

引用格式:张永军,黄星北,刘欣怡.一种地形自适应的机载LiDAR点云正则化TPS滤波方法[J].地球信息科学学报,2020,22(4):898-908. [Zhang Y J, Huang X B, Liu X Y. A terrain-adaptive airborne LiDAR point cloud filtering method using regularized TPS[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(4):898-908.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190774

一种地形自适应的机载LiDAR点云正则化TPS滤波方法

张永军,黄星北,刘欣怡

武汉大学遥感信息工程学院,武汉 430079

A Terrain-adaptive Airborne LiDAR Point Cloud Filtering Method Using Regularized TPS

ZHANG Yongjun*, HUANG Xingbei, LIU Xinyi

School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: With the continuous development of LiDAR technology, the research of LiDAR point cloud data processing is also in-depth. Point cloud filtering is one of the key steps in airborne LiDAR point cloud processing. The existing point cloud filtering algorithms often work well on some specific terrains, however, their filtering results are not satisfying in the cases of undulating terrains or mixed terrains, some post-processing measures are always needed. Based on relative coefficient of variation and regularized thin-plate-spline interpolation, a new terrain adaptive point cloud filtering method is proposed in this paper. The initial seed points are obtained by two-dimensional and 8-directional region-growing method, and then optimized by extracting line features from the point clouds, the points with low reliability are removed from the sets of reference points. After that the reference points are mostly reliable and scattered in the whole test area, and could be used to generate classifying surface. Finally, the classifying surface between ground points and non-ground points is fitted using thin-plate-spline interpolation. Classifying surface is used to absorb more ground points from point cloud, which could provide reference information for the next round of interpolation. In this process we use regularization item of adaptive coefficient to control the bending extent of classifying surface, in order to make the filtering algorithm adaptive to different types of terrains. Ground points are totally filtered after several iterations. The experimental results on point clouds from multiple devices show that the total errors of our proposed method were 4.14% and 4.17% in Guangzhou and ISPRS datasets, respectively. The result of the proposed filtering method is not the best, but it is more stable and has better terrain adaptability compared to state-of-the-art popular algorithms such as progressive TIN filter, cloth simulation filter, semi-global filter, etc. The proposed method outperforms other comparison methods in both error rate and overall performance in several complex or special terrains, as well as high computational efficiency. Additionally, the promising experimental results demonstrate that the proposed adaptive terrain filtering method is an accurate and efficient solution for airborne LiDAR point cloud filtering in

收稿日期:2019-12-16;修回日期:2020-02-10.

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0503004);国家自然科学基金项目(41871368)。[**Foundation items:** National Key Research and Development Program of China, No.2017YFB0503004; National Natural Science Foundation of China, No.41871368.]

作者简介:张永军(1975—),男,内蒙古鄂尔多斯人,博士,教授,博导,主要从事数字摄影测量与遥感、计算机视觉、多源数据融合等研究。E-mail: zhangyj@whu.edu.cn

complex terrains, such as slopes, ridges, and mixed terrains including vegetation and buildings.

Key words: airborne LiDAR; point cloud filtering; region-growing; reference points optimization; multi-directional scanning; thin plate spline interpolation; regularization; relative coefficient of variation

***Corresponding author:** ZHANG Yongjun, E-mail: zhangyj@whu.edu.cn

摘要:随着机载激光雷达成像技术(LiDAR)的不断发展,激光点云数据处理的相关研究也在不断深入。点云滤波是机载激光雷达点云数据处理的重要环节之一。针对多数经典滤波方法在复杂地形和地物条件下的滤波效果不够理想的现状,提出一种新的基于相对变异系数的地形自适应正则化薄板样条插值点云滤波方法。采用二维区域增长获取初始插值参考点后,基于线特征约束对参考点进行优化,去除部分低可靠性参考点以得到较准确、分布离散均匀的初始插值参考点集合,在此基础上通过正则化薄板样条插值方式来拟合地形点与地物点之间的滤波分类面,完成对机载激光点云的高精度自适应滤波。对比实验结果表明,本文的地形自适应滤波方法在2组实验数据的总体错误率分别达到4.14%和4.17%,在错误率和多地形综合表现等方面具有优势,且滤波运算效率在目前主流的滤波算法中处于较高水平。另外,实验结果验证了地形自适应滤波方法在斜坡、山脊等起伏较多的复杂地形与包含植被和建筑物的混合地形等处的点云滤波结果具有较好的准确性。

关键词:机载激光雷达;点云滤波;区域增长;参考点优化;多向扫描;薄板样条插值;正则化;相对变异系数

1 引言

点云滤波是机载激光雷达(LiDAR)点云数据处理的重要步骤之一,是分类以及植被、道路、建筑物等特定地物提取的前提和基础。对不同地形环境条件下的点云进行高效准确滤波具有重要意义,自20世纪90年代以来一直是热门研究方向。典型算法包括基于数学形态学的算法^[1-2]、基于坡度的算法^[3]、基于三角网的算法^[4-6]、基于曲面的算法^[7]、基于聚类分割的算法^[8-9]、基于机器学习的算法、其他算法^[10]等。根据ISPRS的结论,多数传统算法针对特定的地形达到令人满意的效果,但在复杂和混合地形情况下表现不佳^[11]。

在针对传统滤波方法的改进之外,近些年来研究者也提出了一些理论新颖、效果良好的滤波方法,如布料模拟滤波(Cloth Simulation Filter, CSF)方法^[12]、基于深度学习的点云滤波方法等。基于布料模拟的方法,使用物理过程模拟地形表面,为假设的“布料”添加重力和结点间作用力,自下而上覆盖在地形上,最终形变结果作为地形表面。随着深度学习研究的不断深入,目前已有一些基于深度学习的点云滤波研究,如Hu和Yuan^[13]将点转化为特征图使用深度学习分类器,Rizaldy等^[14]使用全卷积网络及改进特征输入以提升滤波分类器训练效率,并在ISPRS测试数据集上取得了可观的滤波效果。Janssens-Coron等^[15]将PointNet用于点云滤波实验以验证其适用性等。该类方法总体而言仍存在分类器训练时间长、对训练样本要求高、泛化性能不足的缺点。

