引文格式：王海军,肖海,罗争光,等. 森林复杂场景的布料模拟点云滤波改进方法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(12): 38-41. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.12.009

森林复杂场景的布料模拟点云滤波改进方法

王海军[1]，肖　海[1]，罗争光[1]，刘心成[1]
（1. 湖南省第二测绘院，湖南 长沙 410100）

摘　要：针对机载LiDAR地面点滤波算法在复杂场景中，全局统一的滤波参数设置难以满足不同地形特征变化的地面点分类精度的问题，提出一种基于最低点中位数曲线判断地形变化并结合布料模拟的地面点滤波算法。首先构建点云最低点中位数曲线，通过该曲线的坡度判断地形变化状态，依据不同地形设置局部布料模拟滤波参数，实现地面点精准分类，然后将通过插值生成的数字表面模型和数字高程模型相减获得归一化数字表面模型。实验结果表明：本研究提出的改进方法获取的地面点分类结果和归一化数字表面模型的精度都明显高于坡度滤波、二次曲面滤波和全局布料模拟滤波方法。

关键词：机载LiDAR；地面点滤波；归一化数字表面模型；布料模拟
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）12-0038-04

Improved Method of Cloth Simulation Point Cloud Filtering for Forest Complex Scene

WANG Haijun[1], XIAO Hai[1], LUO Zhengguang[1], LIU Xincheng[1]
（1.The Second Surveying and Mapping Institute of Hunan Province, Changsha 410100, China）

Abstract: Aiming at the problem that the global unified filtering parameter setting of airborne LiDAR ground point filtering algorithm is difficult to meet the classification accuracy of ground points with different terrain features in complex scenes, we proposed a ground point filtering algorithm based on the lowest point median curve to judge the terrain changes and combined with cloth simulation. Firstly, we constructed the median curve of lowest point of point cloud, and judged the terrain change state by the slope of curve. Then, according to different terrain, we set the local cloth simulation filtering parameters to realize the accurate classification of ground points. Finally, we obtained the normalized digital surface model by subtracting the digital surface model and digital elevation model generated by interpolation. The experimental results show that the accuracy of ground point classification results and normalized digital surface model obtained by the improved method are significantly higher than that of slope filtering, quadric surface filtering and global cloth simulation filtering.

Key words: airborne LiDAR, ground point filtering, normalized digital surface model, cloth simulation

当前，机载激光雷达系统被广泛应用于NDSM数据调查。然而由于植被、建筑等地物的遮挡，机载激光雷达（light detection and ranging，LiDAR）点云难以到达真实的地表，无法准确分离出地面点构建精准的DEM，从而导致NDSM高度值的误差[1]。

本文基于前期的布料模拟滤波算法提出的一种改进策略[2-11]。构建点云最低值中位数曲线，通过曲线相邻点间坡度判断地形区域实现分区布料模拟滤波参数设置，从而获得最优的地面点分类结果和高精度的归一化数字表面模型。

1　方法原理

1.1　点云去噪

在机载LiDAR的数据采集过程中由于受到飞鸟等低空飞行物的影响产生的高位噪点，或者激光雷达传感器在测量过程中产生的多路径误差等产生的低位噪点，去除这些离群点的过程被称为点云去噪。本文采用基于密度的点云去噪算法[12]，设置固定的标准差倍数为Kmean，搜索每一个点在指定邻域内的相邻点，计算该点到相邻点集的平均距离 D，和中值Dmean以及标准差 S，并计算最大距离 D_{Max}（公式1）。如果 $D > D_{\mathrm{Max}}$，该点被认为是噪点，则被去除。

$$D_{\mathrm{Max}} = D_{\mathrm{mean}} + K_{\mathrm{mean}} \times S \tag{1}$$

1.2　最低点中位数曲线

由于地物的遮挡，无人机激光雷达的高程最低值（即最低点）往往不是真实地表的位置，最低点之间的坡度角可大致判断地物的特征，从而实现分区滤波。首先将点云数据按照等距的格网划分，在每一个

