

## 基于自适应局部滤波阈值的城郊地区点云滤波算法

张志鹏<sup>1</sup>, 刘鑫<sup>1</sup>, 施韬<sup>1</sup>, 王尔申<sup>2\*</sup>, 何宽<sup>3</sup><sup>1</sup>国网辽宁省电力有限公司沈阳供电公司, 辽宁 沈阳 110052;<sup>2</sup>沈阳航空航天大学民用航空学院, 辽宁 沈阳 110136;<sup>3</sup>沈阳航空航天大学机电工程学院, 辽宁 沈阳 110136

**摘要** 针对传统布料模拟滤波对城郊地物环境下机载 LiDAR 点云数据的地面点与非地面点滤波结果拒真误差较大的问题, 提出一种基于自适应局部滤波阈值的布料模拟滤波算法。首先采用经典布料模拟算法提取初始探测的地面点并对其进行内插拟合得到粗糙的地形曲面, 之后结合基于局部坡度变化率的自适应滤波阈值计算方法自动获取各点滤波阈值, 判断各点与拟合曲面对应高程值的高差, 从而完成点云滤波。实验结果表明, 所提改进算法与传统布料模拟滤波相比, 能够有效提高地面点提取的准确率, 实现大范围复杂环境的城郊地区地面点云精准提取。

**关键词** 激光雷达; 点云处理; 自适应局部滤波阈值; 布料模拟滤波; 内插拟合

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP240913

## Point Cloud Filtering Method for Suburban Areas Based on the Adaptive Local Filter Threshold

Zhang Zhipeng<sup>1</sup>, Liu Xin<sup>1</sup>, Shi Tao<sup>1</sup>, Wang Ershen<sup>2\*</sup>, He Kuan<sup>3</sup><sup>1</sup>Shenyang Power Supply Company, State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd.,  
Shenyang 110052, Liaoning, China;<sup>2</sup>College of Civil Aviation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, Liaoning, China;<sup>3</sup>College of Mechatronics Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, Liaoning, China

**Abstract** A cloth simulation filtering algorithm based on an adaptive local filtering threshold was proposed to address large rejection errors in the ground and nonground point filtering results of airborne LiDAR point cloud data corresponding to suburban terrain environments using traditional cloth simulation filtering. First, the classic cloth simulation algorithm was used to extract the initial detected ground points and perform interpolation fitting to obtain a rough terrain surface. Then, combined with the adaptive filtering threshold calculation method based on local slope change rate, the filtering threshold of each point was automatically derived. This enabled determining the height difference between each point and the corresponding elevation of the fitting surface for efficient point cloud filtering. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of ground point extraction compared with traditional cloth simulation filtering and accurately extract ground point clouds in large-scale complex environments such as suburban areas.

**Key words** LiDAR; point cloud; adaptive local filter threshold; cloth simulation filtering; interpolation fitting

## 1 引言

城市三维地图可以为未来实现实景三维中国提供空间数据, 而城郊地区是城市地图的重要组成部分, 城市与乡村、城市与城市之间联系都需要通过城郊地区。城郊是城市辖区范围内, 受城区经济辐射、社会意识形态渗透和城市生态效应的影响, 与城区经济发展、生活

方式和生态系统密切联系的城市建成区以外一定范围内的区域。其环境主要由公路、厂房、居民住宅及大量植物组成, 由于城郊地区的特殊性, 其地形测绘逐渐成为城市地图测绘的研究热点。传统的城郊地区模型测量需要前往城郊所在地, 使用全站仪、全球定位系统 (GPS) 设备等工具进行野外采集, 以获取准确的地理位置和地形信息<sup>[1-2]</sup>。这种方法虽然可以满足高精度

收稿日期: 2024-03-18; 修回日期: 2024-05-07; 录用日期: 2024-06-03; 网络首发日期: 2024-06-11

基金项目: 国网辽宁省电力有限公司管理科技项目资助(2023YF-121)

通信作者: \*wanges\_2016@126.com

和可靠性的要求,但是存在采集时间长、耗费人力成本高、容易遗漏部分特征点等问题。近年来,随着三维激光雷达的飞速发展,其高效、快捷和立体的信息采集方式受到了测绘领域的广泛关注。这种技术能够对采集位置进行三维建模,并以便携的形式展现测绘结果,成为地图信息采集和宏观模型展示的重要手段<sup>[3-4]</sup>。

目前,根据研究对象的不同,地面点云滤波方法可以分为 4 类:形态学滤波方法、基于曲面的滤波方法、基于深度学习的方法和基于坡度约束的滤波方法。形态学滤波方法利用一个最佳尺寸的滤波窗口去除点云数据中的非地面点。Zhang 等<sup>[5]</sup>提出一种渐进形态学滤波方法。该方法逐步增加滤波窗口尺寸,直至大于研究区域最大建筑物的大小。Hui 等<sup>[6]</sup>提出一种基于克里金插值的形态学滤波方法。该方法结合多级插值滤波法和渐进形态滤波法的优点,提高了形态滤波法的鲁棒性。实验结果表明,该方法在保留较好的二类误差的同时,有效降低了一类误差。