基于曲面的滤波方法通过构建曲面计算模型获取点所在平面坐标对应的最接近真实地面的高程,在各类滤波方法中,在保持地形细节和应对地形起伏变化上具有独特的优势。此类方法核心在于找到能够更加精确地表达局部或全局地形表面的模型。最早的曲面拟合滤波算法使用移动窗口基于最小二乘曲面拟合实现点云滤波,亦有研究者使用克里金插值等方法构建表面完成点云滤波。在诸多表面构建方法中,薄板样条插值(Thin-Plate-Spline, TPS)是一种理论简单但性能良好的插值方法,但对插值参考点的要求较高。普通的薄板样条插值要求插值面严格过所有的插值参考点,即使少量异常或噪声点对插值面的构建仍具有明显影响。

Mongus等^[16]最早将薄板样条插值应用于点云滤波分类面的构建,但原始薄板样条插值方法面对复杂地形和包含非地面点的地面插值参考点,得到的局部表面模型往往与真实地形有较大差距。Chen等^[17-18]通过改进种子点和地面插值参考点选取的方式,以获取较为充足且完备的插值点,但迭代过程计算量较大,且在地形断层和复杂建筑物等区域效果略差。Hu等^[19]提出一种高差阈值自适应的TPS滤波方案,给出高差阈值的自适应设定方法,但仅采用经验数值设置正则化项,未探究其原理和对滤波结果的影响。

在此基础上,本文对TPS插值参考点的获取方式进行改进以减少计算量,并基于线特征约束对特定区域的参考点进行优化。同时,采用动态相对变异系数的正则化TPS方法拟合地形点与地物点之间的滤波分类面,自适应的正则化系数能够较好地

适应具有不同起伏程度的地形,在多起伏和大起伏地形、包含建筑物和植被等的斜坡和山脊、建筑密集区域等地形下有较好的综合表现,且具有良好的抵抗噪声和异常点的能力。

2 插值参考点选取优化

2.1 基于区域增长的插值参考点选取

由于传感器、人员操作和环境条件等因素影响,点云数据获取过程中不可避免地包含噪声点,这些噪声点需要在滤波前剔除,以免影响滤波的准确性。国内外研究者对此进行了大量研究,并将噪声点归类为孤立噪声点和低噪声点。由于2种噪声分布特征不同,本文在预处理过程中使用K近邻法剔除孤立噪声点,并使用底帽变换法剔除簇状低噪声点^[20],将经过上述处理得到的不含噪声点的三维点云用于后续滤波。

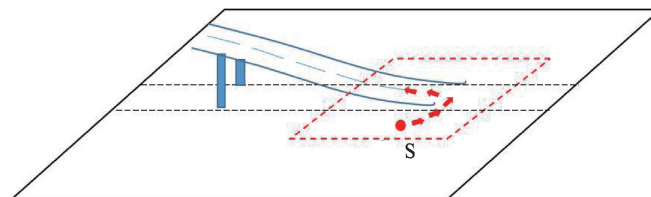
在使用插值方法获取滤波分类面之前,需获取插值参考点。本文采用二维区域增长方法快速选取插值点,以较小代价获得充足且可靠的初始分类面插值参考点,用于后续分类面计算。首先在较大窗口获取初始的地面种子点(一般取大于50 m即可),选取每个窗口内的最低点构成初始种子点集合;以平均点间距的1.5~2.0倍对点云网格化,确保不出现大量空格网,取格网内高程最低点作为格网点。根据式(1)或式(2)限定的相邻格网点高差或坡度条件,以种子点为基点采用8-邻域(图1)区域增长法,将满足增长条件的点加入插值参考点集合,并标记相应单元。最终得到接近格网单元个数的插值参考点,分布于整个测区。

$$\text{高程增长条件: } z - z_{adj} < z_t \quad (1)$$

$$\text{坡度增长条件: } \frac{(x - x_{adj})^2 + (y - y_{adj})^2}{(z - z_{adj})^2} < s_t \quad (2)$$



(a) 点云高架桥入口



(b) 插值参考点错误生长示意

注:图(b)中S为种子点,红色虚线框为增长范围,箭头方向为区域增长路径。

图2 插值参考点错误增长区域

Fig. 2 Errors in region growing of reference points

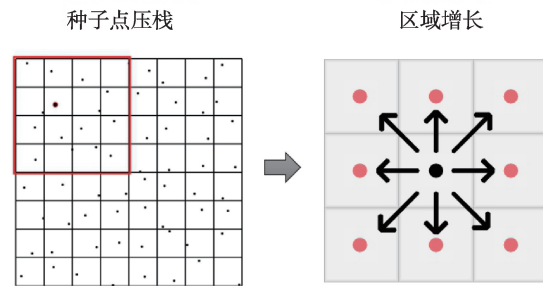


图1 种子点选取和8-邻域区域增长

Fig. 1 Seed point selection and 8-neighborhood region growing

式中: (x, y, z) 为当前点三维坐标; $(x_{adj}, y_{adj}, z_{adj})$ 为8邻域内相邻点三维坐标; z_t 和 s_t 分别为高差和坡度阈值,高差阈值 z_t 对于绝大部分地形可设置为1 m以去除典型建筑。

2.2 基于线特征的插值参考点优化

二维区域增长获取的插值参考点可靠程度较高,但高差或坡度增长判别条件在地物边缘高程变化平缓且与附近地面接近等情况下,易出现成规模的错误,会将明显的地物点纳入插值参考点集合中,典型的情况如台阶、立交桥和高架入口等。如图2所示的高架桥区域的入口处,区域增长从路面延伸,将高架桥区域也加入到插值参考点集合。

针对上述情况,本文使用线特征约束方法对插值参考点进行后处理筛选。将网格化组织的点云高程进行量化并构建高程图像,基于LSD算法^[21]提取线段得到高架桥和房屋边缘等地物的高程断裂线,并标记高程断裂线所在栅格。LSD线提取方法能够有效检测高程图像中具有长度的高程断裂区域,提取高架桥边缘、长直建筑物边缘等区域,并将上述地物所在的栅格单元处标记为不可靠插值参考点。