收稿日期：2023-09-18。
项目来源：湖南省自然资源领域推进碳达峰碳中和重大技术研究资助项目（〔2022〕5号）。
第一作者简介：王海军（1969—），本科，高级工程师，主要从事遥感应用与监测调查研究工作，E-mail：1421400560@qq.com。

格网内采用高程最低值作为起始高程，距离最低点 Δh 做为终止高程，两者区间内的点集被判断为最低点点集。然后，为了避免所提取的最低点上下起伏导致最低点建立的不规则三角网出现凹坑或者凸起等，研究选择最低点点集的中位数作为最终的结果，通过设置标准差倍数来提取50%高度的点集，构成最低点中位数曲线。在本实验中 Δh 设置为0.3 m，标准差倍数设置为0.7。最后，依据每个格网内最低点之间的坡度角判断所处的地形特征，分别设置为平滑、渐变和突变3种类型，依次设置最优的地面点滤波参数。最低点中位数曲线的获取及坡度角原理如图1所示，其中棕色点为最低点，棕色阴影的宽度由Δh确定，红色角为相邻最低点之间的坡度角。

该方法可以获取到一层平滑的最低点中位数曲线，该中位数曲线越平滑，坡度角越小，表明该区域有更多的点云穿透了地物（稀疏植被）到达了真实地表；反之，表明地物（建筑物或浓密植被）的遮挡严重，到达真实地表的点云较少。与其他分区的方法相比，使用最低点中位数曲线不仅考虑了地形的影响，也兼顾了地物的遮挡效应。

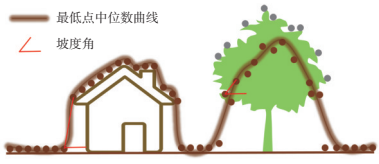


图1　最低点中位数曲线及坡度角示意图

1.3　改进的布料模拟滤波

1.3.1　布料模拟滤波原理

布料模拟滤波（cloth simulation filtering，CSF）首先通过分析布料节点与相应的激光雷达点之间的相互作用，可以确定布料的最终形状，作为将原始点分为地面和非地面部分的规则。在布料模拟过程中，布料可以建模为网格，网格由具有质量和相互连接的粒子组成，称为质量弹簧模型。粒子的运动被限制为垂直方向，通过比较粒子和地形的高度值来实现碰撞检测。当粒子到达“正确位置”时，即在地面上，该粒子被设置为不可移动。

1.3.2　算法流程与改进策略

首先将激光雷达点云倒置，设置模拟布料，设置布料网格分辨率 GR，确定布料模拟粒子数。将模拟布料点设置在最高点之上的位置，借助将布料模拟点和LiDAR点云投影到水平面，为每个布料模拟点找到最相邻点的高度值H。布料粒子首先受到重力作用，当粒子高度小于H时，将粒子高度设置为H并设置为不可移动，计算布料粒子之间的内力作用。根据设置的布料硬度（Rigidness，RI）参数，调整布料粒子之间的相对位置，重复进行上述计算，迭代次数达到最大值，停止整个模拟过程。最后计算LiDAR点与对应布料模拟点的距离，距离小于阈值标记为地面点，距离大于阈值标记为地物点。在本研究中，布料网格分辨率 GR 为1 m，距离阈值H为0.5 m。

当在一个完整的场景中将布料模拟滤波算法的硬度参数设置为固定值，往往不能考虑由于地形变化导致的质点间的高程变化导致内力作用的变化，从而导致地面点分类的误差。本研究的改进策略为：充分考虑最低点中位数曲线在不同区域的坡度变化来确定最优的布料硬度，进行更高精度的地面点分类。如图3所示，在最低点中位数曲线内坡度变化不同的区域设置不同的布料硬度，根据坡度变化依据百分位数法将整个区域的分为3种类别：平滑、渐变和突变，布料硬度 RI 分别为3、2和1。

