

基于多尺度虚拟格网的 LiDAR 点云数据 滤波改进方法

黄作维¹, 刘 峰², 胡光伟¹

¹湖南工业大学建筑与城乡规划学院, 湖南 株洲 412000;

²中南大学地球科学与物理信息学院, 湖南 长沙 410083

摘要 机载激光雷达(LiDAR)点云数据滤波是目前点云数据处理领域研究的重点。针对目前点云数据滤波的难点,提出了一种基于多尺度虚拟格网和并行计算的改进滤波方法。该方法通过点云数据构建多级虚拟格网,对格网进行多尺度分解,剔除 LiDAR 数据中的粗差点,获取初始地面点及地物点;根据双向阈值滤波原理,以网格尺度由大到小的顺序逐层进行滤波处理,得到较为精细的地面点,并结合点云数据的并行编程处理,减少了滤波算法的误差积累。实验结果表明:改进算法与其他经典滤波算法相比,滤波精度有了较大的提高,在不同的地形条件下能有效地控制第 II 类误差,同时减少了总误差,提高了滤波处理的效率和数字高程模型(DEM)的可靠性。

关键词 遥感; 激光雷达; 数据滤波; 多尺度虚拟格网; 并行处理; 自适应阈值

中图分类号 P237 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0828004

Improved Method for LiDAR Point Cloud Data Filtering Based on Hierarchical Pseudo-Grid

Huang Zuowei¹, Liu Feng², Hu Guangwei¹

¹School of Architecture and Urban Planning, Hunan University of Technology, Zhuzhou, Hunan 412000, China;

²School of Geosciences and Information-Physics, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China

Abstract Point cloud data filtering of airborne light detection and ranging (LiDAR) is the focus in the current study of point cloud data processing field. In order to deal with the difficulty of point cloud data filtering at present, an improved filtering method based on hierarchical pseudo-grid and parallel computing is presented. In this method, hierarchical pseudo-grid is established by point cloud data, and the grid is multi-scale decomposed. The original gross error points of LiDAR data are eliminated. The ground point and planimetric point are obtained. According to the principle of double threshold filtering, more refined ground points are obtained by filtering process gradually with the order from big to small mesh scale. And the parallel programming process for point cloud data is combined to reduce the error accumulation of filtering algorithm. Experimental results show that the filtering accuracy of the improved algorithm is enhanced greatly compared to other classical filtering algorithms. The type II errors are controlled effectively in different terrain conditions. Meanwhile, the total errors are decreased, the efficiency of filtering process and the reliability of digital elevation model (DEM) are enhanced.

Key words remote sensing; light detection and ranging; data filtering; hierarchical pseudo-grid; parallel processing; self-adaption threshold

OCIS codes 280.3640; 280.4750; 100.2000

1 引 言

激光雷达作为一种主动遥感探测技术,目前已经被广泛地应用于军事学、地球科学和物理学等领域^[1]。

收稿日期: 2017-01-10; 收到修改稿日期: 2017-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(43462378)、湖南省自然科学基金(2017JJ2072)

作者简介: 黄作维(1975—),男,博士,副研究员,主要从事激光雷达和遥感数据处理等方面的研究。

E-mail: huangzuowei4@126.com

点云数据滤波是数据处理过程中最重要的一步,机载激光雷达(LiDAR)三维激光点云的数据量非常大,仅一条航带就可以达到上百万个激光脚点,因此迫切需要改进滤波技术来提高数据处理的效率和精度。目前,LiDAR点云数据滤波算法有很多,但都有其各自的缺点,如何改进滤波算法不仅关系到获取的数字高程模型(DEM)的精度,而且直接影响着后续地物分类的质量。数据滤波是机载LiDAR数据后期处理的关键技术之一,快速、自适应、准确地进行数据滤波具有重要的意义^[2]。一种好的滤波算法必须综合考虑三个关键问题:点云数据的组织方式、滤波遵循的判别原则以及初始地面种子点的可靠性^[3-4]。经典滤波算法有基于内插、坡度、不规则三角网(TIN)的加密算法和形态学滤波等^[5-7],其中大多数滤波算法在地形不连续、条件复杂、存在低矮植被等情况下误差较大。针对传统滤波算法的缺点,为了最大限度地保留点云数据的原始信息和提高数据组织的运算效率,本文采用了基于多尺度虚拟格网的改进滤波算法,有效地避免了LiDAR点云内插造成的信息损失,同时提高了地面种子点的可靠性;在滤波方面,设置自适应双向阈值进行并行滤波。实验证明该方法能够较好地保留地形,提高滤波的精度和可靠性。

2 多尺度虚拟格网的构建

虚拟格网的概念首先由Pingel T J等^[8]在运用点云数据进行建筑物重建时提出,虚拟格网由多个长宽相等的正方体组成(如图1所示),宽度为虚拟格网的间距。具体来说,对于不同的激光脚点,根据其点的 x 、 y 坐标将其分配到相应的子块中,这样每个子块都包含了属于该块的激光脚点^[9]。图1(a)为虚拟格网的立体表示方法,虚拟格网用立方体表示,原始LiDAR数据点用黑点表示;(b)为虚拟格网的平面显示,正方形代表虚拟格网,其中的圆圈代表LiDAR数据点。