在提取线特征的基础上,结合高程断裂线和多

方向扫描高程判别的方式进一步判断高程断裂线附近的地物点,移出插值参考点集合,尽可能减少插值参考点中的非地面点。分别以8方向扫描高程图栅格(扫描方向与图1区域增长方向一致),在某一条扫描线上依次遍历所有栅格单元,记录靠近高程断裂线两侧栅格单元的高程值(注:栅格单元高程值为栅格内点的最低点高程),在多个方向上若某一栅格单元位于两条断裂线之间,且高程显著高于断裂线两侧(同一扫描方向上的单元)高程(图3(a)),或位于点云边界和某条断裂线之间,且高程高于断裂线另一侧(同一扫描方向上的栅格单元)高程,则将位于该栅格内的点移出插值参考点集合(图3(b))。对于断裂线标记栅格单元内的格网点,若 5×5 窗口(缓冲区)内有高程大于等于当前点的格网点,则同样将当前点移出插值参考点集合。完成上述筛选后,剩余的参考点即为初始的插值参考点。

3 地形自适应的正则化薄板样条插值

在获得插值参考点的基础上,本节使用地形自适应的TPS方法拟合局部插值分类面。普通的TPS方法,要求在严格过所有插值点的前提下生成弯曲程度最小的曲面。由于插值本身的特性,TPS函数在用于空间插值获取分类面时,面临以下问题:插值参考点不准确的影响,当一个或多个参考点偏离正常地形时,会将插值面拉低或拉高以致偏离真实地形表面;较远插值参考点的影响,当远距离点用于插值时,其坐标对于当前点插值参考意义不足,导致插值面在中心区域附近偏离真实高程。采用2.1节基于区域增长法获取插值参考点的方式,在大多数情况下能够使用近邻点插值,但在特定区域例如较大面积的建筑物中心、湖心小岛和

点云空洞边缘等处,仍会出现没有足够近邻参考点的情况,因此需要考虑增大插值函数的宽容度,使插值面不必严格过所有的插值参考点。为此,本文引入自适应系数的正则化项,在不同地形条件下使用变异系数比值来衡量局部区域内点云的高程波动程度,动态给定正则化项系数自适应计算插值面。

首先,一个普通的薄板样条函数的插值表达式^[6]如下:

$$\hat{z} = p(x, y) + \sum_{i=1}^n w_i d_i \ln d_i, \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

某个平面位置 \hat{z} 对应的插值高程表达式由两部分组成,式中 p 为趋势函数,表达近似的一阶线性趋势面, x, y 为当前待插值点的平面坐标。后半部分是插值表达式的基本函数,用于控制插值面的弯曲程度,保证插值面曲率最小。 w_i 为待求系数。 $d_i = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$,表达当前待插值点和各插值参考点的平面距离平方项。 n 为当前插值参考点个数。趋势函数表达式如下:

$$p(x, y) = a_0 + a_1 x + a_2 y \quad (4)$$

式中: a_i 为待求常数。代入边界条件和插值参考点坐标 (x_i, y_i, z_i) ,可组成如下的法方程:

$$\begin{bmatrix} K & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $K_{ij} = d_{ij}^2 \ln d_{ij}$; $d_{ij} = (x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2$; i 和 j 为插值点序号。其余各项的表达式如下:

$$P = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n & y_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

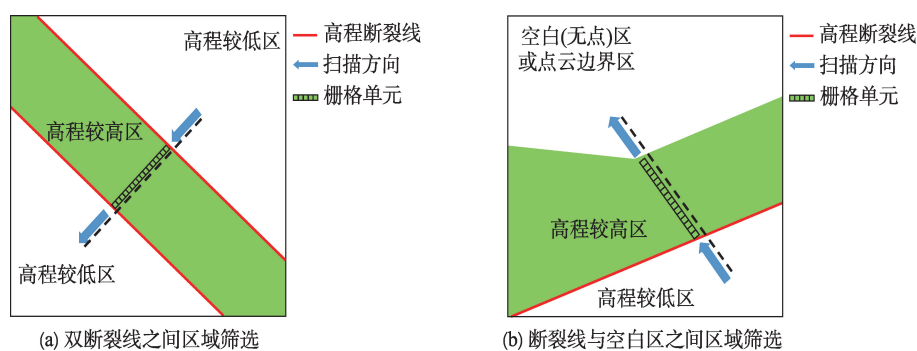


图3 参考点不可靠区域(绿色区域)

Fig. 3 Regions with unreliable reference points

$$a = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \dots \\ z_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

TPS函数正则化项的通用表达式如下:

$$K_n = \lambda \cdot \gamma^2 \cdot I \quad (10)$$

式中: λ 为正则化项系数; I 为单位矩阵; γ 为标量。其中 γ 表达式如下:

$$\gamma = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} \quad (11)$$

计算出正则化项 K_n 后,与法方程式(5)中的 K 相加,得到正则化TPS的矩阵方程,求解即可得插值式(3)系数,代入待插值点的 (x,y) 坐标即可求解待插值点的插值高程 z 。

正则化项核心在于其系数值的确定,不考虑具体地形和插值参考点的实际情况,采用固定正则化 λ 系数,在复杂地形情况下效果较差。本文在经典TPS基础上,引入自适应正则化项,基于相对变异系数自适应设置正则化项系数。 λ 的理论取值范围是 $[0, +\infty)$,但当 λ 逐步增大时,插值面形变程度逐步趋于缓和。如图4所示,理论上 λ 的值应该与插值参考点高程波动程度正相关,在插值点范围波动较大、高程分布离散的区域,应降低插值的严格程度,允许插值面不严格过所有点,此时 λ 应取较大值;而在插值点可靠程度高且波动程度小的区域,应使用更严格的插值方式甚至无正则化的TPS方法以保留更多地形细节。本文引入基于统计学意义的变

