



武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：一种多尺度自适应点云坡度滤波算法  
作者：汪文琪，李宗春，付永健，何华，熊峰  
DOI：10.13203/j.whugis20200016  
收稿日期：2020-11-15  
网络首发日期：2021-04-09  
引用格式：汪文琪，李宗春，付永健，何华，熊峰. 一种多尺度自适应点云坡度滤波算法. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200016>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20200016

## 引用格式：

汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 一种多尺度自适应点云坡度滤波算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版. DOI: 10.13203/j.whugis20200016 (WANG Wenqi, LI Zongchun, FU Yongjian, et al. A Multi-scale Adaptive Slope Filtering Algorithm of Point Cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University. DOI: 10.13203/j.whugis20200016)

# 一种多尺度自适应点云坡度滤波算法

汪文琪<sup>1</sup> 李宗春<sup>1</sup> 付永健<sup>1</sup> 何华<sup>1</sup> 熊峰<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州, 450001

**摘要：**点云坡度滤波算法原理简单、易于实现, 为进一步提升坡度滤波算法的自适应性, 提出了一种多尺度自适应点云坡度滤波算法。首先, 在数据预处理的基础上引入虚拟网格对点云数据进行分割; 然后, 利用距离加权的方式逐次计算网格点的坡度角, 结合  $k$  均值聚类 and 正态分布自适应确定滤波阈值; 最后, 使用多尺度策略逐级缩小网格尺寸实现点云数据的精细滤波。采用两种密度不同的点云数据集对算法进行了验证, 并将结果与 2 种坡度滤波算法及国际摄影测量和遥感学会(international society for photogrammetry and remote sensing, ISPRS)提供的经典算法作了对比, 试验表明新算法整体滤波结果较好, 稳定性更高, 且能适应不同场景的点云数据。

**关键词：**点云数据; 坡度滤波;  $k$  均值聚类; 正态分布; 多尺度滤波

**中图法分类号：**P237

**文献标识码：**A

随着激光雷达技术的不断发展, 点云数据处理成为研究的热点。点云滤波是指区分点云数据中地面点和非地面点的过程, 是提取地面信息、生成数字高程模型及其他地形产品的重要步骤。常见的滤波算法有基于坡度的滤波算法<sup>[1-5]</sup>、基于曲面拟合的滤波算法<sup>[6-7]</sup>和基于数学形态学的滤波算法<sup>[8-10]</sup>。另外, 近几年发展起来的布料模拟滤波算法<sup>[11]</sup>也受到了很大的关注。对比其他算法, 点云坡度滤波算法进展相对缓慢, 但同时坡度也是其他一些算法<sup>[12]</sup>的重要参数, 坡度算法的进步有利于整体滤波的发展。因此, 本文针对坡度滤波算法中存在的问题, 重点关注基于坡度的点云滤波算法的改进。

基于坡度的滤波算法由 Vosselman<sup>[1]</sup>首先提出, 其思想是依据坡度的差异区别出地面点和非地面点, 但对整个点云区域采用固定坡度阈值的方式不够合理。在此基础上, 文献[2]对滤波算法进行了改进, 使坡度阈值随地形情况的不同而发生相应的变化, 增强了算法的适用性, 但同时需要设置较多的参数。虚拟网格技术可以方便点云数据的管理, 在点云滤波中应用较为广泛, 而且网格尺度逐渐从单一尺度发展为多尺度, 文献[6]结合多尺度虚拟网格技术和曲面滤波方法对点云数据进行滤波取得了良好的效果。在坡度滤波方面, 文献[3]在滤波中引入虚拟网格的概念, 同时将坡度阈值个数增至 4 个, 一定程度上克服了

经典坡度滤波算法在地形急剧变化处可能产生的错误, 但是该方法滤波参数多且自适应性差; 文献[4]提出了一种从机载雷达点云数据中精确提取地面点的滤波算法, 利用平面特征和局部最低点的连通性提升了地面点的提取率, 在进行初始地形估计之后, 对算法中使用的坡度参数进行更新, 可以有效提取密集城市地区的地面点数据, 但该算法适用场景具有一定局限性且计算过程比较复杂、计算效率低; 文献[5]使用大小两种尺度的虚拟网格, 并结合坡度和高差两种方法进行点云滤波, 这种方法可以弥补单一尺度网格滤波的不足, 但其滤波参数仍需人为确定。

为进一步提升传统坡度滤波算法的自适应性, 本文提出一种多尺度自适应点云坡度滤波算法。该算法的重点在于结合  $k$  均值聚类和正态分布确定滤波阈值, 与传统坡度滤波算法相比增强了自适应性。

## 1 算法原理

本文借鉴多尺度虚拟网格的思想, 采用距离加权的方式计算网格点与周围 8 邻域网格最低点的坡度, 结合  $k$  均值聚类和正态分布自适应确定网格的滤波阈值, 按倍数逐级减小网格的尺寸, 实现多尺度自适应的点云坡度滤波, 具体流程如图 1(a)所示。