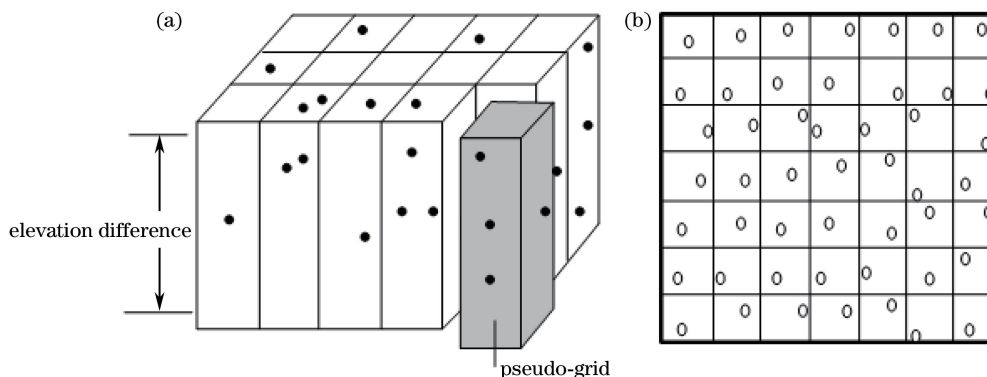


图1 虚拟格网示意图。(a)三维显示;(b)二维显示

Fig. 1 Schematic diagram of pseudo-grid. (a) Three-dimensional display; (b) two-dimensional display

为了得到点云数据中的真实地面点,需要在点云中选取一些被认为是地面点概率最大的点,这样的点通常称为地面种子点^[10-11]。一般来说,格网内的最低点认为是地面种子点,但由于地形的复杂性,这些点不一定是地面点,也有可能是地物点。为了提高这些地面种子点为真实地面点的概率,要加大网格的尺度,但是过分地加大网格尺度又会引起滤波误差的增加。考虑到这些情况,引入多尺度的概念,对同一组数据建立不同尺度的虚拟格网,先利用大尺度网格中的地面种子点对小尺度网格中的地面种子点进行筛选,再运用筛选后的地面种子点对整块数据进行滤波处理,这样可以有效地提高地面种子点的可靠性^[12-14]。多尺度格网按照尺度大小可以分为多级,格网数据结构体定义如下:

Class Point

```
{point (double x, double y, double z); //构造函数
Void Getxyz (double &x, double &y, double &z); //读取点坐标
Private: double x,y,z;};
```

Typedef struct gridData

```
{ElementID elementID; //格网图形唯一标识符
Double x_min; double y_min; double z_min; double x_max; double y_max; double z_max; //格网坐标
```

范围

```
int benginId; //起始点编号
int P_Num; //格网点个数
Vector<Point> vecPoint; //保存格网点
float max_H; //该格网最高点高程值
float min_H; //该格网最低点高程值};
```

基于 Hash 链表的优点以及 LiDAR 数据处理的主要特点,虚拟格网构建过程如图 2 所示。

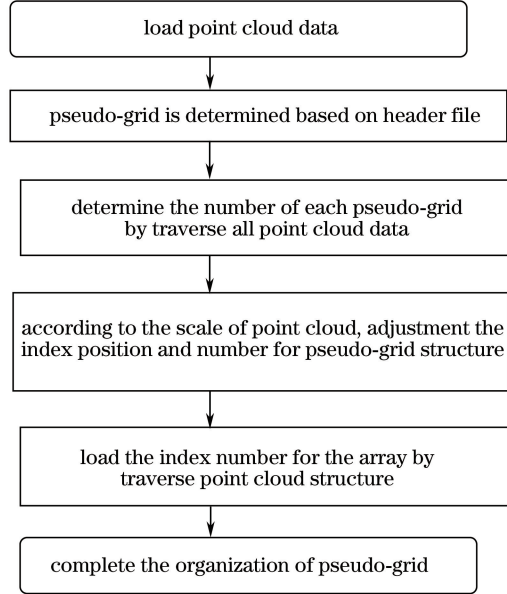


图 2 虚拟格网构建过程

Fig. 2 Construction process of pseudo-grid

采用 Hash 表的索引构建方法,将索引关键字定义为一个结构体,该结构体由点云起始编号、虚拟格网内点个数、该格网最高点高程值和最低点高程值字段组成,这样方便对数据的查找,节省更多内存空间,并且使得数据位置关系更明显。建立索引后每个格网都含有一个点序列,从而可以方便地获取格网所含各个点云的坐标以及其他信息,保留了完整的原始数据信息,并定义了点的邻域。点云数据虚拟格网化的步骤如下:

1) 确定虚拟格网间距。假设原始点云集为

$$P = [P_i \in (x_i, y_i, z_i, r_i, g_i, b_i)^T, i = 1, 2, \dots, N], \quad (1)$$