渐进三角网加密滤波方法由 Axeleson<sup>[7]</sup>首先提出。Mongus 等<sup>[8]</sup>利用一个逐渐缩小的滤波窗口,通过迭代薄板样条函数内插曲面来拟合地面,然后采用顶帽变换和基于标准差的自动阈值实现无参数点云滤波。实验结果表明,该方法提高了基于曲面的滤波方法的适用性。Zhang 等<sup>[9]</sup>使用平滑约束分割改进 PTD 算法。在获取初始地面种子点之后,采用平滑约束分割策略扩展地面种子点集,从而能够利用更多的地面种子点生成精细的地面模型。

深度学习方面:点云的无序性和不规则性使得在三维点云领域使用深度学习具有挑战性。目前,基于卷积神经网络的方法具有很强的自主学习能力,在数据预处理阶段将点云转化为体素或者网格,但会损失部分点云信息。基于上采样技术融入网络的方法可以处理多特征等复杂结构,但其主要集中在监督学习上,使用匹配的稀疏密集点云对进行学习,容易忽略一些局部特征,在合成数据集上的去噪效果较好,但在真实数据集上去噪效果不佳<sup>[9]</sup>。

坡度约束滤波方面:基于坡度的点云滤波算法具有原理简单、易于实现的特点,但此类算法仍然存在以下两个问题:1) 需要找到邻近点,并逐点计算坡度值,当点云数量很大时,占用内存多且计算量大;2) 依赖于阈值设定,如果坡度阈值设定不准确,就难以获得理想的滤波结果。虽然现有的一些算法可以根据实际地形动态地调整阈值,但在地形断裂区域,此类算法依然不能取得良好的滤波效果<sup>[10-13]</sup>。

虽然上述研究对点云滤波方法已经做出了重要贡献,现有的方法也取得了不错的效果。但是,机载 LiDAR 地面点云滤波算法在城郊地区使用仍然面临以下难点和挑战:由于城郊环境存在面积大、地面物体几何形状不规则、不均匀的情况,布料模拟滤波(CSF)算法可以充分利用点云数据的几何和物理信息,滤波

效果较好,但地势起伏较大时,滤波效果较差。针对以上问题,本文提出一种基于自适应局部滤波阈值的布料模拟滤波算法,改进布料模拟滤波算法,提高地面点云提取准确率,实现城郊地区点云的自动提取。

## 2 算法原理

### 2.1 布料模拟滤波原理

布料模拟滤波算法<sup>[14]</sup>通过模拟一块布料在空中的自由落体过程并考虑布料粒子之间的弹性连接以及受到的重力和内力的作用进行地面滤波,如图 1 所示。该算法主要步骤包括点云预处理与布料初始化、重力作用下位移计算、碰撞检测修正、内力作用下位移计算、迭代模拟、地面点提取等步骤。

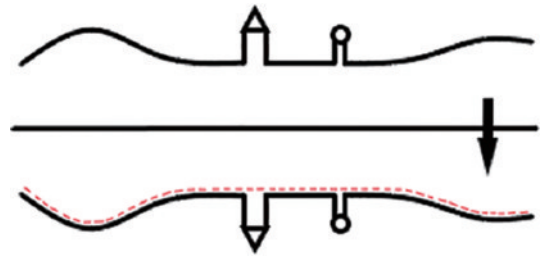


图 1 布料模拟滤波算法原理

Fig. 1 Cloth simulation filtering algorithm principle

布料模拟算法实现地面滤波的步骤如下:1)对原始 LiDAR 点云进行翻转处理,进行自由落体运动;2)计算每个可移动的布料粒子在重力作用下的位移;3)检测布料粒子是否与地面发生碰撞,对于碰撞的粒子,修正其高程为最低高程,并标记为不可移动状态,确保布料模拟与地面正确交互,避免穿透现象的发生;4)计算布料粒子在内力作用下的位移,包括相邻粒子的相互作用;5)对重力、内力作用下的位移、碰撞检测修正等步骤进行迭代,直至布料粒子的位移变化趋于稳定或达到预设的迭代次数,再计算模拟后的布料与原始点云的高程差,根据预设的高程阈值,剔除高程差较大的点,得到滤波后的地面点云。

布料模拟滤波算法的优点是可以充分利用点云数据的几何和物理信息,滤波效果较好,可以处理不同类型的点云数据,包括稀疏和噪声较多的数据,但在极陡峭区域或地形起伏较大区域的表现较差,具体表现如下:

1)对于陡坡环境,该算法中的模拟布料会因布料粒子间的内部约束不能紧密贴合陡坡地形,导致部分地面点被划分为非地面点,如图 2(a)所示;