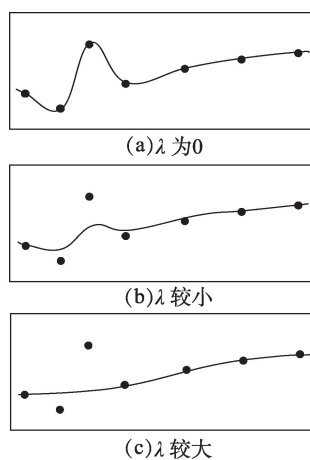


图4 不同正则化系数 λ 下的薄板样条插值

Fig. 4 TPS with different regularization coefficient λ

异系数,并采用局部区域的变异系数和全局变异系数的比值,作为正则项系数的自适应计算值。

变异系数的表达式如式(12)所示。

$$\eta = \frac{\sigma}{z} \quad (12)$$

变异系数的计算使用待插值点的 z 坐标(高程),待插值点的高程 z 取相对于最低点的相对高程值,计算均值 \bar{z} 和标准差 σ 。全局的变异系数和局部插值的变异系数计算方式均遵循式(12),二者的比值(式(13))即为相对变异系数。本文将相对变异系数 λ 作为自动计算的正则项系数。

$$\lambda = \frac{\eta_{\text{local}}}{\eta_{\text{global}}} \quad (13)$$

式中: η_{local} 为基于近邻点计算的局部变异系数; η_{global} 为全局的变异系数。依照上述理论,在计算当前点的变异系数时,以当前待滤波点为中心,在 5×5 的窗口内选取距离最近的12个近邻参考点,若 5×5 内有效参考点不足12个,则进一步扩大窗口直至得到足够的点数,根据式(13)计算待滤波点的相对变异系数。相对变异系数的作用在于判定地形起伏程度,以采取合适的分类面(分离地面点和非地面点的参考分割面)构建方法。

若相对变异系数为0或接近于0,即当前点所在区域高程波动较小(平坦地形),则可以回避插值过程,直接使用水平高程面作为分类面以减少计算量。水平分类面的高程使用参考点高程均值。相对变异系数较小的区域,直接根据当前区域内点高程与水平分类面的高差判定点的类别。(此处高差阈值的设置与格网间距相关,一般取格网间距的0.5倍。)

在相对变异系数显著大于0时,使用插值的方法计算分类面。以12个近邻参考点作为插值依据,求解当前区域的正则化TPS方程。在构建正则化TPS方程时,使用相对变异系数作为正则化项常数,根据插值点高程离散情况控制插值面严格程度。在具体滤波过程中,将当前点所在格网内的点的 (x,y) 坐标代入TPS方程中求解插值高程值,根据真实高程与插值高程的差值大小,判定点的类别(高差阈值与上文一致)。上述插值和判断的过程经过2~3次迭代之后,构成的地形面趋于稳定,不再出现明显变化。

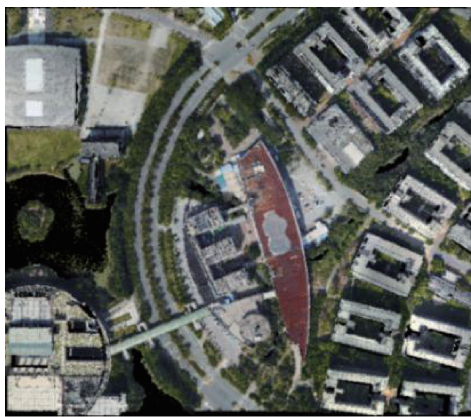
4 点云滤波实验与分析

为验证算法的有效性和可靠性,以 Visual Studio

2015为开发平台实现算法的C++版本,系统环境为Windows 7 64位,实验硬件环境为Intel i5-4590 3.2 Ghz,内存8 G。实验数据为广州某大学机载激光点云数据和国际摄影测量与遥感协会(ISPRS)第三委员会点云工作组2003年发布的滤波数据集^[1]。广州大学城数据共9组,测区处于3×3连续区域,每个测区点数为500万左右,点云密度为10~30点/m²。广州实验区整体地形较平坦,具有相似性,仅部分区域有显著起伏,但存在大型厂房、高层建筑、民居、植被、高架桥、道路、水体等多种地物,包含大型建筑和分布复杂的人工地物等。ISPRS数据为Optech ALTM机载激光扫描仪获取的Vaihingen/Stuttgart市的机载LiDAR点云,由8块共15组数据组成,通过手工分类将点云精确分类为地面点和非地面点2类。ISPRS数据包含各类特殊地形区域(包括开阔平地、植被、建筑、道路、桥梁、水体等),测区范围普遍较小,包含的点数较少。实验数据所在测区地形如表1所示。

验证滤波结果准确性的标准交叉表法评价体系:两类误差和总体误差指标^[1]。一类错误率指拒真错误,即地面点被误分为非地面点的比例;二类错误指纳伪错误,即非地面点被误分为地面点的比例,总体错误率即所有的类别错分点占总点数比例。错误率越低代表整体滤波效果越好。

本文方法的其中一组数据(广州测区)区域增长结果详见图5,右图中白色区域代表该区域包含可供插值的地面参考点。可以看出,经过区域增长后建筑物屋顶范围内的点被成功分离并排除出插值参考点集合,二值图像中相应区域显示为黑色。



(a) 原始点云



(b) 区域增长二值图像

注:图(b)白色区域表示有地面插值参考点,黑色区域代表无可靠参考点。

图5 测区5原始点云RGB颜色和区域增长二值化图像

Fig. 5 RGB map of original point clouds and binary image of region growing results in site 5

表1 实验测区地形特征

Tab. 1 Terrain features in test sites

| 测区属地 | 测区编号 | 测区地形 |
|---------------------|------|-------------------|
| 广州 | 1 | 起伏小,含复杂建筑、低矮植被、水体 |
| 广州 | 2 | 起伏较小,含复杂建筑、密集植被等 |
| 广州 | 3 | 起伏小,含复杂建筑、高架桥等 |
| 广州 | 4 | 起伏较小,含大型建筑、密集植被等 |
| 广州 | 5 | 有起伏,含大型建筑、水体、地形断层 |
| 广州 | 6 | 有起伏,含密集植被、建筑和高架桥 |
| 广州 | 7 | 起伏较小,含建筑和植被等 |
| 广州 | 8 | 有起伏,含房屋、电力线、高架桥等 |
| 广州 | 9 | 有起伏,斜坡植被、陡坎、高架桥等 |
| Vaihingen/Stuttgart | S11 | 陡坡地物,植被和建筑物等 |
| Vaihingen/Stuttgart | S12 | 小型地物,如车辆等 |
| Vaihingen/Stuttgart | S21 | 小型桥梁 |
| Vaihingen/Stuttgart | S22 | 桥梁 |
| Vaihingen/Stuttgart | S23 | 复杂建筑、地形断层 |
| Vaihingen/Stuttgart | S24 | 有起伏地形 |
| Vaihingen/Stuttgart | S31 | 地形断裂,且包含低点噪声 |
| Vaihingen/Stuttgart | S41 | 包含簇状低点噪声 |
| Vaihingen/Stuttgart | S42 | 大型长直建筑物,高频率起伏地形 |
| Vaihingen/Stuttgart | S51 | 斜坡植被 |
| Vaihingen/Stuttgart | S52 | 低矮植被,陡坡和山脊 |
| Vaihingen/Stuttgart | S53 | 起伏和中断地形 |
| Vaihingen/Stuttgart | S54 | 非显著建筑物 |
| Vaihingen/Stuttgart | S61 | 不连续陡坡、沟渠 |
| Vaihingen/Stuttgart | S71 | 桥梁,地形断裂 |