式中 (x_i, y_i, z_i) 为激光脚点的三维坐标, N 为激光点的个数, (r, g, b) 表示该激光点的光谱信息,虚拟格网的间距 s 为

$$s = \sqrt{\frac{M \times C}{N}}, \quad (2)$$

式中 C 为每个格网含有的平均点数, M 为分别在 X, Y 正方向外扩 0.1 m 的包围盒面积,即

$$M = (x_{\max} - x_{\min} + 0.1) \times (y_{\max} - y_{\min} + 0.1), \quad (3)$$

式中 $x_{\max}, x_{\min}, y_{\max}, y_{\min}$ 是 LiDAR 数据在 xy 平面范围的最大值和最小值。

2) 点云分配和建立索引。根据虚拟格网间距 s 和原始点云数据的平面分布范围 (x_{\min}, y_{\min}) 和 (x_{\max}, y_{\max}) 就可以确定一个 $m \times n$ 的平面格网, m 与 n 的计算公式为

$$m = (x_{\max} - x_{\min}) / s + 1, \quad (4)$$

$$n = (y_{\max} - y_{\min}) / s + 1. \quad (5)$$

虚拟格网编号 (I, J) 的计算公式为

$$I = \text{INT} [(x_i - x_{\min}) / s], \quad (6)$$

$$J = \text{INT} [(y_i - y_{\min}) / s], \quad (7)$$

式中 $\text{INT}[\]$ 为向下取整函数。

3) 确定格网的值。根据虚拟格网的点云数目调整虚拟格网结构体的起始索引位置和数目,可以利用一个交替数据来存储点云数据,其数据结构为:

```
Public struct Point
{Public bool P; Public double x; Public double y; Public double z; }
```

交替数组定义为:

```
Point[,][ ] array=new Point[x,y][ ];
```

当前格网内的点数目用 array 后面的一个 $[\]$ 来存放,假如 $[d_i, d_j]$ 内有 m 个点数据,则该格网内第 n ($n < m$) 个点的值可以表示为

$$\begin{cases} \text{array}[d_i, d_j][n, 1].p \\ \text{array}[d_i, d_j][n, 1].x \\ \text{array}[d_i, d_j][n, 1].y \\ \text{array}[d_i, d_j][n, 1].z \end{cases} \quad (8)$$

遍历格网内所有点云数据,采用格网内点云的最低点作为该格网的值,完成虚拟格网组织。利用这种方法,原始点云没有进行任何内插或平滑。根据其坐标位置分配到相应的虚拟格网中,实现了从三维空间到二维空间的转换,仅对格网的值进行运算就可以实现点云数据的滤波,从而改进了滤波算法。建立多尺度虚拟格网之后,可以方便地进行邻近点搜索,便于后续的滤波运算。

3 优化的数据滤波方法

传统坡度滤波方法是对定点与其邻域内所有离散点的坡度进行计算,很有可能将坡度较大处的地面点错分为地物点的情况,造成真实地形的损失^[15-16]。针对传统的滤波算法存在的问题,为了提高滤波算法的效率和精度,提出了一种改进的滤波方法(如图3所示),改进算法主要包括如下几个方面:

1) 在确定种子区域之前先剔除 LiDAR 数据中的粗差点,以确保初始点云数据的合理性。

2) 阈值的设置应该保证多尺度和自适应性。本文提出了一种基于改进的多尺度虚拟格网的自适应阈值滤波算法:基于多尺度虚拟格网技术,根据设定的坡度阈值,以网格尺度由大到小进行处理,以最小尺度虚拟格网地面点作为基准点对所有数据进行滤波。对于地形复杂的区域,选择较大的坡度阈值或者较小的坡度阈值都不适合,故可采用双向阈值滤波算法。该方法先根据地形特征,设置三个阈值参数:地形坡度 S_t 、坡度增量 S_i 和最大坡度 S_m ,然后使用 2 个滤波器分别比较该点与周边 4 个格网内离散点的坡度。如果坡度值大于坡度阈值则被归为非地面点,否则为地面点。只要有一个滤波器将该点选择为地面点,则该点将会被选择作为地面点。先利用多尺度虚拟格网的滤波算法滤波,再通过基于双向阈值算法的二次滤波,可以在保证地形不损失的前提下,更好地分离出地物点。

3) 为了缩短算法执行的时间,通过对原始 LiDAR 点云数据进行分块计算,实现了对点云数据滤波的并行编程处理,减少了滤波算法的误差累积。

改进算法具体步骤是:

1) 在同一网格平面内,任取一个地面种子点 P_0 ,向周围进行地面点搜索, P_1 和 P_2 为同一方向上的其他网格中的点,计算出 P_0 与 P_1 的坡度为 S_{01} , P_0 与 P_2 的坡度为 S_{02} ,坡度增量为 $S_{12} = S_{01} - S_{02}$;

2) 根据地形特征输入阈值参数(地形坡度 S_t 、坡度增量 S_i 和最大坡度 S_m),如果 $|S_{01}| \leq S_t$,则 P_1 为地面点;

3) 采用双向阈值滤波器遍历所有没有被选择作为地面点的离散点,比较某个点与其相邻的 4 个格网内所有离散点的坡度, P_i 为地面种子点或搜索到的地面点,如果 $S_t < |S_{oi}| < S_m$,且 $S_{12} \leq S_i$,则 P_i 为地面点;