2)修正布料粒子高程时,由于向上内力无法抵消较大的重力,部分粒子会冲出地面粘在低矮地物上,导致非地面点被划分为地面点,如图 2(b)所示。

### 2.2 基于局部坡度变化率的自适应滤波阈值计算

在滤波算法中,当某点与其邻近地面点的高程差小于阈值时,则判断该点为地面点,否则判断该点为非地面点,这个高程差的阈值通常被称为滤波阈值。滤

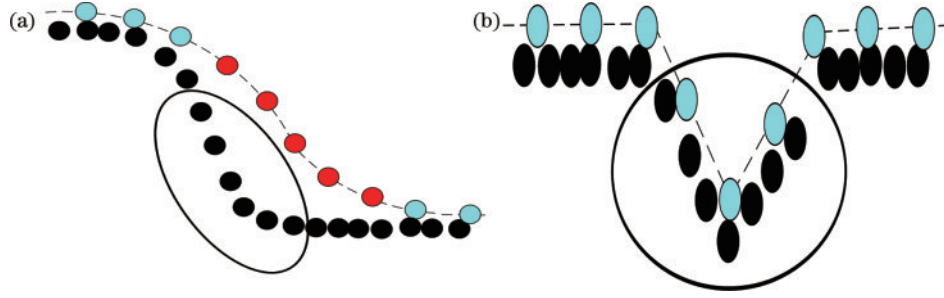


图2 CSF算法误差原理。(a)陡坡误差;(b)高程修正误差

Fig.2 CSF algorithm error principle. (a) Steep slope error; (b) elevation correction error

波阈值的设置直接影响滤波算法的精度和实现效率。因此,如何计算适用于不同复杂地形的最优滤波阈值仍然是一个亟待解决的问题。

坡度是描述地形高程变化的一项重要指标。任意两点坡度(slope)为

$$s_{\text{slope}} = \arctan \left( \sqrt{\left( \frac{\Delta z}{\Delta x} \right)^2 + \left( \frac{\Delta z}{\Delta y} \right)^2} \right) \quad (1)$$

式中: $\Delta z$ 表示两点的高程差; $\Delta x$ 和 $\Delta y$ 分别表示水平方向的坐标变化。这一公式计算了地形表面在水平方向上的高程变化。当两点高程差不变时,两点之间的水平距离越近,这两点间的坡度越大,即地形变化越大。

为得到适用于不同复杂地形的滤波阈值,提出一种基于局部坡度变化率的自适应滤波阈值计算方法。该阈值是根据粗糙地形曲面的局部坡度变化率计算得到的,计算方式如下:

$$S_{\text{slope } k} = \sum_{i=1}^n \frac{S_{\text{slope } k} - S_{\text{slope } i}}{d_{ki}} \quad (2)$$

$$V_{\text{the}} = \text{power}(S_{\text{slope } k}, 2) + C \quad (3)$$

式中: $k$ 为点云编号; $S_{\text{slope } k}$ 是第 $k$ 个点的局部滤波变化率; $S_{\text{slope } k}$ 表示该点的坡度; $S_{\text{slope } i}$ 表示该点第 $i$ 个邻近点的梯度; $d_{ki}$ 是两点之间的水平距离; $V_{\text{the}}$ 是滤波阈值; $C$ 是一个常数。在本文中, $C$ 设置为0.4,表示在平坦地形中,即 $S_{\text{slope } k}$ 为0时,高于粗糙地形曲面0.4 m的点为非地面点。将点云局部坡度变化率定义为该点与其 $n$ 个最邻近点在水平方向坡度变化的平均值。

### 2.3 基于自适应局部滤波阈值的CSF改进算法

经典CSF算法的滤波阈值是根据经验人工设置的全局参数,在高程变化大且地物特征复杂的场景中,无法保护地形细节,从而遗漏较多的地面点。为提高算法的自动化程度,减少I类误差,提出一种基于自适应局部滤波阈值的CSF改进算法。

设经典布料模拟算法中粒子受到的合力为

$$m \frac{\partial X(t)}{\partial t^2} = F_{\text{ext}}(X, t) + F_{\text{int}}(X, t) \quad (4)$$

式中: $t$ 为时间; $X$ 代表布料中的粒子在 $t$ 时刻的位置; $F_{\text{ext}}(X, t)$ 代表外部驱动因素; $F_{\text{int}}(X, t)$ 代表内部驱动因素。在外部因素影响下,可以得到以下公式:

$$X(t + \Delta t) = 2X(t) - X(t - \Delta t) + \frac{G}{m} \Delta t^2 \quad (5)$$

式中: $m$ 为粒子的质量,设为1; $\Delta t$ 为时间步长; $G$ 为重力常数,即粒子所处位置可由 $\Delta t$ 得到。根据粒子位置,利用局部坡度变化率的自适应滤波阈值计算方法即可得到滤波阈值,从而判断粒子为地面点还是非地面点。