### 1.1 数据预处理

收稿日期：2020-11-15

第一作者：汪文琪, 硕士生, 主要研究方向为激光雷达点云数据处理。wenqi\_xd@163.com

通讯作者：李宗春, 博士, 教授。13838092876@139.com

原始点云数据在获取过程中通常会存在一些异常噪声点，包括高位噪声、低位噪声等<sup>[13]</sup>。高位噪声在后续滤波过程中可以当作非地面点直接滤除，不会影响滤波结果；而低位噪声点容易被当作地面点，对滤波结果影响较大，需要提前剔除。本文采用一种比较点云  $k$  近邻点距离的方法进行低位噪声剔除。首先，确定各点的  $k$  近邻点，并计算  $k$  近邻点到查询点距离的平均值  $d_{\text{mean}}$ ，以及最大距离值和最小距离值之差  $\Delta d$  两个参数值，这两个参数分别搜索离群的单一噪声点和多个聚集噪声点，对于单一噪声点，其  $k$  近

邻点都位于正常点云处，到查询点距离远，可以利用  $d_{\text{mean}}$  搜索此类噪声点；对于多个聚集噪声点，其  $k$  近邻点一部分为周围较近的噪声点，另一部分位于正常点云处，因此  $k$  近邻点到查询点的最大距离值和最小距离值相差较大，可以利用  $\Delta d$  搜索此类噪声点。然后，根据参数值的频率分布直方图分别设置  $d_{\text{mean}}$  和  $\Delta d$  的阈值，并将两类大于阈值的点合并，此即为异常点。最后，计算点云数据平均高程，将异常点中小于平均高程的点作为低位噪声予以剔除。

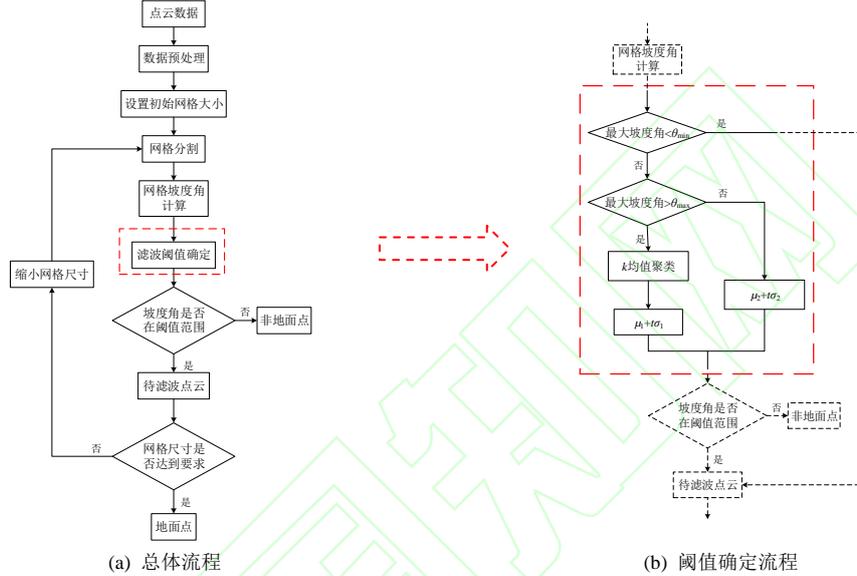


图 1 算法流程图

Fig.1 Flow Chart of the Proposed Algorithm

## 1.2 网格分割

网格分割就是将三维点云数据沿高程方向投影到对应的二维网格平面的过程。具体分割步骤如下：

(1) 分别沿  $x$  轴和  $y$  轴方向按照一定的网格边长  $l$  进行网格分割，确定点云数据平面坐标中  $x$ 、 $y$  的最大值  $x_{\text{max}}$ 、 $y_{\text{max}}$  和最小值  $x_{\text{min}}$ 、 $y_{\text{min}}$ ，以此作为网格的边界。

(2) 将点云数据进行编号，利用式(1)按照顺序逐点计算所在网络的编号

$$\begin{cases} \text{ID}_x^P = \left\lfloor \frac{x_p - x_{\text{min}}}{l} \right\rfloor \\ \text{ID}_y^P = \left\lfloor \frac{y_p - y_{\text{min}}}{l} \right\rfloor \end{cases} \quad (1)$$

式中， $(x_p, y_p)$  为任一点  $P$  的平面坐标； $(\text{ID}_x^P, \text{ID}_y^P)$  为点  $P$  所在网络的编号； $\lfloor \cdot \rfloor$  为取整符号。

(3) 确定每一个网格  $(\text{ID}_x, \text{ID}_y)$  中高程最低点

的点号，为后续的坡度计算作准备。

点云滤波时按照网格尺寸从大到小的顺序进行，滤波过程中需要确保每个网格中的最低点为地面点。因此，初始最大网格边长  $l_{\text{initial}}$  的设置应大于测区中最大地物的尺寸以保证每个网格中都存在地面点，后续层级网格边长为初始网格边长除以相应的级数，如二级格网边长为  $l_{\text{initial}} / 2$ 。