4) 对已经判定为地面点的点标记为地面种子点,重复 2)~3) 步骤不断地进行搜索,只要一个滤波器将该点选择为地面点,则该点将会被选择为地面种子点,直到所有的点处理完毕;

5) 为了精确地将地面点与非地面点分开,对某些特殊地形可能造成地面种子点无法到达的区域(如地物的阻挡),可以利用高程滤波的办法。该方法把经过前面坡度滤波选择后的地面点构成 TIN,同时找到其

他待选点所属的三角形,计算剩余的待选点到最近三角形的距离。设置合适的高程阈值,如果该点高程值小于三角形三个顶点高程的最大值,则被增选为地面点,否则认为是地物点。将已确定的地面点生成 TIN,再遍历所有非地面点,经过反复迭代直到没有待选点被选择到地面点集合中,得到最终的地面点。

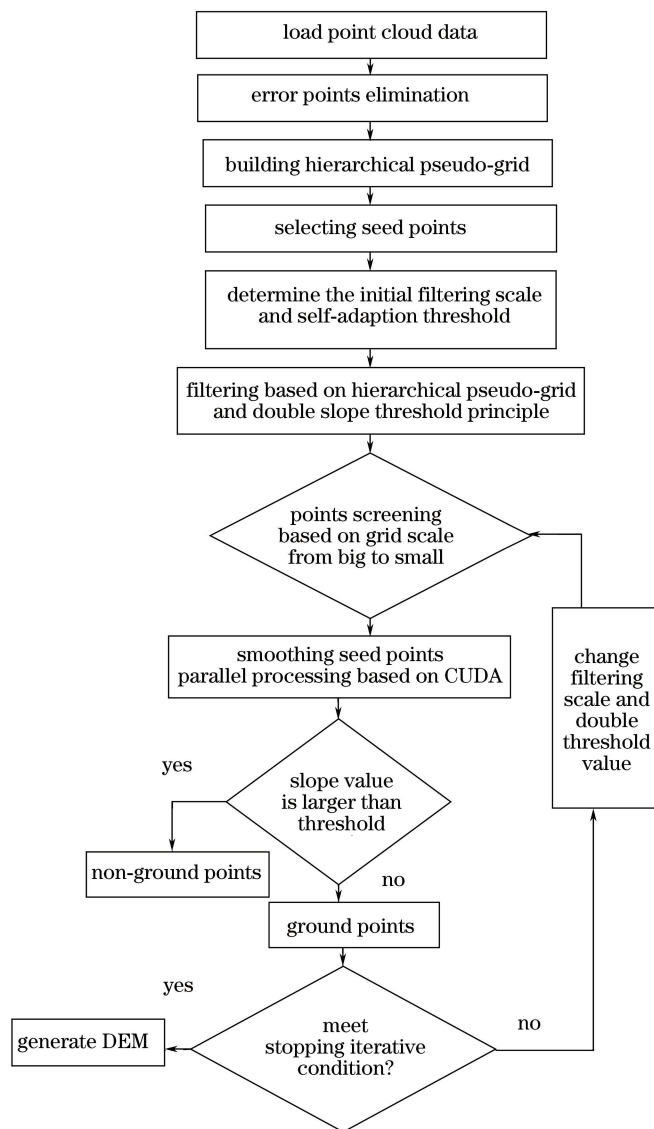


图 3 改进滤波算法流程图

Fig. 3 Flow chart of improved filtering algorithm

算法要求每个点与周围滤波窗口内的点进行大量计算,需要一定的先验知识和大量的迭代计算,尤其在测区面积比较大时,通常需要较长的时间。当数据量很大时,还有可能导致计算失败,因此采用基于多处理器协同处理的并行计算方法。并行计算架构采用 NVIDIA 公司的统一计算设备架构(CUDA),该指令集架构能充分利用 NVIDIA 的图形处理器(GPU)的并行计算引擎,与传统中央处理单元(CPU)方法相比能更有效地解决许多复杂的计算问题。

基于 CUDA 的滤波流程如图 4 所示,在 CPU 端读取原始点云数据构成虚拟格网,在 GPU 端采用基于改进虚拟格网的坡度滤波方法进行滤波,箭头方向表示主机内存(CPU 端)与显存(GPU 端)之间的数据传输方向。虚拟格网数据由 CPU 端向 GPU 端传输前,应该先把虚拟格网数据绑定为纹理内存,将 GPU 硬件所绑定的纹理内存的最大尺寸同整个虚拟格网数据的尺寸进行比较,如果虚拟格网尺寸小于纹理内存的最大尺寸,则直接将整个区域的虚拟格网数据拷贝到 GPU 端;如果纹理内存的最大尺寸小于格网数据尺寸,则必须进行分块处理,一次只拷贝一个子块数据到 GPU 端,直到把所有子块迭代计算完毕。最后将所有计