该算法的主要步骤如下:

- 1) 采用CSF算法,获取点云数据的初始地面点;
- 2) 将初始地面点进行内插拟合,计算所有点云的拟合高程值,从而得到粗糙地形曲面;
- 3) 根据粗糙地形曲面,计算点的局部坡度变化率;
- 4) 计算各点局部滤波阈值,并完成地面点与地物点的滤波。

具体算法流程如图3所示。

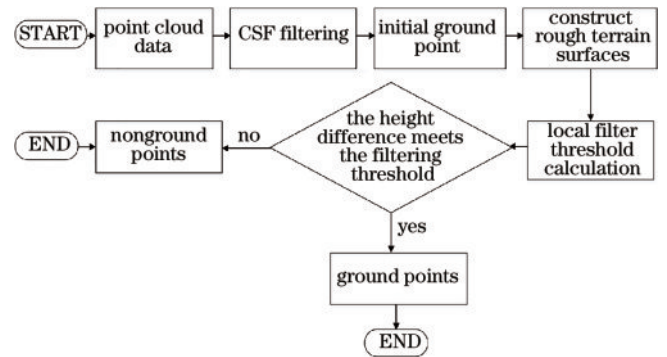


图3 算法流程图

Fig.3 Algorithm process chart

## 3 实验与分析

### 3.1 实验数据

为验证所提算法的有效性,使用实测点云数据进行算法性能评估。图4为完整点云数据,展示软件为cloudcompare。

测量地点为河南安阳,由图新地球软件可以得到定位结果,完整测区共293891342个数据点,以机载激光雷达扫描形式进行测量,扫描精度约为 $0.15 \text{ m}^2/\text{point}$ 。由于原始数据比较大,点云图展示不清晰,所以选用了两段不同特点的城郊地区获得的激



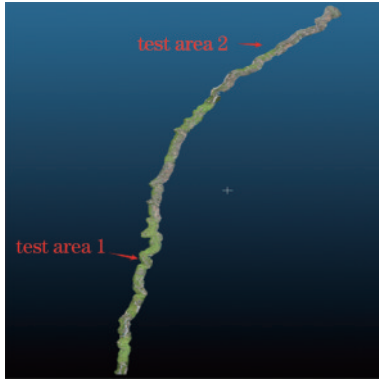


图 4 完整点云渲染图

Fig. 4 Full point cloud rendering

光雷达数据,测区 1 数据集共 3958043 个数据点,面积为 607519 m<sup>2</sup>,测区 2 数据集共 3151459 个数据点,面积为 499305 m<sup>2</sup>,主要有规则建筑物、树木、公路等,其原始点云如图 5(a)、图 5(b)所示。

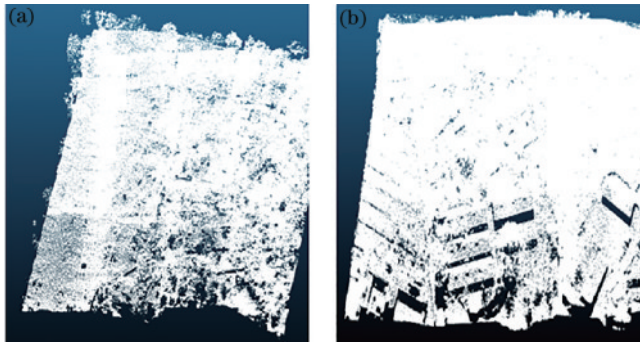


图 5 测区原始点云图。(a)测区 1;(b)测区 2

Fig.5 The original point cloud maps of the survey area. (a) Test area 1; (b) teat area 2

其地面点与非地面点示意图如图 6 所示。利用 cloudcompare 对原始点云进行拼接和坐标转换,测区 1 经处理后的点云如图 7(a)所示,测区 2 经处理后的点云如图 7(b)所示。可以看见,所测区域存在大量树木及建筑遮挡,这些影响因素将对提取地面点云产生极大的干扰。

### 3.2 实验过程与结果分析

为定量评价所提方法,本文采用 I 类误差(type I)、II 类误差(type II)、总误差(total)和 Kappa 系数等 4 个精度指标<sup>[15]</sup>,来评价滤波效果。I 类误差表示拒真误差,即相较于参考地面点未被成功探测的百分比。