对于特定地物如高架桥,使用线特征检测结果标记如图6所示,放大地形细节见图2(a)。位于高架桥两侧连接地面区域的错误插值参考点,通过线

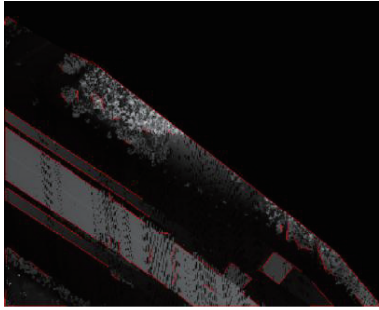


图6 测区8高架桥接地部分边缘线检测结果
Fig. 6 Edge detection results in the part of viaduct connecting to the ground in site 8

特征检测和多方向扫描成功从插值点集合中去除。植被等区域亦有少量误检测线特征,但该区域内仍包含连续地面点,对多方向扫描结果不会构成明显影响。

为客观评价本文方法的有效性,在广州实验区域使用主流的半全局滤波方法(Semi-Global Filter, SGF)、布料模拟滤波算法(Cloth Simulation Filter, CSF)、TerraSolid软件的三角网渐进加密算法(Progressive TIN Densification, PTD)和无正则化TPS滤波方法作为对照。本文方法和其他4种对比滤波方法的最终滤波错误率统计见表2,本文算法在广州测区总体错误率在2.49%~8.27%之间,平均值为4.14%。根据表2统计结果,本文滤波方法在一类错误率方面具有明显优势(一类错误率平均值为2.21%),9个测区中有8个一类错误率最低,很少有地面点分类为非地面点,地面细节保留较为完好。二类错误率方面,本文方法处于居中水平,几种对比算法在不同测区各自表现出一定优势,其中综合

表现较优秀的是SGF算法(5.04%)和PTD算法(5.55%),本文方法在二类错误率表现略逊于二者(5.82%)。在总体错误率方面,本文方法在9个测区中有7个保持总体错误率最低。

本文方法在大多数区域能够做到地物和地面的准确分离(图7),在大型建筑物和细小地形起伏之间能够较好地兼顾,对于起伏和混合地形也基本保证了轮廓特征不出现显著缺失(图7中测区6和测区8)。典型的建筑等地物能够较好的分离,出现滤波错误的区域主要是台阶、陡坎、桥梁以及少量地面点稀少的地物区域。在遮挡严重、点云空洞或测区边缘等区域,由于参考点极为稀少且拓扑关系不够充分,难以得到有效的滤波分类面,也会造成小规模滤波错误现象(图7测区4红色圈线处)。在陡坎接缝处上部,边缘部分少量地面点判定成非地面点(图7中测区8红色圈线标记的白色细线部分)。广州测区点云整体而言地形平坦,地形断裂较少,本文方法在地形断裂区域和地形突变区域仍会有小规模错误,由于插值区域限制,此类错误多数限制在小范围内,即在点云的地形断裂相接处沿线会出现条带状的一类错误。此外经过线特征优化后的滤波结果,能够将接地的人工地物正确分离,但与地面相连的入口处小范围内,仍会出现少量道路点被分类为地面点(图7测区8左下高架两侧入口道路处)。

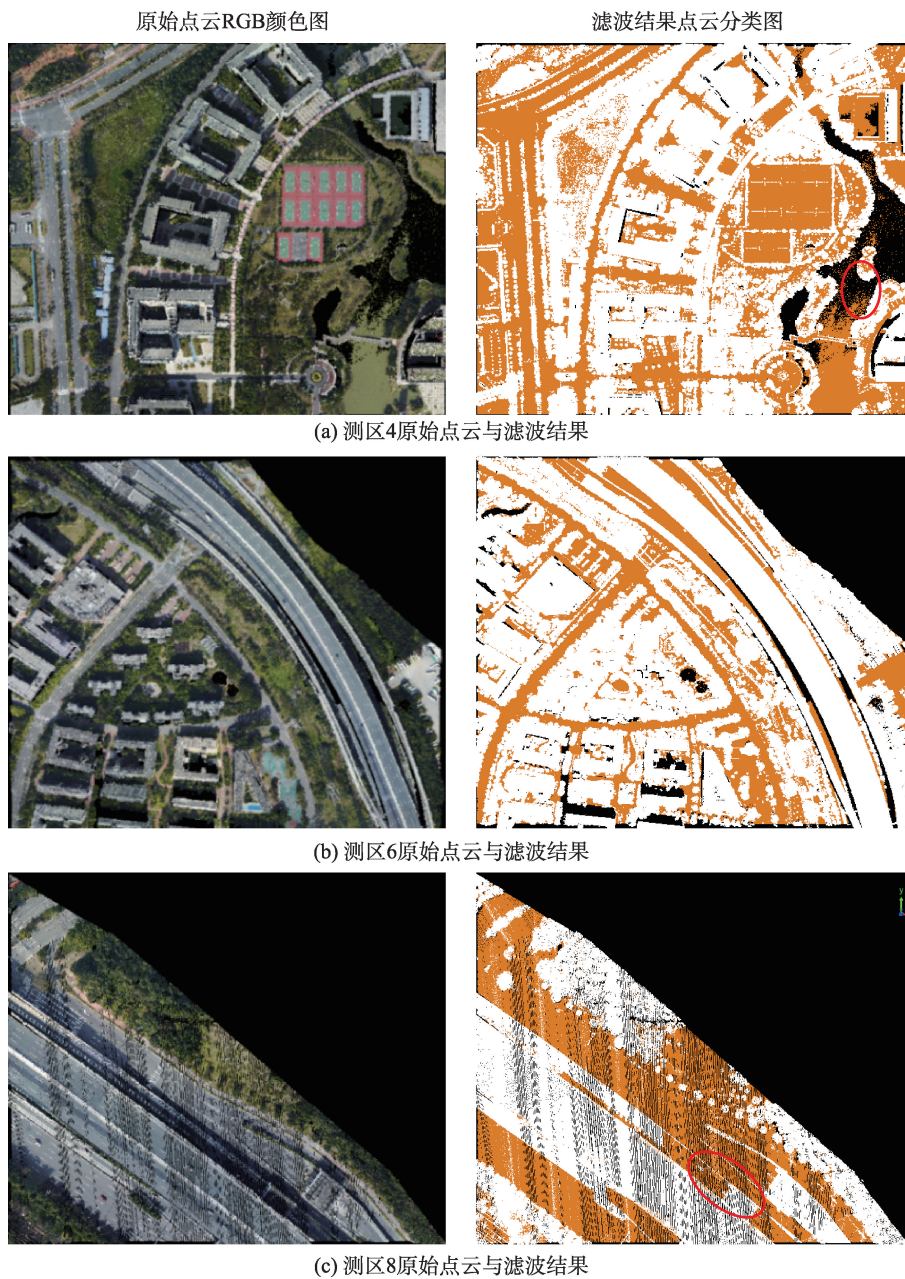
在覆盖植被的测区,具体滤波效果仍与植被密集程度相关:在植被稀疏、植被下仍有少量地面点分布的区域,本文方法通过插值可以获取准确分类面,但在植被较为密集且植被下地形具有一定起伏