算数据结合成一个整体,以达到并行执行的目的。该方法实现了在 CPU+GPU 异构环境下 LiDAR 点云数据滤波算法,能大大缩短运算的时间,提高滤波效率。

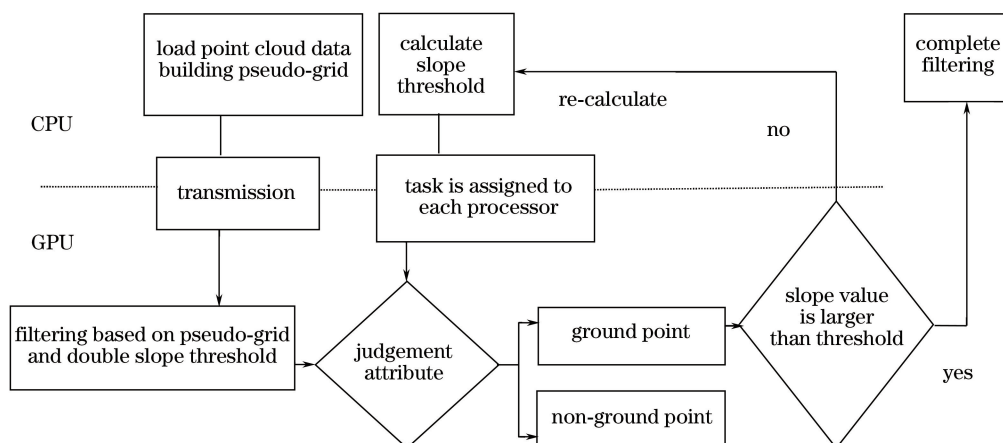


图 4 基于 CUDA 的滤波流程图

Fig. 4 Filtering flow chart based on CUDA

4 滤波实验及分析

4.1 实验运行环境

开发平台:ArcGIS 10、Microsoft Visual Studio 2010、MPICH2。计算机 CPU: Intel Core i7, 3.2 GHz 处理器;内存:8 GB;显卡:NVIDIA GeForce9600GSO;操作系统:Windows7 旗舰版 64 位 SP1。LiDAR 数据可视化软件:MicroStation v8(Terrasolid)、Matlab R2013a。

4.2 实验方法

为了正确评价滤波算法的滤波效果,采用国际摄影测量与遥感协会(ISPRS)委员会专门制定的滤波算法精度评定与分析方法。将激光点的误分率分为三种:第一类误差是将地面点误分类为非地面点的误差,又称为拒真误差;第二类误差是将非地面点分类为地面点的误差,又叫做纳伪误差;第三类为总误差。为了验证改进滤波算法的正确性与有效性,综合评价其测试性能,实验采用多种数据进行测试分析。

第一部分数据采用 ISPRS Commission III Working Group III/3 的机载 LiDAR 点云数据提供的数据集和参考数据,用于定量分析算法的滤波效果。该数据利用机载激光扫描仪 Optech ALTM 获取的 Vaihingen/Enz 和 Stuttgart 市的点云数据,点密度分别为 0.18 m^{-2} 和 0.68 m^{-2} ,能代表一些典型的地形地物特征。为了提高算法测试的效率,从中选取了 7 种代表不同地形地物特征的典型样本数据,作为参考数据来定量分析算法的性能。

为了验证该滤波算法的适用性,将其与其他的算法进行比较,鉴于学者 Vosselman 对典型区域的三类误差的统计方法,利用多尺度虚拟格网的改进滤波方法,分别选取虚拟格网体元的格网间距为 2 m(Site1~Site4)和 3 m(Site5~Site7),选择原始点云数据中的末次回波坐标作为输入数据,对改进滤波算法结果的误差进行同样的统计。

Sample 11 为普遍测试性的数据(陡坡上的植被和建筑物),其滤波结果可以直接反映算法的好坏。采用改进的粗差剔除方法对 Sample 11 测区进行处理,运用多尺度虚拟格网的改进滤波方法的滤波结果如图 5 所示。图 5(a)为样本数据的格网数字表面模型(DSM)显示图;(b)为基于坡度算法进行滤波后得到的结果;(c)为利用改进算法进行滤波后得到的结果;(d)为 ISPRS 提供的真实 DEM。可以看出,利用改进滤波算法的 DEM 图非常接近参考数据,人工地物基本上被剔除了,滤波结果基本保持了原有的地形特征,但也不可避免地存在一定的误差;(e)为统计后的误差分布图,其中红色点为第二类误差,蓝色点为第一类误差,可以看出红色点在陡坡区域减少了很多,说明其已经很好地控制了第二类误差,误差主要是因为两块大面积的建筑物位于坡上且其顶面与地面互相连通而造成的。

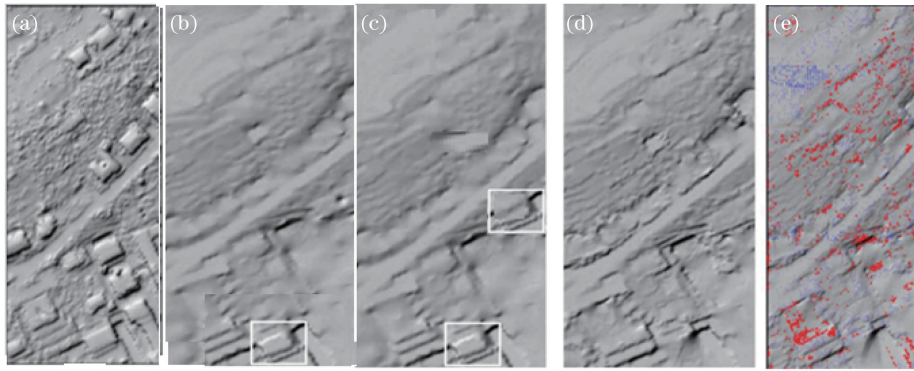


图 5 样本 11 的滤波结果图。(a)样本数据的 DSM 显示图;(b)坡度算法进行滤波后得到的结果;
(c)改进算法进行滤波后得到的结果;(d) ISPRS 提供的真实 DEM;(e)误差分布图