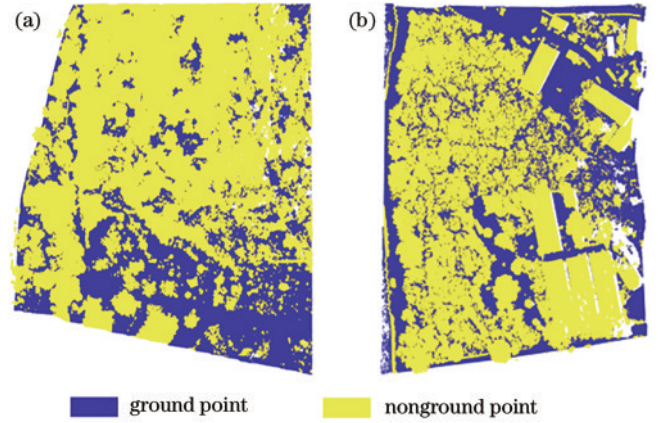


图 6 实验区域示意图。(a)测区 1;(b)测区 2

Fig.6 Schematic diagrams of the experimental area. (a) Test area 1; (b) test area 2

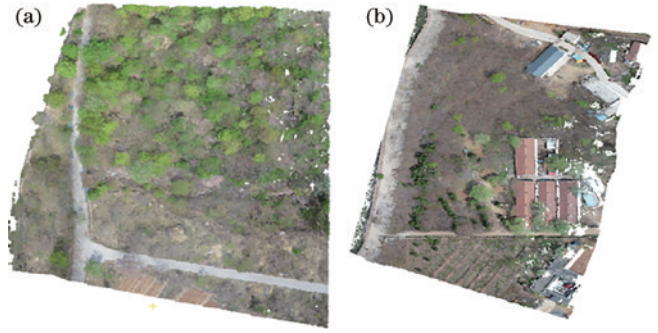


图 7 实验区域模型图。(a)测区 1 模型;(b)测区 2 模型

Fig.7 Model diagrams of the experimental area. (a) Model of test area 1; (b) model of test area 2

II 类误差表示纳伪误差,即相较于参考非地面点被错误探测的百分比。总误差(total)表示所有分类错误的点的百分比,Kappa 系数是另一个评价滤波效果的综合指标,表示滤波算法结果与真实值的一致性。以上 4 个精度指标的表达式分别为

$$E_{\text{type I}} = \frac{N_{\text{FN}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}} \quad (6)$$

$$E_{\text{type II}} = \frac{N_{\text{FP}}}{N_{\text{FP}} + N_{\text{TN}}} \quad (7)$$

$$E_{\text{total}} = \frac{N_{\text{FN}} + N_{\text{FP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}} + N_{\text{FN}} + N_{\text{FP}}} \quad (8)$$

$$p_0 = \frac{N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{FN}}} \quad (9)$$

$$p_e = \frac{(N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}) \times (N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}) + (N_{\text{FP}} + N_{\text{TN}}) \times (N_{\text{FN}} + N_{\text{TN}})}{(N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{FN}})^2} \quad (10)$$

$$c_{\text{Kappa}} = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} \quad (11)$$

式中: $N_{\text{FN}}$ 表示未被探测的地面点的个数; $N_{\text{FP}}$ 表示错误探测的地面点的个数; $N_{\text{TP}}$ 表示正确探测的地面点

个数; $N_{\text{TN}}$ 表示正确识别的地物点个数。

图 8 是所提算法与经典布料模拟算法及局部坡度滤波算法在两个测试区域的滤波结果。其中,灰色表示正确探测的地面点,黄色代表 I 类误差即未被探测的地

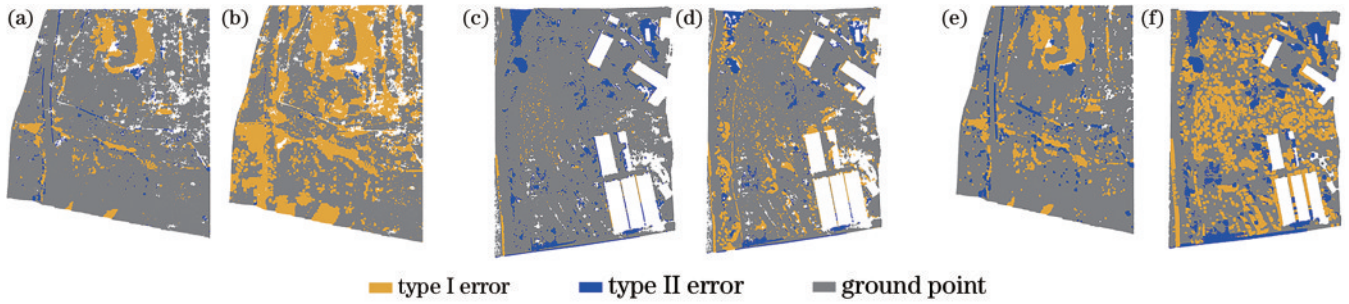


图 8 所提算法、布料模拟滤波算法、局部坡度滤波算法结果。(a)所提算法在测区 1 的滤波结果;(b)所提算法在测区 2 的滤波结果;(c)CSF 方法在测区 1 的滤波结果;(d)CSF 在测区 2 的滤波结果;(e)局部坡度滤波在测区 1 的滤波结果;(f)局部坡度滤波在测区 2 的滤波结果