表2 广州数据测区不同方法错误率结果对比

Tab. 2 Comparison of error rate using different filtering methods in Guangzhou sites (%)

| 测区 | 一类错误率 | | | | | 二类错误率 | | | | | 总体错误率 | | | | |
|-----|-------|------|-------------|------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|------|-------------|-------|-------------|
| | SGF | CSF | PTD | TPS | 本文 | SGF | CSF | PTD | TPS | 本文 | SGF | CSF | PTD | TPS | 本文 |
| 1 | 3.31 | 3.99 | 3.46 | 4.41 | 2.45 | 2.90 | 4.02 | 5.49 | 3.42 | 3.26 | 3.09 | 4.00 | 4.54 | 3.88 | 2.88 |
| 2 | 3.21 | 6.06 | 3.17 | 4.77 | 2.88 | 7.28 | 6.46 | 8.43 | 6.42 | 7.20 | 5.50 | 6.29 | 6.12 | 5.69 | 5.30 |
| 3 | 2.97 | 4.64 | 2.01 | 3.79 | 2.29 | 3.05 | 3.86 | 4.27 | 2.49 | 3.33 | 3.01 | 4.23 | 3.20 | 3.10 | 2.83 |
| 4 | 3.92 | 4.67 | 3.35 | 4.72 | 2.48 | 5.00 | 6.81 | 5.58 | 4.31 | 5.03 | 4.48 | 5.78 | 4.50 | 4.51 | 3.80 |
| 5 | 2.37 | 7.38 | 3.81 | 3.14 | 2.08 | 4.12 | 3.89 | 4.47 | 4.11 | 4.85 | 3.51 | 5.11 | 4.24 | 3.77 | 3.88 |
| 6 | 2.70 | 2.92 | 6.23 | 4.13 | 2.76 | 3.38 | 5.25 | 3.25 | 4.86 | 2.78 | 3.15 | 4.45 | 4.28 | 4.61 | 2.77 |
| 7 | 4.24 | 3.62 | 3.22 | 2.87 | 1.23 | 9.72 | 11.53 | 9.09 | 9.24 | 10.49 | 6.48 | 6.86 | 5.62 | 5.47 | 5.01 |
| 8 | 2.12 | 2.29 | 2.85 | 3.17 | 2.11 | 4.41 | 6.02 | 4.35 | 2.90 | 2.85 | 3.29 | 4.20 | 3.62 | 3.04 | 2.49 |
| 9 | 5.94 | 4.93 | 3.32 | 4.64 | 1.62 | 5.53 | 12.89 | 5.06 | 14.11 | 12.63 | 5.71 | 9.74 | 4.37 | 10.36 | 8.27 |
| 平均值 | 3.42 | 4.50 | 3.49 | 3.96 | 2.21 | 5.04 | 6.75 | 5.55 | 5.76 | 5.82 | 4.25 | 5.63 | 4.50 | 4.94 | 4.14 |

注:加粗数据代表在单个测区某类方法的错误率在同类方法中最小。



注:右侧滤波结果图白色点为滤波后的非地面点,橙色点为地面点。

图7 广州测区原始点云RGB颜色图(左)与滤波结果点云分类图(右)对比

Fig. 7 RGB maps of original point clouds and colored maps of filtering results in Guangzhou sites

的区域,插值分类面会出现一定误差,导致滤波出错。当低矮植被位于平坦地形或起伏不频繁的地形时,分离的准确性较高,剧烈和高频率起伏地形上的植被则有少量的植被点误分类为地面点。对于桥梁等建筑,本文滤波结果与桥面高度相关,若桥梁的桥面与河岸的高程处于同一高程水平,无明显起伏,则桥面点易被误判为地面点(表2测区7错误率显著上升),若桥梁相对于河岸地形有高程变化(如拱桥等),则判断为非地面点。

在ISPRS数据测区,本文方法与经典滤波方法的总体错误率对比如表3所示。

表3中结果显示,本文方法在ISPRS数据集的滤波结果总体错误率在1.53%~11.70%之间,平均值为4.17%。根据表3统计结果,在诸多方法中PTD方法具有较好的鲁棒性,而MHC和CSF方法在地形平坦规整、建筑物形状简单和分布离散的区域滤波效果突出。MHC方法具有最小的平均总体错误率(4.11%),本文的错误率综合表现略次于MHC方

表3 ISPRS数据集测区不同滤波方法错误率结果对比

Tab. 3 Comparison of total error rate using different filtering methods in ISPRS test sites (%)