Fig. 5 Filtering result of sample 11. (a) DSM of sample data; (b) result after filtering with slope method;
(c) result after filtering with the improved method; (d) real DEM provide by ISPRS; (e) error distribution map

为了衡量改进算法的性能,将改进算法的结果与经典的 Elmqvist、Sohn、Axelsson 和 Sithole 的第二类误差结果进行定量比较分析,如图 6 所示。

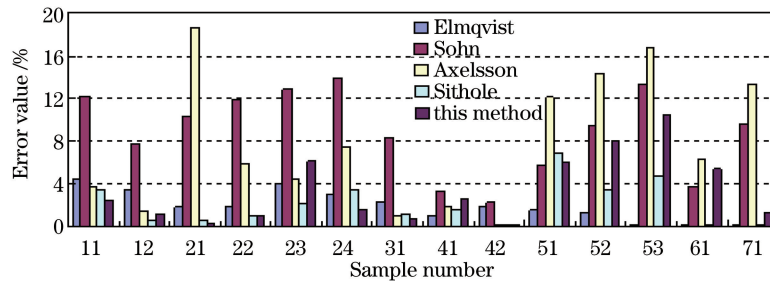


图 6 不同算法的第二类误差比较

Fig. 6 Comparison of type II error with different algorithms

滤波效率主要体现在滤波处理过程所消耗的时间,要尽量缩短处理时间来提高算法的效率。采用基于并行滤波算法来降低算法的复杂度和减少滤波所消耗的时间,通过比较改进算法对不同样本的处理时间来验证该算法的效率。对经典坡度算法和该算法的处理时间进行比较,如图 7 所示,可以证明改进算法的滤波效率更高。以上的实验分析表明:改进算法能够有效保留地形数据,与几种经典算法相比,该算法在滤波效率方面优势明显,减少计算量的同时表现出了良好的滤波性能。

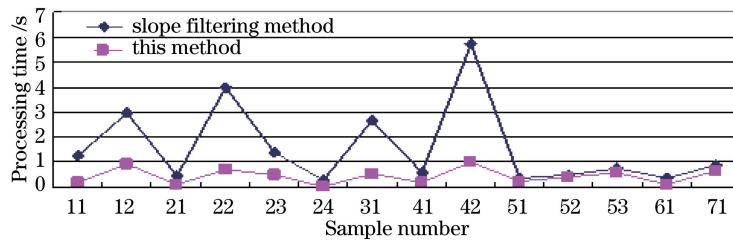


图 7 不同算法处理时间的比较

Fig. 7 Comparison of processing time with different algorithms

第二部分实验数据采用机载 LiDAR 设备实际获取的多块地物特征数据进行评价,实验数据来自 Leica ALS50-II 以及 ALS60 获取的我国成都成华区的机载 LiDAR 点云数据,共有 15 个航带,航带间重复度为 40%,数据格式为.Las,包含了 x, y, z 及强度等信息。为了验证该滤波算法的正确性与有效性,选取三组不同特点的数据进行实验,数据属性说明如表 1 所示,三组地物数据基本上包含了所有城镇地物特征(建筑物、高低植被、水系、道路、桥梁等),甚至还有汽车、特殊构造物等。为了对滤波结果进行定量分析,利用 TerraScan 软件产生的数据作为真实的参考数据,所有数据层同时参与滤波。

表 1 滤波数据属性

Table 1 Attributes of filtering data

Data	Data 1	Data 2	Data 3
Sensor	ALS50- II	ALS50- II	ALS60
Time	2012.4	2012.5	2012.4
Altitude /m	1250	1250	2000
Number	185673	267859	381623
Mean point density /m ⁻²	1.6	2.5	3.2
Coverage /km ²	0.12	0.17	0.19

实验数据如图 8 所示,为一个城区的 ALS50- II 数据,地势比较平坦(包含有低点),包含的地物主要为道路、植被、河流、建筑物、汽车、桥梁等。但形状与分布比较复杂,有部分地物位于山包地形上,有少量的植被参杂在建筑物群中,道路区域面积较大。为了便于对地形结构的直观认识,采用点云按高程分层设色的显示方法,高程尺度以米为单位。图 8(a)为整个区域的原始点云,颜色的变化代表着高程值的变化,而图 8(b)为网格化后的 DSM 灰度图,可以更加清楚地分析地物结构。数据二包含有大量的人工构筑物(复杂的建筑物、河流、地下通道、桥梁、水库等),地形起伏比较大,地形结构复杂不规范,包括复杂的建筑物以及左侧的陡坡地形,整块数据为城镇和郊区结合部,具有一定的代表性。数据三是一个具有多种地物特征的数据,地形稍有起伏,点云分布均匀,地物种类丰富(包括房屋、植被、车辆、道路、塔等),在数据上方为植被覆盖(树木),数据下部为居民区。