Fig.8 The results of the proposed algorithm, fabric simulation filtering algorithm, and local slope filtering algorithm. (a) The filtering results of the proposed algorithm in test area 1; (b) the filtering results of the proposed algorithm in test area 2; (c) the filtering results of CSF method in test area 1; (d) the filtering results of CSF in test area 2; (e) the filtering result of local slope filtering in test area 1; (f) the filtering results of local slope filtering in test area 2

面点,蓝色代表 II 类误差即错误探测的地面点。图 8(a)、(c)分别表示所提算法在测区 1 和测区 2 的滤波结果,图 8(b)、(d)分别表示经典 CSF 算法的滤波结果,图 8(e)、(f)分别表示局部坡度滤波算法的滤波结果。可以看出,所提算法在两种不同地物特征的区域均能取得较好的滤波效果。相对于 CSF 算法,虽然所提算法错误探测的地面点较多,如图 8(a)、(c)中的蓝色点所示,但成功提取了大量经典 CSF 算法遗漏的地面点。这表明,自适应局部滤波阈值的引入可以有效保留地形细节,在确保正确探测的同时,提取更多的地面点,从而提高滤波算法在复杂地物环境中的适用性和鲁棒性。

表 1 是所提算法与经典 CSF 算法在两个研究区域的精度对比,每个精度指标的最优结果用粗体表示。相较于经典的 CSF 和局部坡度滤波算法,所提算法在两个研究区域均能取得较好的滤波效果。所提算法在两个研究区域的 Kappa 系数均大于 90%,总误差小于 5%,这表明其在不同地物分布特征试验区域均能取得良好的滤波精度。所提算法的 II 类误差均小于 1%,表明在探测更多地面点的同时,可有效排除地物对滤波结果的影响。

图 9 是所提算法与经典 CSF 算法在两个研究区域的平均精度对比。整体而言,在 4 个精度指标中,所提

算法有 3 个指标明显优于经典 CSF 算法。这表明,所提算法相对于经典 CSF 算法具有较好的滤波精度。从图 9 可以看出,所提算法的平均 II 类误差略大于经典 CSF 算法,但平均 I 类误差和总误差均明显小于 CSF 算法。这表明所提算法能够在探测更多地面点的同时,确保所提取地面点的准确率,从而降低总误差,提高滤波方法的整体精度。

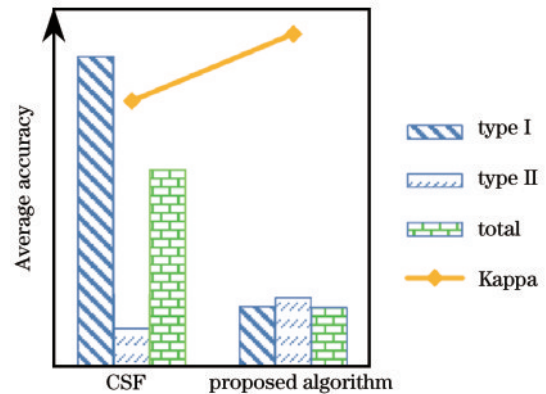


图 9 两种算法的平均精度对比

Fig. 9 Comparison of the average accuracy of the two algorithms

为分析所提算法效果,对 ISPRS 公开数据集中 4 组典型点云数据进行分析,得到的误差分析图与 4 类误差结果如图 10 和表 2 所示,其中图 10(a)、(c)、(e)、(g)为所提算法在 ISPRS 公开数据集的实验结果,图 10(b)、(d)、(f)、(h)为 CSF 算法在 ISPRS 公开数据集的实验结果。

根据对比结果图与表 2 中的 4 类指标计算结果可以得出结论,所提算法对地面点云的滤波效果要优于经典 CSF 算法。

本文处理点云所用设备为 11th Gen Intel(R) Core (TM) i5-1155G7 @ 2.50 GHz 2.50 GHz,测区 1 点云数据量为 3958043,测区 2 为 3151459。利用大 O 表示法计算算法复杂度,记经典 CSF 算法的时间复杂度为  $T(n_{CSF})$ :

表 1 所提算法、经典 CSF 算法与局部坡度滤波算法的精度  
Table 1 The accuracy of the proposed algorithm, classical CSF algorithm, and partially slope based filtering algorithm unit: %

Area	Algorithm	type I	type II	total	Kappa
Test area 1	CSF	32.52	0.20	18.73	63.74
	Partially slope	4.30	6.46	5.04	88.85
	Proposed algorithm	7.33	0.94	4.60	90.70
Test area 2	CSF	10.07	4.97	8.33	82.11
	Partially slope	8.05	8.40	4.97	89.96
	Proposed algorithm	0.90	8.52	3.51	92.08