## 1.3 坡度角计算

坡度是表示地表起伏程度的变量。本文算法在进行坡度计算时采用 8 邻域网格结构，每个点计算得到 8 个坡度值。如图 2 所示， $G_c$  为待滤波点云网格， $G_1 \sim G_8$  为  $G_c$  周围的 8 个邻域网格，将  $G_c$  中的  $n$  个点作为待滤波点，记为  $p_{c_i} (i=1, 2, \dots, n)$ ，取每个邻域网格中的最低点作为地面种子点，记为  $p_1 \sim p_8$ 。

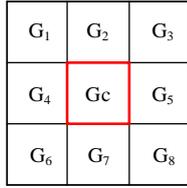


图2 滤波8邻域网格

Fig.2 Eight Neighborhood Grid of Filtering

首先将 G<sub>c</sub> 中的待滤波点按照编号从小到大的顺序逐点计算坡度值，每个点分别与 8 个邻域网格中的最低点进行坡度计算，得到 8 个坡度值。由于坡度值按照正切函数的形式变化，在边缘处会剧烈地上升；而后续的 k 均值聚类中采用欧氏距离，各点的欧氏距离值按照线性的形式变化，所以，为了更好地进行后续的聚类分析，这里将计算得到的坡度值转化为坡度角，使用坡度角参与后续的滤波。

G<sub>c</sub> 中每个点  $pc_i$  可以计算得到 8 个坡度角，在进行滤波时难以从中选择具体的坡度角进行阈值判断，因此需要将 8 个坡度角合并为 1 个，为了避免坡度角合并过程中出现正负相消的情况，所以坡度角计算时设为正值。如图 3 所示，与某地面种子点  $p_j$  距离较近的滤波点  $pc_1$  的坡度角要大于  $pc_2$ ，而  $pc_1$  和  $pc_2$  高程相同、属性相同，在进行阈值判断时有可能将两个点分为不同属性的点。因此，为了更好利用坡度角对 G<sub>c</sub> 中滤波点属性进行判断，应该对计算得到的坡度角进行距离修正，使得  $pc_1$  和  $pc_2$  两点能得到同等的判断。由此可以按照距离加权的方式对 8 个坡度角进行合并，距离近的坡度角权值小。合并公式如下

$$\theta_i = \sum_{j=1}^8 \frac{S_j}{S} \theta_{ij} \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (2)$$

$$S = \sum_{j=1}^8 S_j$$

式中， $S_j$  为待滤波点  $pc_i$  与地面种子点  $p_j$  的距离； $\theta_{ij}$  为点  $pc_i$  与  $p_j$  计算得到的坡度角； $\theta_i$  为点  $pc_i$  坡度角的加权平均值。

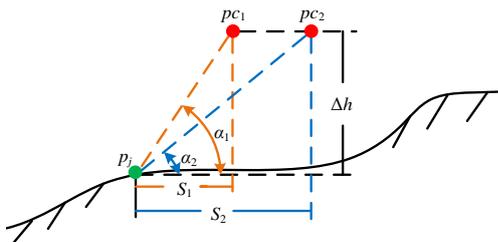


图3 坡度计算示意图

Fig.3 The Schematic Diagram of Slope Calculation

#### 1.4 滤波阈值确定

本文算法的核心在于滤波阈值的确定，由于点云数据复杂多样，阈值设置需要随地形的变化而进行相应的改变，因此本文采用 k 均值聚类与正态分布结合的方法，自适应地确定坡度滤波的阈值。

文献[14]认为点云数据中地面点高程在自然状态下呈正态分布，而非地面点则会影响地面点高程的正态分布。借鉴这一思路，本文考虑在同一待滤波网格 G<sub>c</sub> 中，若只存在地面点，则网格内坡度角数据应呈正态分布；然而由于非地面点的存在，G<sub>c</sub> 中的坡度角数据将呈现出两种不同的状态——一种是较小的地面点坡度角，另一种是较大的非地面点坡度角。

##### (1) 聚类阈值

为了将 G<sub>c</sub> 中的地面点和非地面点区分出来，本文采用 k 均值聚类的方法对坡度角数据进行聚类，区别出分属于地面点和非地面点的坡度角数据。由于只存在两种状态，所以 k 值设置为 2；聚类时采用最小最大原则<sup>[15]</sup>，两个初始聚类中心分别选择 G<sub>c</sub> 中的最小坡度角和最大坡度角，得到两个聚类结果——中心较小的聚类 C<sub>1</sub> 和中心较大的聚类 C<sub>2</sub>；因为地面点坡度角较小，非地面点坡度角较大，所以将中心较小的 C<sub>1</sub> 视作地面点对应的坡度角数据，以 C<sub>1</sub> 中的点为基础计算出均值  $\mu_1$  和均方差  $\sigma_1$ ，将网格中所有坡度角大于  $\mu_1 + t\sigma_1$  的点视作非地面点。