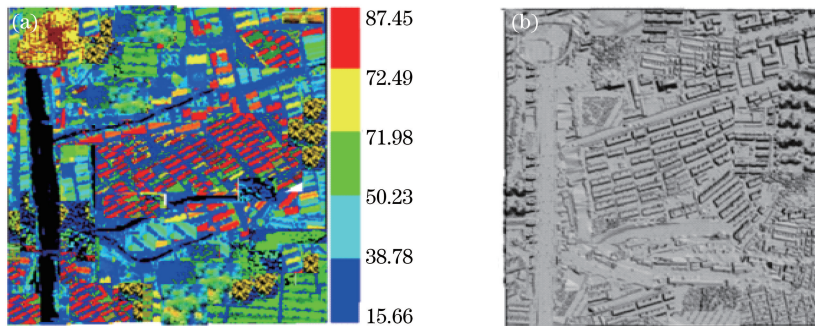


图 8 实验数据。(a)原始点云数据;(b)网格化后的 DSM 灰度图

Fig. 8 Experimental data. (a) Original point cloud data; (b) DSM grey-scale map of after meshing

实验过程:首先针对该地区获取的点云数据的特点,选择最佳的虚拟网格大小和坡度滤波阈值等参数,再利用改进的滤波算法对三组数据进行实验,并得到误差统计。根据误差统计结果和相关参考数据对本滤波算法的正确性和适应性进行验证。为了进一步验证算法的性能,采用经典坡度滤波算法和 TIN 渐进滤波法对上述的三组数据进行同样的滤波实验,对实验结果进行比较来分析该滤波算法的正确性。

数据实验结果:按照滤波算法,要尽可能地利用控制第 II 类误差的参数设置原则和该地区地物分布特点,采用 0.8, 10.8, 75 m 的虚拟网格尺寸,取最大尺度格网内的高程最小点为一级地面种子点。表 2 是滤波的参数设置,4 组参数的数据滤波误差如表 3 所示。利用不同方法对点云数据进行滤波后得到的滤波结果如图 9 所示。其中图 9(a)为本算法的滤波结果,图中黄色代表地面点,白色代表非地面点;(b)为 TIN 渐进滤波算法的滤波结果;(c)为坡度滤波算法滤波后得到的滤波结果;(d)是改进算法滤波后的数字地面模型(DTM)效果图。可以看出,滤波后的 DEM 与实际地形基本一致,保证了 DEM 的精度,能够较好地过滤非地面点。同时,一些低陷的地面点也得到了很好的保留,较好地反映了该地区的地形特征。图 9 中大部分地物(建筑物、植被、桥梁等)都被有效地滤除掉了,但是也有一些复杂地物没有被完全区别开。该算法与基于坡度算法和 TIN 渐进滤波算法的滤波误差对比如表 4 所示,从表 4 可知:基于坡度和 TIN 的滤波算法形成的第 II 类误差和总误差都比改进算法的大,所以该算法具有很好的滤波精度。同时,从表 4 中的滤波效率方面可知,由于采用基于并行技术的本算法是几种滤波算法中用时最小的(小于 3 s),所以该方法有效地提高了滤波效率。

表 2 数据滤波参数

Table 2 Parameters of data filtering

Number	Max grid scale /m	Slope threshold	S_r	S_i	S_m
1	75	15	20	15	40
2	75	15	25	15	40
3	75	15	20	20	40
4	75	15	15	15	40

表 3 三组数据在不同参数下的滤波误差统计

Table 3 Filtering error statistics of three groups data under different parameters

Experiential data	Number	Type I error /%	Type II error /%	Gross error /%
Data 1	1	10.56	5.78	7.78
	2	11.23	5.89	8.12
	3	12.35	5.23	10.11
	4	14.68	7.43	12.35
Data 2	1	9.56	5.51	5.88
	2	10.45	6.34	8.12
	3	13.45	5.68	9.34
	4	15.67	8.67	9.58
Data 3	1	10.34	6.45	9.17
	2	11.57	7.78	9.35
	3	14.56	5.69	9.09
	4	15.67	4.93	8.74

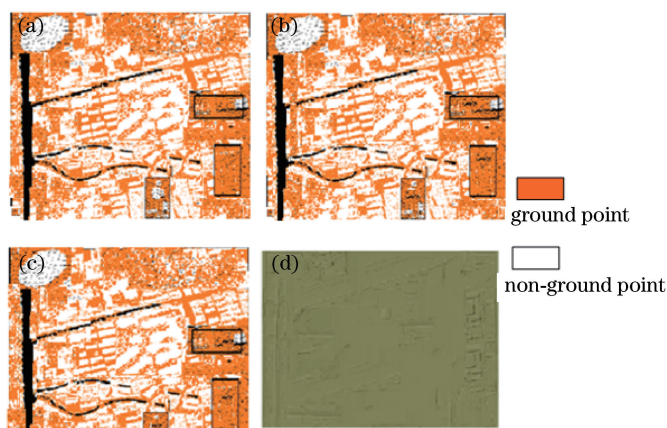


图 9 实验结果。(a)本算法的滤波结果;(b) TIN 渐进滤波算法的滤波结果;(c)坡度滤波算法的滤波结果;(d)滤波后的 DEM

Fig. 9 Experiment results. (a) Filtering result of this method; (b) filtering result of progressive TIN filtering algorithm;