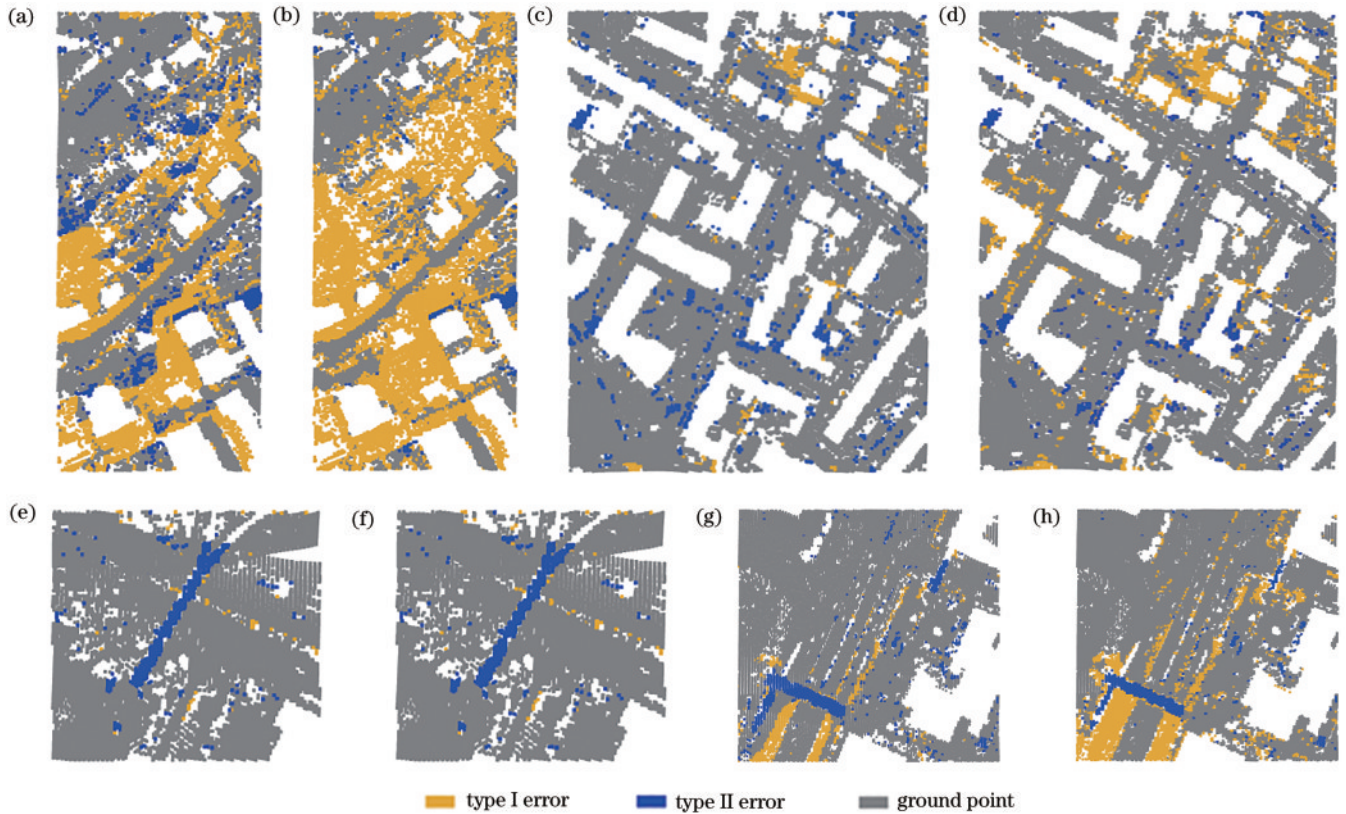


图 10 所提算法与 CSF 算法在 ISPRS 公开数据集对比结果图

Fig.10 Comparison results of the proposed algorithm and the CSF algorithm on the ISPRS public dataset

表 2 所提算法与 CSF 算法在 ISPRS 公开数据集 4 种评价指标对比结果

Table 2 Comparison results of the proposed algorithm and the CSF algorithm on the ISPRS public dataset

Fig. No.	Algorithm	type I	type II	total	Kappa
Fig. 10(a)	Proposed algorithm	0.2801	0.0927	0.2002	0.6051
Fig. 10(b)	CSF	0.4845	0.0323	0.2917	0.4476
Fig. 10(c)	Proposed algorithm	0.0199	0.0496	0.0344	0.9310
Fig. 10(d)	CSF	0.0715	0.0277	0.0501	0.8999
Fig. 10(e)	Proposed algorithm	0.0058	0.1968	0.0482	0.8511
Fig. 10(f)	CSF	0.0585	0.1399	0.0766	0.7834
Fig. 10(g)	Proposed algorithm	0.0492	0.1518	0.0812	0.8085
Fig. 10(h)	CSF	0.1281	0.1022	0.1200	0.7335

$$T(n_{\text{CSF}}) = n_{\text{CSF}} \times t_{\text{unit}} \quad (12)$$

式中： $n_{\text{CSF}}$  是参数，代表算法的数据规模； $t_{\text{unit}}$  为执行一行代码平均时间，时间复杂度为  $O(n_{\text{CSF}})$ 。其余执行代码为 131 行，设每行运行时间为  $n$ ，则执行时间为  $131n$ ，由于本程序不包含 for、while 等循环，所以时间复杂度为  $O(1)$ ，算法总时间复杂度为  $O(n_{\text{CSF}}) + O(1)$ 。本代码未使用复数、指数等数字形式，空间复杂度为  $O(m)$ ， $m$  为设置参数的数组大小。