##### (2) 聚类条件

进行 k 均值聚类的前提条件是待滤波网格 G<sub>c</sub> 中出现两种状态不同的坡度角数据。为了判断 G<sub>c</sub> 中坡度角数据是否呈现两种不同的状态，本文利用图 2 中 9 个网格的最低点对数据分布情况进行判断，计算出任意 2 个网格最低点之间的坡度角，从中选出最大的坡度角  $\theta_{\max}$  来判断是否需要聚类，如式(3)所示。 $\theta_{\max}$  可以粗略地代表 9 网格区域中最大的地面坡度，反映该区域地表起伏情况，当 G<sub>c</sub> 中的最大坡度角大于  $\theta_{\max}$  时，认为其中坡度角数据存在明显的非地面点坡度角，需要进行聚类处理。

$$\theta_{\max} = \max \left\{ \tan^{-1} \left[ \frac{|z_i - z_j|}{\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}} \right] \right\} \quad (3)$$

$(i, j \in 1, 2, \dots, 9; i \neq j)$

式中， $(x_i, y_i, z_i)$  和  $(x_j, y_j, z_j)$  分别为 9 网格中任意

2 个网格最低点的坐标。

当 Gc 中坡度角全都小于  $\theta_{max}$  时, 此时网格中没有明显的非地面点数据, 不对坡度角数据进行聚类处理, 但其中依然有可能存在一些高程较低的非地面点。为了将这部分非地面点剔除, 可以直接计算出所有坡度角数据的均值  $\mu_2$  和均方差  $\sigma_2$ , 将坡度角大于  $\mu_2 + t\sigma_2$  的点作为非地面点剔除。

### (3) 特殊情况

另外, 滤波过程中还存在一种特殊情况。若 Gc 中坡度角数据全都较小, 可以认为这些坡度角对应的点都为地面点, 不需要再进行后续阈值的确定。因此可以设置一个小角度  $\theta_{min}$ , 当最大坡度角小于  $\theta_{min}$  时, 认为 Gc 中的点全为地面点, 保留网格内所有点并进入下一尺度的滤波。根据地形坡度的分级标准, 当坡度小于  $5^\circ$  时, 地形被划分为平地<sup>[16]</sup>。基于此, 可以认为当 Gc 中的坡度角数据全都小于  $5^\circ$  时, 其中的点全为地面点。所以, 本文将  $\theta_{min}$  设为  $5^\circ$ 。

以上即为点云坡度滤波阈值确定的流程, 具体细节如图 1(b)所示。

## 2 试验验证与分析

### 2.1 试验数据和评价标准

本文采用两个数据集进行试验——数据集①: ISPRS 公开发布的点云滤波标准数据集(<http://www.itc.nl/ispr-s/wgIII-3/filtertest/>), 该数据集包含城市和森林两个场景下的 15 个样本, 在城市和森林区域的点密度分别为  $0.67 \text{ points/m}^2$  和  $0.18 \text{ points/m}^2$ ; 数据集②: Terrasolid 软件官网提供的训练数据([http://www.terrasolid.com/training/training\\_data.php](http://www.terrasolid.com/training/training_data.php)), 该数据集的点密度为  $17 \text{ points/m}^2$ , 本文选择其中部分数据进行试验并对地面点和非地面点进行了手工标记。数据集①中各样本数据的地形特征和初始网格的边长见表 1; 数据集②中包含有较为密集的植被、房屋等, 初始网格边长取为 35 m。本文采用 ISPRS 提供的滤波误差评价标准对滤波结果进行定量评价, 包括第 I 类误差、第 II 类误差和总误差<sup>[13]</sup>。

表 1 数据集①样本地形特征及初始网格边长

Tab.1 Topographic Features and Initial Grid Length of Data Set ①

场景	样本数据	地形特征	边长/m
	Sample 11	位于陡坡上的植被和建筑物	15
城市	Sample 12	小物体(汽车等)	25
	Sample 21	狭窄的桥梁	25

	Sample 22	桥梁、通道	30
	Sample 23	复杂、大型建筑物和不连续的地形	30
	Sample 24	斜坡	15
	Sample 31	不连续地形, 存在低值噪声点	30
	Sample 41	多路径误差造成的低值噪声点	30
	Sample 42	细长、低矮地物, 频繁的地形变化	50
	Sample 51	位于斜坡上的植被	20
	Sample 52	低矮植被, 不连续、陡峭山脊	20
森林	Sample 53	不连续的地形	15
	Sample 54	建筑物	30
	Sample 61	不连续地形, 山脊, 沟渠	15
	Sample 71	桥梁, 不连续地形	20

### 2.2 滤波过程

#### 2.2.1 滤波参数确定

##### (1) 滤波层数选择

按照前文所述流程逐个样本数据进行滤波, 首先需要确定滤波层数。滤波过程按照网格尺寸从大到小的顺序逐级进行, 初次滤波可以将点云数据中的一些大型地物滤除, 后续滤波是在初次滤波的基础上进行精化, 但如果滤波层级过多会导致精化过度, 造成地面信息的损失, 结合多级网格滤波文献[6]经验和本文滤波实际, 选择一种适中的策略——采用 3 层网格进行滤波。