(c) filtering result of slope filtering algorithm; (d) DEM after filtering

表 4 不同算法的滤波误差和滤波效率对比表

Table 4 Comparison table of filtering error and efficiency of different algorithms

Data	Filtering method	Type I error /%	Type II error /%	Gross error /%	Efficiency /s
Data 1	Progressive TIN	13.58	7.32	9.12	18.4
	Slope filtering	14.78	8.56	9.56	11.5
	This method	10.56	5.78	7.78	2.3
Data 2	Progressive TIN	11.85	4.60	9.89	17.7
	Slope filtering	13.43	6.78	10.67	10.4
	This method	9.56	5.51	5.88	1.3
Data 3	Progressive TIN	12.58	4.47	10.01	19.7
	Slope filtering	13.45	7.89	12.56	11.5
	This method	10.34	6.45	9.17	0.9

5 结 论

针对数据滤波的难点,利用多尺度虚拟格网技术,采用虚拟格网方式组织点云数据,只需对格网最低点进行比较,有效避免了原始点云信息的损失,同时采用基于并行算法来提高滤波执行效率。对传统的滤波算法进行改进,增加双向坡度阈值,通过层层滤波使得地面种子点更加可靠,尤其在陡斜坡、断裂线等高程变化大以及存在低矮的植被等区域,取得了非常好的滤波效果。这些方法不仅降低了数据滤波的误差,保证了地面点的准确性,加快了滤波处理速度,有效提高了分类精度。同时该算法仍需进一步改进虚拟格网构建方法,优化阈值,以进一步提高滤波精度。

参 考 文 献

- [1] Cheng Xuewu, Song Juan, Li Faquan, *et al.* Dual-wavelength high altitude detecting lidar technology[J]. Chinese J Lasers, 2006, 33(5): 601-606.
程学武, 宋娟, 李发泉, 等. 双波长高空探测激光雷达技术[J]. 中国激光, 2006, 33(5): 601-606.
- [2] Cheng Xiaojun, Cheng Xiaolong, Hu Minjie, *et al.* Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud[J]. Chinese J Lasers, 2016, 43(5): 0514002.
程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [3] Zhao Mingbo, He Jun, Tian Junsheng, *et al.* Ladar data filtering method based on improved progressive multi-scale mathematic morphology[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0328001.
赵明波, 何峻, 田军生, 等. 基于改进的渐进多尺度数学形态学的激光雷达数据滤波方法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0328001.
- [4] Sithole G, Vosselman G. Filtering of laser altimetry data using a slope adaptive filter[J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2001, 34(3): 203-210.
- [5] Liu Jingnan, Zhang Xiaohong. Classification of laser scanning altimetry data using laser intensity[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30(3): 189-193.
刘经南, 张小红. 利用激光强度信息分类激光扫描测高数据[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, 30(3): 189-193.
- [6] Sun Meiling, Li Yongshu, Chen Qiang, *et al.* Iterative multiscale filter based on morphological opening by reconstruction for LiDAR urban data[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(1): 363-369.
孙美玲, 李永树, 陈强, 等. 基于迭代多尺度形态学开重建的城区 LiDAR 滤波方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(1): 363-369.
- [7] Shao Y C, Chen L C. Automated searching of ground points from airborne lidar data using a climbing and sliding method[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2008, 74(5): 625-635.
- [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 & Remote Sensing, 2013, 77(1): 21-30.
- [9] Brovelli M A, Massimiliano C, Longoni U M. LIDAR data filtering and DTM interpolation within GRASS [J]. Transactions in Gis, 2010, 8(2): 155-174.
- [10] 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.
- [11] Zhang Y P, Yi F, Kong W, *et al.* Slope characterization in combining analog and photon count data from atmospheric lidar measurements[J]. Applied Optics, 2014, 53(31): 7312-7320.
- [12] Sithole G. Segmentation and classification of airborne laser scanner data[J]. Aerospace Engineering, 2005.
- [13] Secord J, Zakhor A. Tree detection in urban regions using aerial lidar and image data[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2007, 4(2): 196-200.
- [14] Sampath A, Shan J. Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial lidar point clouds[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(3): 1554-1567.
- [15] Liu Dong, Tao Zongming, Wu Decheng, *et al.* Development of three-wavelength-Raman-polarization lidar system and case study[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(2): 0228001.
刘东, 陶宗明, 吴德成, 等. 三波长拉曼偏振激光雷达系统研制及探测个例[J]. 光学学报, 2013, 33(2): 0228001.
- [16] Samadzadegan F, Bigdeli B, Ramzi P. A multiple classifier system for classification of LIDAR remote sensing data using multi-class SVM[C]. MCS'10 Proceedings of the 9th International Conference on Multiple Classifier Systems, 2010, 5997: 254-263.