1.4　反距离加权生成DEM

本研究基于地面点分类结果使用反距离加权插值（inverse distance weight，IDW）[13]生成DEM。IDW思想是根据“地理学第一定律”，假设距离越近的地物相关性比距离越远的地物更大。反距离加权插值假设每个已知点的测量值对局部都有一定的影响，利用周围的测量值来预测未知点的值。与预测位置的值与其附近测量值越近，则受到的影响越大。其计算公式为：

$$Z_p=\frac{\sum_{i=1}^{n}(d_i^{-e}\times Z_i)}{\sum_{i=1}^{n}d_i^{-e}} \tag{2}$$

式中，Z_p 为未知点的值；Z_i 为第 i 个点的值；n 为已知点个数；d_i 为未知点距离 i 点的欧氏距离；e 为距离的幂。

1.5　点云归一化

点云归一化是为了去除地形起伏对点云数据高程值的影响[14]，将地面点分类后的点云中非每个点的高程值 Z_i 减去其在平面投影中距离最近的地面点的高程值 Z_O。归一化数字表面模型是用于表达地物距离地面真实高度的表面模型，能够提供地物的水平和垂直分布情况，通常由DSM减去DEM或者使用归一化点云的最上层点插值生成（图2）。

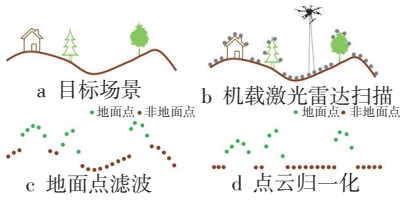


图2 机载激光雷达地面点滤波及归一化示意图

2 实验与分析

2.1 实验数据

本文的实验区域为我国南部某林场附近525 m×525 m大小范围内的复杂地形场景，区域内有道路、房屋、平地、山包等多种场景，植被覆盖率大于70%。本实验数据结合遥感影像，使用人机交互方法对研究区的机载点云数据进行分类处理，保证数据99.99%的分类精度。LiDAR点云数据参数如表1所示。

表1 LiDAR点云数据参数

类型	参数
点数/个	1 653 926
地面点/个	227 984
非地面点/个	1 425 942
点云密度/(个/m²)	6.02
高差/m	76.58

2.2 精度评价

使用误差交叉矩阵来评估滤波性能[15]，误差交叉矩阵用于确定误分类地面点和非地面点的比例，包括Ⅰ类误差 T_1、Ⅱ类误差 T_2、总误差TE和总精度PE，计算公式如表2所示。a和b分别是使用滤波算法正确和错误分类的地面点数量；c和d分别是正确和错误分类的非地面点的数量；e是a，b，c和d的和。

表2 精度评价指标

		滤波数据		评价指标定义	
		地面点	非地面点		
参考数据	地面点	a	b	$T_1=b/(a+b)$	$T_E=(b+c)/e$
	非地面点	c	d	$T_2=c/(c+d)$	$P_E=(a+b)/e$

2.3 实验结果

2.3.1 地面点滤波精度

为评估本文算法的滤波效果，采用表2中的精度评价指标进行评价，并与坡度滤波、二次曲面滤波和全域布料模拟滤波算法进行对比，实验结果如表3所示。由表可知，本文算法的地面点滤波精度与其他3种算法相比有明显提升，一类误差 T_1 为3.75%，二类误差 T_2 为3.15%，整体误差 T_E 为3.23%，精度 P_E 高达96.77%。坡度滤波算法在本实验中有大量的地面点被分类成非地面点，导致一类误差较高，T_1 达到18.31%；二次曲面滤波则有较多的非地面点被分类为地面点，二类误差 T_2 高达30.85%；全域布料模拟滤波整体表现相对平稳，表现了该算法在适应复杂场景激光雷达点云地面点分类的优势。