##### (2) 参数 $t$ 选择

在利用正态分布剔除异常值时通常选择二倍标准差或三倍标准差作为限值。因此, 自适应阈值中的参数  $t$  可以取为 2 或 3。经过试验验证, 当  $t_1=3$ 、 $t_2=3$ 、 $t_3=2$  时( $t_1$ 、 $t_2$ 、 $t_3$  分别对应第一层、第二层、第三层网格的参数), 滤波总误差均值最小, 是最优的一组滤波参数, 这与滤波实际也相符合——在滤波过程中, 前两层网格中的非地面点主要是一些大型的地物, 与地面点之间的差异较为明显, 阈值可以适当放宽, 避免剔除较多的地面点, 所以参数  $t$  取为 3; 随着滤波的深入进行, 后续网格滤波是在之前的基础上更为精细的滤波, 此时网格中的非地面点比较零散, 需要收缩阈值的范围, 所以将  $t$  值设置为 2, 可以更好地剔除非地面点。

#### 2.2.2 滤波结果

##### (1) 数据集①滤波

为了更好地展示滤波过程和结果, 以样本数据 Sample 12 为例, 具体展示多尺度自适应滤波的过程。Sample 12 中地形较为平坦, 主要包含一些建筑物和小型物体, 地物零散、尺寸适中, 具有一定的滤波代表性。滤波结果如图 4 所示, 从中可以看到, 第一次滤波中滤除了一些较大尺寸的地物, 但还存在许多非地面点数据; 第二次

和第三次滤波在第一次滤波的基础上实现了更为精细的处理，进一步剔除非地面点数据。由此可以看出，该算法利用多尺度网格能够逐步滤除非地面点，滤波效果良好。

本文算法对数据集①中 15 个样本进行滤波的误差结果如表 2 所示，对其中数据进行分析：(1)本文算法整体滤波效果较好，除样本数据 Sample 11 之外，其他样本数据滤波总误差均在 10% 以下，说明滤波算法的整体适应性强，对于不同场景下的点云数据都能得到较好的滤波结果；(2)样本数据 Sample 21、Sample 31、Sample 42、Sample 53、Sample 61 的滤波总误差均在 5% 以下，其中，Sample 31 和 Sample 61 中含有不连续地形，Sample 42 中含有高频率、不连续变化的地形，说明本文算法能够适用于不连续地形的点云数据；(3)样本数据 Sample 11 的滤波效果较差，主要是因为 Sample 11 中地形坡度较大、非地面点分布杂乱、低矮植被点多且部分非地面点与地面点存在交错分布现象，在进行地面点和非地面点区分时困难较大。

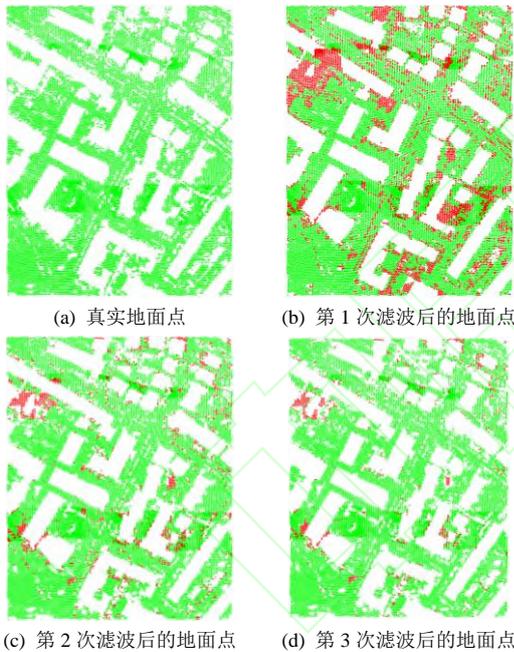


图 4 Sample 12 地面点滤波

Fig.4 Ground Point Filtering of Sample 12

表 2 数据集①滤波误差

Tab.2 Filtering Error of Data Set ①

样本数据	第 I 类误差	第 II 类误差	总误差
Sample 11	5.12%	34.74%	17.74%
Sample 12	4.22%	6.51%	5.34%
Sample 21	5.77%	1.84%	4.90%
Sample 22	8.97%	6.39%	8.17%
Sample 23	9.87%	6.97%	8.50%
Sample 24	6.09%	15.74%	8.75%

Sample 31	2.08%	8.27%	4.93%
Sample 41	5.32%	10.51%	7.91%
Sample 42	1.65%	4.23%	3.48%
Sample 51	0.64%	30.25%	7.05%
Sample 52	3.72%	26.90%	6.10%
Sample 53	2.87%	38.96%	4.33%
Sample 54	3.46%	8.61%	5.57%
Sample 61	2.59%	22.13%	3.26%
Sample 71	7.13%	10.90%	7.56%