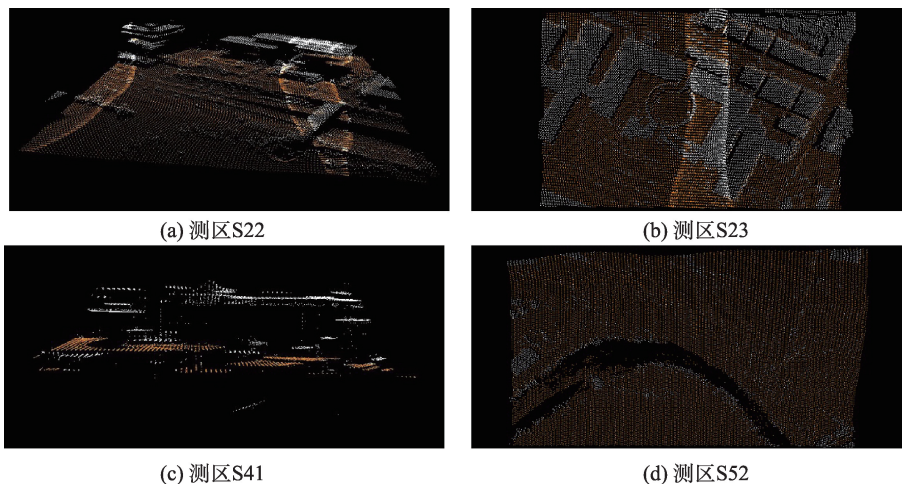
| 测区 | Sohn | Axelsson(PTD) | Prefier | Mongus(TPS) | Li | Chen(MHC) | Hui | Zhang(CSF) | 本文 |
|-----|-------|---------------|---------|-------------|-------|-------------|-------|-------------|-------------|
| S11 | 20.49 | 10.76 | 17.35 | 11.01 | 12.85 | 13.01 | 13.34 | 12.01 | 11.70 |
| S12 | 8.39 | 3.25 | 4.50 | 5.17 | 3.74 | 3.38 | 3.50 | 2.97 | 3.40 |
| S21 | 8.80 | 4.25 | 2.57 | 1.98 | 2.55 | 1.34 | 2.21 | 3.42 | 3.31 |
| S22 | 7.54 | 3.63 | 6.71 | 6.56 | 4.06 | 4.67 | 5.41 | 8.94 | 5.40 |
| S23 | 9.84 | 4.00 | 8.22 | 5.83 | 6.16 | 5.24 | 5.11 | 4.79 | 5.47 |
| S24 | 13.33 | 4.42 | 8.64 | 7.98 | 5.67 | 6.29 | 7.47 | 2.87 | 2.67 |
| S31 | 6.39 | 4.78 | 1.80 | 3.34 | 2.47 | 1.11 | 1.33 | 1.61 | 1.53 |
| S41 | 11.27 | 13.91 | 10.75 | 3.71 | 6.71 | 5.58 | 10.60 | 5.14 | 5.44 |
| S42 | 1.78 | 1.62 | 2.64 | 5.72 | 3.06 | 1.72 | 1.92 | 1.58 | 1.91 |
| S51 | 9.31 | 2.72 | 3.71 | 2.59 | 3.92 | 1.64 | 4.88 | 3.08 | 3.01 |
| S52 | 12.04 | 3.07 | 19.64 | 7.11 | 15.43 | 4.18 | 6.56 | 3.93 | 4.66 |
| S53 | 20.19 | 8.91 | 12.60 | 8.52 | 11.71 | 7.29 | 7.47 | 5.20 | 4.67 |
| S54 | 5.68 | 3.23 | 5.47 | 6.73 | 3.93 | 3.09 | 4.16 | 3.18 | 3.49 |
| S61 | 2.99 | 2.08 | 6.91 | 4.85 | 5.81 | 1.81 | 2.33 | 1.49 | 2.77 |
| S71 | 2.20 | 1.63 | 8.85 | 3.14 | 4.58 | 1.33 | 3.73 | 5.71 | 3.08 |
| 平均值 | 9.35 | 4.82 | 8.02 | 5.62 | 6.18 | 4.11 | 5.33 | 4.39 | 4.17 |

注:加粗数据代表在单个测区某类方法的错误率在同类方法中最小。

法。本文方法在 ISPRS 数据集 15 个测区的 2 个保持了最低的错误率水平。在 S11 测区,对斜坡上的建筑物能够有效去除,但少量建筑物顶点与附近地面点高程接近,被误分类为地面点。在地形断裂(台阶、陡坎等)区域较多的测区如 S22(图 8(a))和 S23(图 8(b)),以及小测区内地面点分布离散且不规则程度较高的测区如 S41(图 8(c)),错误率均有显著上升。在地形起伏如 S24、S52、S53 等区域相对于同类方法能够更好的保持地形,同时能够有

效分离位于起伏地形区域的建筑物,但在边缘地区会由于有效参考点较少导致的小规模错误(图 8(d)左上白色区域)。桥梁等区域的滤波结果总体与广州测区结果类似。在包含斜坡植测试区如 S51,对植被点和斜坡地形点的区分较好,在斜坡附近的低矮建筑物同样可以有效分离。

本文方法没有在 ISPRS 的多数测区实现最低的错误率,但在不同地形环境下的滤波结果能够保持较高的水准,在起伏地形中地面点能够较好的保



注:白色点为滤波后的非地面点,橙色点为地面点。

图8 ISPRS数据部分测区滤波结果

Fig. 8 Part of filtering results of ISPRS test sites

留,在地形复杂、起伏频率较高以及包含复杂地物的测区,出错区域被约束在较小范围内,极少出现错误率剧增情况。滤波效果在不同的地形能够基本保持稳定。

在算法效率方面,本文算法主要基于局部近邻参考点完成插值,因此尽管求解插值表达式系数时需要解算方程组,但总体复杂度仍较低。表4为基于广州数据测区的算法耗时结果统计。可以看出,本文的地形自适应滤波方法在测试环境下每500万点滤波平均耗时为3.569 s,明显低于PTD和传统TPS方法,与SGF和CSF相当。算法主要用时在于解算TPS方程组,如果进一步通过矩阵分解等方式优化插值方程组解算过程,则本文算法运行效率仍有较大提升空间。