表3 几种滤波算法地面点分类精度

滤波方法	a	b	c	d	T_1/%	T_2/%	T_E/%	P_E/%
坡度滤波	186 237	41 747	215 456	1 210 486	18.31	15.11	15.55	84.45
二次曲面滤波	209 549	18 435	439 841	986 101	8.09	30.85	27.71	72.29
全局布料模拟滤波	206 517	21 467	174 096	1 251 846	9.42	12.21	11.82	88.18
分区布料模拟滤波	219 437	8 547	44 911	1 381 031	3.75	3.15	3.23	96.77

2.3.2 归一化数字表面模型精度

将地面点滤波算法分离出的地面点通过插值生成DEM，分离出的表层非地面点插值生成DSM，二者相减获取归一化数字表面模型，实验结果如图3（1）~（4）。由图可得，4种滤波方法获取的归一化数字表面模型的整体趋势较为相近，可以反映场景中林区、平地和建筑的分布状况。将归一化数字表面模型与通过人机交互手动分离地面点获取的归一化数字表面模型作差值，以此来判断归一化数字表面模型的精度，实验结果如图3（5）~（8）。在图中，蓝色区域表示归一化数字表面模型的高度值比实际高度值高；红色区域表示归一化数字表面模型的高度值比实际高度值低；绿色区域表示归一化数字表面模型的高度值与实际高度值接近。在图3（5）~（8）的差值分析中可以看出，坡度滤波生成的归一化数字表面模型的高度与实际相比整体偏高；二次曲面则整体偏低；全局布料模拟滤波方法和本文提出的改进方法精度相近，在局部区域偏高，且有明显的破碎化现象。

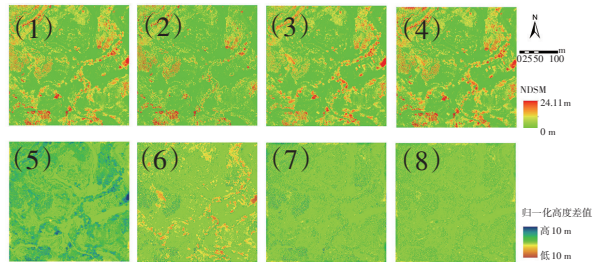


图3 归一化数字表面模型及其高度误差

2.4 实验分析

图4和图5展示了几种滤波算法在建筑物和植被

区的归一化数字表面模型及其差值精度分析。在图4（1）和（2）中，分别是坡度滤波和二次曲面滤波的建筑区归一化数字表面模型，2个数据中的建筑物边界点云分类为非地面点，建筑顶层被分类为地面点，从而导致数字表面模型减去数字高程模型的高度值等于0。在图4（3）中采用布料模拟滤波的建筑物顶部点云被完整的区分；在建筑物的归一化数字表面模型中，不同的楼层细节清晰可见。充分展现了布料模拟滤波在机载雷达点云数据完全无法穿透的建筑区具有优秀的地面点分类性能。

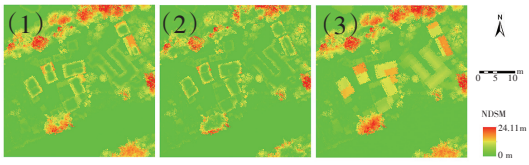


图4　建筑区归一化数字表面模型细节对比

图5（1）是本文改进的布料模拟滤波方法开展地面点分类后获得的植被区归一化数字表面模型，在该模型中，树木轮廓清晰可见，树木之间的地面点被较好地分类，体现了最低点缓冲区对整个区域进行初次分区后开展滤波的优势性。图5（2）~（4）分别为坡度滤波、二次曲面滤波、全区布料模拟滤波算法以及本文改进的分区布料模拟滤波算法创建的植被区归一化数字表面模型与参考值的高度差值。植被区的实验结果与整个区域的结果表现一致，但是在图5（4）和（5）中全区布料模拟和本文改进的分区布料模拟之间的归一化数字表面模型插值之间可以看出，全区布料模拟的结果在树木之间有大量的区域高度值比参考值高，但是在分区布料模拟滤波中很好地避免了这一问题。