### (2) 数据集②滤波

相比于数据集①，数据集②中点云密度更大，数据集②场景如图 5 所示，其中包含有较为密集的植被和房屋等，更能体现滤波算法的整体效果。数据集②的滤波结果如图 6 所示，大部分植被和房屋都被滤除，整体滤波效果良好。另外，通过计算滤波误差进行定量分析，滤波的总误差为 5.12%，第 I 类误差为 4.46%，第 II 类误差为 5.86%，各类误差均处于一个较小的范围，且第 I 类误差和第 II 类误差较为均衡，说明本文算法在高密度点云数据中也能取得良好的滤波结果。

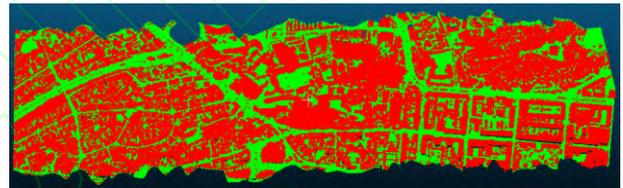


图 5 数据集②

Fig.5 Data Set ②



图 6 数据集②滤波结果

Fig.6 Filtering Result of Data Set ②

### 2.3 算法对比

为了更好地说明本文滤波算法的效果，本文将 ISPRS 标准数据集滤波结果与其他算法进行对比。

#### (1) 坡度滤波算法对比

将本文算法与文献算法[2]和文献[4]算法滤波总误差结果进行对比，结果如表 3 所示。由于文献[4]算法只关注了城市区域的点云滤波，因此只列出了该算法在城市场景下的滤波结果。

对比表 3 中各算法滤波结果，均值代表了整体滤波的精度，均方差可以反映出整体滤波的稳定性。在城市场景区域中，本文算法明显优于文献[2]算法，不同样本数据的滤波总误差基本都小于后者，这说明相比于传统的坡度滤波算法，改

进以后的坡度滤波算法取得了明显的效果；文献[4]算法借助于平面特征和局部最低点的连通性进行城市场景点云数据滤波，从滤波结果来看，其滤波总误差均值小于本文算法，说明在城市场景中的滤波效果优于本文算法，但从其滤波原理来看，该算法难以适用于不连续场景、地形复杂场景的滤波。在森林场景区域中，本文算法的滤波精度和滤波稳定性均优于文献[2]算法，文献[4]算法不适用于这种相对复杂场景的点云滤波。总体来看，本文算法滤波效果较好，且滤波场景更为宽泛，没有特殊的场景限制，文献[4]算法在城市场景区域滤波精度优于本文算法，但该算法重点关注城市场景的点云滤波，具有一定的场景限制要求。

表 3 不同坡度滤波算法总误差对比

Tab.3 Total Error Comparison of Different Slope Filtering Algorithms

		Algorithms			
场景	样本数据	文献[2]	文献[4]	本文算法	
城市	Sample 11	23.25%	18.62%	17.74%	
	Sample 12	10.21%	7.08%	5.34%	
	Sample 21	7.76%	8.50%	4.90%	
	Sample 22	20.86%	7.29%	8.17%	
	Sample 23	22.71%	8.42%	8.50%	
	Sample 24	25.28%	6.71%	8.75%	
	Sample 31	3.15%	2.74%	4.93%	
	Sample 41	23.67%	3.93%	7.91%	
	Sample 42	3.85%	3.26%	3.48%	
		均值	15.64%	7.39%	7.75%
	均方差	9.21%	4.74%	4.21%	
森林	Sample 51	7.02%	-	7.05%	
	Sample 52	27.53%	-	6.10%	
	Sample 53	37.07%	-	4.33%	
	Sample 54	6.33%	-	5.57%	
	Sample 61	21.63%	-	3.26%	
	Sample 71	21.83%	-	7.56%	
		均值	20.24%	-	5.64%
		均方差	11.91%	-	1.63%

(2) 与其他算法对比

为进一步分析本文算法的滤波效果，将本文算法与 ISPRS 公布的经典算法结果<sup>[13]</sup>进行对比，

表 4 各滤波算法城市场景总误差对比

Tab.4 Total Error Comparison of Filtering Algorithm in the Urban Scene

算法	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	本文算法
Sample 11	22.40%	20.49%	10.76%	17.35%	36.96%	20.80%	24.02%	17.74%
Sample 12	8.18%	8.39%	3.25%	4.50%	16.28%	6.61%	6.61%	5.34%
Sample 21	8.53%	8.80%	4.25%	2.57%	9.30%	9.84%	4.55%	4.90%
Sample 22	8.93%	7.54%	3.63%	6.71%	22.28%	23.78%	7.51%	8.17%