表4 广州数据测区不同算法平均用时对比

Tab. 4 Comparison of time costs using different filtering methods in Guangzhou sites

| 滤波算法 | SGF | CSF | PTD | TPS | 本文 |
|---------------|-------|-------|--------|-------|-------|
| 耗时/(s/每500万点) | 3.287 | 3.875 | 18.344 | 8.291 | 3.569 |

注:由于ISPRS点云点数较少,因此算法耗时统计仅使用广州测区数据。

本文方法需要调整的外参数仅为区域增长的高差阈值参数 Z_t ,目的在于去除建筑物等比较规模显著的地物,多数情况下使用1.0 m的默认值即可实现有效分离,仅当测区内低矮地物较多时该值需要适当减小,其余参数均可根据地形条件和点云数据自适应设定。

5 结论

在分析现有滤波方法对于机载激光点云滤波的效果和适应性的基础上,本文提出一种新的基于相对变异系数的地形自适应正则化薄板样条插值点云滤波方法。基于格网方式组织点云数据,采用二维区域增长和线特征约束快速获取准确完备的地面插值参考点,使用基于相对变异系数的正则化薄板样条插值实现多种地形尤其是起伏地形的有效自适应。2组数据的对比实验结果表明,本文提出的地形自适应滤波方法在起伏地形、包含植被和建筑物的混合地形等区域具有较好的滤波效果。

(1)本文方法计算效率较高,测试环境下每500万点处理耗时为3.569 s,且滤波过程需要手动调整的参数较少。相对于对比方法,其自适应程度较

强,能够适应海量数据的快速批量滤波。

(2)相对于主流滤波方法,本文方法的优势主要体现在起伏地形和混合地形区域,对于2组实验数据的错误率分别为4.14%和4.17%,处于先进水平。算法在大面积多起伏和混合地形区域的地形自适应优势尤为明显,能够生成较高质量DEM,地形损失较少。

(3)断裂地形的处理一直是点云滤波研究的难点,尽管使用正则化TPS插值构建滤波分类面,本文方法在陡坎等断裂地形区域边缘的滤波正确性仍难以保证,同时单一的区域增长高程参数,对包含多种复杂建筑物的城市区域适应性不足。后续研究将考虑增强插值参考点获取时的高差阈值自适应程度,增强方法在地形断裂区域的滤波表现等。

参考文献(References):

- [1] 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.
- [2] 张刚,刘文彬,张男.基于区域特征分割的密集匹配点云渐进形态学滤波[J].地球信息科学学报,2019,21(4):615-622. [Zhang G, Liu W B, Zhang N. Progressive morphological filtering method of dense matching point cloud based on region feature segmentation[J]. Journal of Geoinformation Science, 2019,21(4):615-622.]
- [3] Vosselman G. Slope based filtering of laser altimetry data [J]. International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing, 2000,33(B3):935-942.
- [4] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000,33(B4/1):110-117.
- [5] 左志权,张祖勋,张剑清.知识引导下的城区LiDAR点云高精度三角网渐进滤波方法[J].测绘学报,2012,41(2):92-97. [Zuo Z Q, Zhang Z X, Zhang J Q. A high-quality filtering method with adaptive TIN models for urban LiDAR points based on priori-knowledge[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012,41(2):92-97.]
- [6] Sui L C, Zhang Y B, Zhang S, et al. Filtering of airborne LiDAR point cloud data based on progressive TIN[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011,36(10):1159-1163.
- [7] Kraus K, Pfeifer N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1998,53(4):193-203.

- [8] Lin X G, Zhang J X. Segmentation-based filtering of airborne LiDAR point clouds by progressive densification of terrain segments[J]. *Remote Sensing*, 2014,6(2):1294-1326.
- [9] 李沛婷,赵庆展,陈洪.回波强度约束下的无人机LiDAR点云K-means聚类滤波[J]. *地球信息科学学报*,2018,20(4):471-479. [Li P T, Zhao Q Z, Chen H. Filtering UAV LiDAR point cloud with K-means clustering under the constraint of echo intensity[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018,20(4):471-479.]
- [10] 刘凯斯,王彦兵,宫辉力,等.机载LiDAR点云数据的二面角滤波算法[J].*地球信息科学学报*,2018,20(4):414-421. [Liu K S, Wang Y B, Gong H L, et al. Dihedral angle filtering algorithm for airborne LiDAR point cloud data[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018,20(4):414-421.]
- [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.
- [12] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation [J]. *Remote Sensing*, 2016,8(6):501.
- [13] Hu X, Yuan Y. Deep-learning-based classification for DTM extraction from ALS point cloud[J]. *Remote Sensing*, 2016,8(9):730.
- [14] Rizaldy A, Persello C, Gevaert C, et al. Ground and multi-class classification of airborne laser scanner point clouds using fully convolutional networks[J]. *Remote Sensing*, 2018,10(11):1723.
- [15] Janssens- Coron E, Guilbert E. Ground point filtering from airborne LiDAR point clouds using deep learning: a preliminary study[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, XLII-2/W13.
- [16] Mongus D, Zalik B. Parameter-free ground filtering of LiDAR data for automatic DTM generation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012,67(2012):1-12.
- [17] Chen C F, Li Y Y, Li W, et al. A multiresolution hierarchical classification algorithm for filtering airborne LiDAR data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013,82(2013):1-9.
- [18] Chen C F, Li Y Y, Yan C Q, et al. An improved multi-resolution hierarchical classification method based on robust segmentation for filtering ALS point clouds[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016,37(4):950-968.
- [19] Hu H, Ding Y L, Zhu Q, et al. An adaptive surface filter for airborne laser scanning point clouds by means of regularization and bending energy[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 92(2014): 98-111.
- [20] 赵宗泽,张永军.基于植被指数限制分水岭算法的机载激光点云建筑物提取 [J]. *光学学报*,2016,36(10): 1028002. [Zhao Z Z, Zhang Y J. Building extraction from airborne laser point cloud using NDVI constrained watershed algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016,36(10): 1028002.]
- [21] Rafael G, Jérémie J, Jean-Michel M, et al. LSD: A line segment detector, *Image Processing On Line*, 2012,2:35-55.