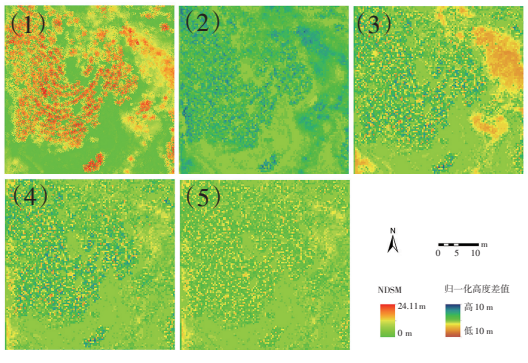


图5　植被区归一化数字表面模型细节对比

3　结　语

针对当前机载LiDAR地面点滤波算法的不足，提出一种基于最低点中位曲线坡度判断地形区域结合布料模拟滤波的地面点分类算法，并与几种常用的滤波算法的分类结果和归一化数字表面模型精度相比较。实验结果表明：①本文采用的最低点中位数曲线，可以有效地判断不同的地形，并选择最优的滤波参数。②改进的布料模拟滤波算法的地面点分类结果明显优于其他几种常用的滤波算法。③通过本研究的方法获取的归一化数字表面模型，可以精细地表达建筑及植被的高度和空间分布特征。

参考文献

[1] 张继贤，林祥国，梁欣廉. 点云信息提取研究进展和展望[J]. 测绘学报，2017，46(10):1 460-1 469

[2] 张皓，张永生，刘军，等. 一种基于平面拟合的LiDAR点云滤波方法[J]. 测绘科学，2009，34(4):141-143

[3] 丁少鹏，刘如飞，蔡永宁，等. 一种顾及地形的点云自适应坡度滤波方法[J]. 遥感信息，2019，34(4):108- 113

[4] 隋立春，张熠斌，柳艳，等. 基于改进的数学形态学算法的LiDAR点云数据滤波[J]. 测绘学报，2010，39(4):390-396

[5] Kraus K，Pfeifer N. Determination of Terrain Models in Wooded Areas with Airborne Laser Scanner Data [J]. ISPRS J. Photogramm Remote Sens，1998(53):193-203

[6] 李雅盟，李朝奎，王书涵，等. 一种顾及地形特征的布料模拟滤波改进方法[J]. 遥感技术与应用，2019，34(6):1 261-1 268

[7] 马涛，杨小明，阎跃观，等. 以窗口化和地形坡度为基础的植被茂密区域点云滤波算法[J]. 测绘通报，2021(8):33-36

[8] 杨凯. 激光雷达点云高程数据滤波算法研究[D]. 成都:电子科技大学，2021

[9] Zhang J ，Lin X. Filtering Airborne LiDAR Data by Embedding Smoothness-constrained Segmentation in Progressive TIN Densification[J]. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens，2013(81):44-59

[10] 吉文来，芮明，李明峰. 混合整体最小二乘曲面拟合在点云滤波中的应用[J]. 测绘通报，2020(8):50-54

[11] 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

[12] 杨鹏，刘德儿，刘靖钰，等. 基于最小二乘密度聚类的城市点云去噪算法[J]. 激光与红外，2020，50(11):1 402-1 409

[13] Kim S，Rhee S，Kim T. Digital Surface Model Interpolation Based on 3D Mesh Models [J]. Remote Sens，2019(11):24-28

[14] Ma K，Xiong Y，Jiang F，et al. A Novel Vegetation Point Cloud Density Tree-segmentation Model for Overlapping Crowns Using UAV LiDAR [J]. Remote Sens，2021(13):1 442-1 446

[15] Zhao X，Guo Q，Su Y，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