城市场景、森林场景滤波总误差以及综合结果分别见表 4、表 5 和表 6。文献[2]算法已经进行了对比，这里列出了剩余 7 种经典算法的滤波结果。

对比分析表 4、表 5 和表 6 中的结果，从均值的角度可以看出，城市场景区域中本文算法优于 7 种经典算法中的 5 种，森林场景区域和综合结果优于 7 种经典算法中的 6 种，说明本文算法整体滤波效果较好，且能够适应不同的滤波场景。Axelsson 算法<sup>[17]</sup>整体滤波精度最高，但该算法需要反复迭代构建 TIN(Triangular Irregular Networks)网格并进行距离、角度的计算，滤波计算量大。Elmqvist 算法<sup>[18]</sup>、Brovelli 算法<sup>[19]</sup>和 Wack 算法<sup>[20]</sup>在森林场景下滤波效果较差，而森林场景中植被较多、地形不平坦，说明这些算法适用场景存在局限；Pfeifer 算法<sup>[21]</sup>和 Sohn 算法<sup>[22]</sup>都是从整体场景出发进行滤波，综合利用点云场景的整体信息，所以在不同场景中基本都能取得稳定的结果，不会出现大的偏差；Roggero 算法<sup>[23]</sup>需要根据先验知识确定阈值，不同的地形需设置不同的坡度阈值，阈值的自适应性较差，整体滤波效果也不理想。

从均方差角度来看，在城市场景区域，本文算法滤波稳定性仅次于 Axelsson 算法；在森林场景区域以及最后的综合结果中，本文算法滤波稳定性都优于其他算法，表明本文算法整体滤波稳定性好，能够得到稳健的滤波结果。

### 3 总结

本文提出的多尺度自适应点云坡度滤波算法，结合  $k$  均值聚类和正态分布自适应确定阈值，重点解决了坡度滤波中存在的自适应问题。另外，借鉴多尺度虚拟网格的思想，对点云数据进行了精细滤波。与其他坡度滤波算法的对比结果表明，本文算法滤波效果好、稳定性高，且适用场景广泛；此外，与其他经典算法相比，本文算法继承了坡度滤波原理简单、易于实现的特点，同时滤波结果整体表现较好。但本文算法也存在一定的不足，特别是在非地面点过于密集、地面点和非地面点交错分布的情况下，滤波效果有待提高。

Sample 23	12.28%	9.84%	4.00%	8.22%	27.80%	23.20%	10.97%	8.50%
Sample 24	13.83%	13.33%	4.42%	8.64%	36.06%	23.25%	11.53%	8.75%
Sample 31	5.34%	6.39%	4.78%	1.80%	12.92%	2.14%	2.21%	4.93%
Sample 41	8.76%	11.27%	13.91%	10.75%	17.03%	12.21%	9.01%	7.91%
Sample 42	3.68%	1.78%	1.62%	2.64%	6.38%	4.30%	3.54%	3.48%
均值	10.21%	9.76%	5.62%	7.02%	20.56%	14.01%	8.88%	7.75%
均方差	5.51%	5.16%	3.99%	4.97%	11.08%	8.82%	6.51%	4.21%

表 5 各滤波算法森林场景总误差对比

Tab.5 Total Error Comparison of Filtering Algorithm in the Forest Scene

算法	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	本文算法
Sample 51	21.31%	9.31%	2.72%	3.71%	22.81%	3.01%	11.45%	7.05%
Sample 52	57.95%	12.04%	3.07%	19.64%	45.56%	9.78%	23.83%	6.10%
Sample 53	48.45%	20.19%	8.91%	12.60%	52.81%	17.29%	27.24%	4.33%
Sample 54	21.26%	5.68%	3.23%	5.47%	23.89%	4.96%	7.63%	5.57%
Sample 61	35.87%	2.99%	2.08%	6.91%	21.68%	18.99%	13.47%	3.26%
Sample 71	34.22%	2.20%	1.63%	8.85%	34.98%	5.11%	16.97%	7.56%
均值	36.51%	8.74%	3.61%	9.53%	33.62%	9.86%	16.77%	5.64%
均方差	14.64%	6.75%	2.67%	5.82%	13.17%	6.81%	7.51%	1.63%

表 6 各滤波算法总误差综合对比

Tab.6 The Comprehensive Total Error Comparison of Filtering Algorithm

算法	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	本文算法
均值	20.73%	9.34%	4.82%	8.02%	25.78%	12.35%	12.04%	6.91%
均方差	16.48%	5.63%	3.56%	5.27%	13.26%	8.09%	7.77%	3.49%

