in Chinese)  
赵明君, 刘超, 高翔, 等. 基于多尺度网格的点云自适应坡度滤波算法[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版, 2021, 44(2):266-272.
- [4] Zeng Nihong, Yue Yingchun, Wei Zhanying, et al. An improved irregular triangular network encryption method of vehicle-borne LiDAR point clouds[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(9):136-139, 46. (in Chinese)  
曾妮红, 岳迎春, 魏占营, 等. 车载 LiDAR 点云滤波的改进不规则三角网加密方法[J]. 测绘科学, 2016, 41(9):136-139, 46.
- [5] Zhang W, Qi J, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6):501.
- [6] Chen Xiliang, Wang Xue, Bi Xiaowei. Cloth simulation filtering algorithm based on elevation normalization[J]. Computer and Modernization, 2021, (5):6-12. (in Chinese)  
陈曦亮, 王雪, 毕晓伟. 基于高程归一化的布料模拟滤波算法[J]. 计算机与现代化, 2021, (5):6-12.
- [7] Shi Zhuang, Du Quanye, Wang Qingdong, et al. Cloth simulation filtering method of dense matching point cloud based on virtual grid classification[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022, (2):73-77. (in Chinese)  
石壮, 杜全叶, 王庆栋, 等. 虚拟网格分类支持下的密集匹配点云布料模拟滤波[J]. 测绘通报, 2022, (2):73-77.
- [8] Yuan Xiaocui, Liu Baoling, Ma Yongli. Point cloud outlier detection based on spatial neighborhood connectivity area notation[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S2):380-382, 385. (in Chinese)  
袁小翠, 刘宝玲, 马永力. 基于空间邻域连通区域标记法的点云离群点检测[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S2):380-382, 385.
- [9] Gong Liang, Zhang Yongsheng, Shi Qunshan, et al. A filtering method of airborne LiDAR point cloud data based on statistics of elevation distribution[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2012, 35(2):42-45. (in Chinese)  
龚亮, 张永生, 施群山, 等. 基于高程统计方法的机载 LiDAR 点云数据滤波[J]. 测绘与空间地理信息, 2012, 35(2):42-45.
- [10] Ward D H, Davies O L, Goldsmith P L. Statistical methods in research and production with special reference to the chemical industry. 4th revised[J]. Applied Statistics, 1973, 22(2):256.
- [11] Sithole G, Vosselman G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2004, 59(1/2):85-101.