## 4 结 论

本文针对目前经典 CSF 算法存在的对于大范围复杂场景滤波精度不高、遗漏地面点较多的问题，提出一种基于自适应局部滤波阈值的改进 CSF 滤波算法。

在 CSF 滤波结果的基础上，根据坡度值设定滤波阈值，将满足阈值条件的部分点云滤波为地面点。实验结果表明，所提算法的平均总误差和平均 Kappa 系数分别是 4.06%、91.39%。这两项指标均优于经典 CSF 算法，提高了 CSF 滤波算法提取地面点的准确率。所提算法针对不同地物分布特征的测区环境均能取得良好的滤波效果，鲁棒性较强。

## 参 考 文 献

- [1] Xue F, Lu W S, Chen Z, et al. From LiDAR point cloud towards digital twin city: Clustering city objects based on Gestalt principles[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 167: 418-431.

- [2] 闫利, 任大伟, 谢洪, 等. 激光点云与密集匹配点云融合方法[J]. 中国激光, 2022, 49(9): 0910003.  
Yan L, Ren D W, Xie H, et al. Fusion method of LiDAR point cloud and dense matching point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(9): 0910003.
- [3] 左勇, 任阳, 杜志华, 等. 基于 LP-RANSAC 算法的路面点云快速移除算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(14): 1428009.  
Zuo Y, Ren Y, Du Z H, et al. Rapid removal algorithm of road surface point cloud based on LP-RANSAC algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(14): 1428009.
- [4] 胡文质, 梅进军, 徐晓新. 机载 LiDAR 建筑物点云提取方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2024, 47(1): 180-182, 185.  
Hu W Z, Mei J J, Xu X X. Research on building point cloud extraction method from airborne LiDAR[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2024, 47(1): 180-182, 185.
- [5] Zhang K Q, Chen S C, Whitman D, et al. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne LIDAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(4): 872-882.
- [6] Hui Z Y, Hu Y J, Yeveyo Y Z, et al. An improved morphological algorithm for filtering airborne LiDAR point cloud based on multi-level Kriging interpolation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 35.
- [7] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33(4): 110-117.
- [8] Mongus D, Žalik B. Parameter-free ground filtering of LiDAR data for automatic DTM generation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 67: 1-12.
- [9] Zhang J X, Lin X G. Filtering airborne LiDAR data by embedding smoothness-constrained segmentation in progressive TIN densification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 44-59.
- [10] 吴一全, 陈慧娴, 张耀. 基于深度学习的三维点云处理方法研究进展[J]. 中国激光, 2024, 51(5): 0509001.  
Wu Y Q, Chen H X, Zhang Y. Review of 3D point cloud processing methods based on deep learning[J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(5): 0509001.
- [11] 李勇, 罗尹政, 濮启鹏, 等. 一种适用于隧道场景的激光点云地面滤波和隧道壁及标靶球提取方法[J]. 中国激光, 2023, 50(13): 1310001.  
Li Y, Luo Y Z, Pu Q P, et al. A method for ground filtering of laser point cloud and extraction of tunnel wall and target sphere[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(13): 1310001.
- [12] 惠振阳, 李卓宣, 程朋根, 等. 基于多约束图形分割的点云对象基元获取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(10): 1037001.  
Hui Z Y, Li Z X, Cheng P G, et al. LiDAR point object primitive obtaining based on multiconstraint graph segmentation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(10): 1037001.
- [13] Pingel T J, Clarke K C, McBride W A. An improved simple morphological filter for the terrain classification of airborne LIDAR data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 77: 21-30.
- [14] 王鹏, 辛佩康, 刘寅, 等. 基于改进布料模拟滤波算法的施工场地倾斜摄影点云地面提取[J]. 测绘通报, 2023(10): 85-90, 110.  
Wang P, Xin P K, Liu Y, et al. Ground extraction of oblique photography point cloud in construction site based on improved cloth simulation filtering algorithm[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(10): 85-90, 110.
- [15] 惠振阳, 胡海璞, 李娜, 等. 基于多约束连通图分割的机载 LiDAR 点云滤波方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(4): 0428004.  
Hui Z Y, Hu H Y, Li N, et al. Airborne LiDAR point cloud filtering method based on multiconstrained connected graph segmentation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(4): 0428004.