### 参考文献

- [1] Vosselman G. Slope Based Filtering of Laser Altimetry Data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33: 678-684
- [2] Sithole G. Filtering of Laser Altimetry Data Using a Slope Adaptive Filter[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2001, 34(3): 203-210
- [3] Zhang Hao, Jia Xinmei, Zhang Yongsheng, et al. Filtering of Airborne LiDAR Data Based on Pseudo-grid Concept and Modified Slope Filtering Algorithm[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2009, 26(3): 224-227(张皓, 贾新梅, 张永生, 等. 基于虚拟网格与改进坡度滤波算法的机载 LiDAR 数据滤波[J]. 测绘科学技术学报, 2009, 26(3): 224-227)
- [4] Susaki J. Adaptive Slope Filtering of Airborne LiDAR Data in Urban Areas for Digital Terrain Model(DTM) Generation[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(6): 1804-1819
- [5] Rashidi P, Rastiveis H. Extraction of Ground Points from LiDAR Data Based on Slope and Progressive Window Thresholding(SPWT)[J]. *Earth Observation and Geomatics Engineering*, 2018, 2(1): 36-44
- [6] Sun Chongli, Su Wei, Wu Honggan, et al. Improved Hierarchical Moving Curved Filtering Method of LiDAR Data[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(2): 349-354(孙崇利, 苏伟, 武红敢, 等. 改进的多级移动曲面拟合激光雷达数据滤波方法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(2): 349-354)
- [7] Li Pengcheng, Xu Qing, Xing Shuai, et al. Weighted Curve Fitting Method Based on Full-waveform LiDAR Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(3): 420-427(李鹏程, 徐青, 邢帅, 等. 利用波形信息的加权曲面拟合 LiDAR 点云滤波[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(3): 420-427)
- [8] 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
- [9] Lu Xiushan, Liu Rufei, Tian Maoyi, et al. Ground Filtering of Vehicle-borne Laser Point Cloud Based on Adaptive Mathematical Morphology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(5): 514-519(卢秀山, 刘如飞, 田茂义, 等. 利用改进的数学形态学方法进行车载激光点云地面滤波[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(5): 514-519)
- [10] Wang Jingxue, Zhang Xueyang, Hong Shaoxuan, et al. Aerial LiDAR Point Cloud Filtering Algorithm Combining Mathematical Morphology and TIN[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2019, 44(5): 151-156(王竞雪, 张雪洋, 洪绍轩, 等. 结合形态学和 TIN 三角网的机载 LiDAR 点云滤波算法[J]. 测绘科学, 2019, 44(5): 151-156)
- [11] 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

- [12] Wan P, Zhang W M, Skidmore A K, et al. A simple terrain relief index for tuning slope-related parameters of LiDAR ground filtering algorithms[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 143: 181-190
- [13] Sithole G, Vosselman G. ISPRS Comparison of Filters[R]. Delft: ISPRS Commission III, Working Group 3, 2003
- [14] Bartels M, Wei H. Threshold-free Object and Ground Point Separation in LiDAR Data[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(10): 1089-1099
- [15] Fan Jincheng, Mei Changlin. Data Analysis (Second Release)[M]. Beijing: Science Press, 2010(范金城, 梅长林. 数据分析(第二版)[M]. 北京: 科学出版社, 2010)
- [16] Ma Deli, Sun Yongkang, Yang Jianying, et al. Site Condition Classification Based on Remote Sensing Technology of Unmanned Aerial Vehicle in Abandoned Quarry[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2018, 40(9): 90-97(马得利, 孙永康, 杨建英, 等. 基于无人机遥感技术的废弃采石场立地条件类型划分[J]. 北京林业大学学报, 2018, 40(9): 90-97)
- [17] Axelsson P. DEM Generation from Laser Scanner Data Using Adaptive TIN Models[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33: 110-117
- [18] Elmqvist M, Jungert E, Lantz F, et al. Terrain Modeling and Analysis Using Laser Scanner Data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2001, 34: 219-227
- [19] Brovelli M A, Cannata M, Longoni U M. Managing and Processing LiDAR data within GRASS[C]. Proceedings of the Open Source GIS-GRASS Users Conference, Trento, Italy, 2002
- [20] 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: 293-296
- [21] 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: 31-36
- [22] Sohn G, Dowman I. Terrain Surface Reconstruction by the Use of Tetrahedron Model with the MDL Criterion[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2002, 34: 336-344
- [23] Roggero M. Airborne Laser Scanning: Clustering in Raw Data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2001, 34: 227-232

## A Multi-scale Adaptive Slope Filtering Algorithm of Point Cloud

WANG Wenqi<sup>1</sup> LI Zongchun<sup>1</sup> FU Yongjian<sup>1</sup> HE Hua<sup>1</sup> XIONG Feng<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Institute of Geospatial Information, Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

**Abstract:** The slope filtering algorithm of point cloud is simple and easy to implement. In order to further improve the adaptability of slope filtering algorithm, a multi-scale adaptive slope filtering algorithm of point cloud is proposed. Firstly, a pseudo-grid is introduced to divide the point cloud on the basis of data pre-processing. Then, the slope angle of grid points is calculated one by one using distance weighting, and the threshold value is determined adaptively by combining  $k$ -means clustering and normal distribution. Finally, the multi-scale strategy is used to reduce the grid size step by step to achieve fine filtering of point cloud data. The algorithm was verified using two point cloud data sets with different densities. Compared with the two slope filtering algorithms and the classical algorithms of ISPRS, the experiment shows that this algorithm has better overall fitting results and higher stability, which is suitable for point cloud in different scenes.

**Key words:** point cloud data; slope filtering;  $k$ -means clustering; normal distribution; multi-scale filtering

**First author:** WANG Wenqi, master candidate, specializes in data processing of LiDAR point cloud. E-mail: wenqi\_xd@163.com

**Corresponding author:** LI Zongchun, PhD, professor. E-mail: 13838092876@139.com