

融合强阈值三角网与总体最小二乘曲面拟合滤波

刘志青, 李鹏程, 郭海涛, 张保明, 丁磊, 赵传, 张旭光

(信息工程大学 地理空间信息学院, 河南 郑州 450052)

摘要: 机载 LiDAR 点云数据滤波是 LiDAR 数据后处理过程中的关键步骤。在分析三角网滤波与曲面拟合滤波特点的基础上, 提出了一种“由粗到精”的处理思想用于 LiDAR 点云数据滤波。该方法通过强阈值三角网算法进行 II 类误差优先的“粗分类”, 获取可靠性较高的初始地面点, 以“粗分类”结果作为先验信息进行种子点选取, 引入总体最小二乘算法完成曲面拟合, 设置自适应阈值实现不同区域灵活处理, 最终得到较为精细的地面模型。使用 ISPRS 测区数据及 Niagara 数据进行实验, 与经典滤波算法及传统曲面拟合方法进行对比, 实验结果证明, 该方法较传统算法能够得到更加可靠的滤波结果, 对各种地形的适应性较强, 具备较高的实用价值。

关键词: 激光雷达; 数据滤波; 强阈值三角网; 总体最小二乘; 曲面拟合

中图分类号: P237 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201645.0406003

Integrating strict threshold triangular irregular networks and curved fitting based on total least squares for filtering method

Liu Zhiqing, Li Pengcheng, Guo Haitao, Zhang Baoming, Ding Lei, Zhao Chuan, Zhang Xuguang

(Institute of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Airborne LiDAR point cloud data filtering is the most important step in the workflow of LiDAR data postprocessing. Based on the characteristics of Triangular Irregular Networks (TIN) and curved fitting filtering methods, a "from rough to fine" idea was proposed for LiDAR point cloud data filtering. In this method, strict threshold TIN was used for "rough classification" with a priority of type II error and more reliable initial ground points were obtained, then the seed points were selected with the priori information which was "rough classification" result, next Total Least Squares (TLS) algorithm was introduced to fit block terrain, and self-adaption threshold was set to deal with different area more flexibly, ultimately more refined region model was obtained. ISPRS test data and Niagara data were used for experiments, and classic filtering method and traditional curved fitting filtering method were selected for comparison. Experimental results prove that, the proposed method is practical as the filtering results are more reliable than traditional moving curved fitting filtering method, and has strong adaptability to various terrains.

Key words: LiDAR; data filtering; strict threshold TIN; total least squares; curved fitting

收稿日期: 2015-08-12; 修订日期: 2015-09-17

基金项目: 国家自然科学基金(41371436)

作者简介: 刘志青(1986-), 女, 博士生, 主要从事数字摄影测量与激光雷达方面的研究。Email: 13525599533@163.com

导师简介: 张保明(1961-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事数字摄影测量、数字图像处理等方面的研究。

Email: zbm1960@163.com

0 引言

激光雷达(LiDAR)是一种高度集成激光测距、动态 GPS 差分以及惯性导航姿态测定的技术^[1]。相比传统的摄影测量方式, LiDAR 数据采集为主动测量方式,对天气、季节以及时段要求较小,激光脉冲穿透能力强,可以快速获取地物三维结构信息^[2-3]。将 LiDAR 系统获取的离散点云数据进行地面点与地物点准确区分、识别的过程称之为点云的滤波处理,它是数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)制作的必要步骤,也是 LiDAR 数据后处理最关键的内容之一。因此,开展 LiDAR 滤波研究具有重要的研究价值和实际意义。

十多年来,人们研究的绝大部分滤波算法实际上是一种直接分离的方法,主要分为以下几种:数学形态学滤波算法^[4-8]、三角网加密滤波算法^[9]、稳健内插法^[10-11]、曲面约束滤波算法^[3,12-13]等。ISPRS 第三委员会对各类滤波算法进行了一次全面、可靠的标准测试,对典型滤波算法的效能进行了全面的分析,结果表明:针对单一地形环境,大部分滤波算法都可以取得理想效果,没有哪种算法可以适合各种地形条件^[14]。其中三角网算法整体适应性较好,已成功应用于商业软件 TerraScan 中,缺点是为了得到平滑地形而牺牲了部分地面点;曲面约束法对地形特征的保护较好,适宜后期数字高程模型的生成,缺点是种子点的错误选取会造成曲面拟合结果出现较大偏差,影响最终滤波精度。可将三角网算法与曲面拟合算法进行结合,以三角网算法获取的地面点为基础进行曲面约束算法的种子点选取,则参与拟合的种子点为地面点的概率会大大增加,引入 TLS 算法使滤波过程中的拟合曲面更加合理。因此,提出一种融合强阈值三角网与 TLS 曲面拟合的“由粗到精”LiDAR 点云数据滤波算法。

1 滤波算法基本思想

滤波评价标准包括 I 类错误率、II 类错误率与总错误率;I 类错误率是指地面点误标记为非地面点的比率;II 类错误率是非地面点误判断为地面点的比率;对 I、II 类错误率加权求和得到总错误率。其中 I、II 类错误率表现算法的适应性,总错误率反映算

法的可行性^[15]。

文中的滤波算法是一个分步处理过程,其主要思路为:利用强阈值三角网算法对点云数据实施 II 类误差优先的“粗分类”过程,设置的强阈值确保 II 类误差尽可能小,获取的初始地面点可靠性增强,为后续选取种子点奠定基础;以“粗分类”结果作为先验信息,在若干个窗口内选取满足条件的初始地面点作为种子点,通过总体最小二乘算法代替传统最小二乘算法完成曲面拟合,利用自适应阈值实现不同区域灵活处理,将窗口尺寸不断增大进行多次迭代,最终实现地面点与非地面点的精细分类。滤波算法流程如图 1 所示。

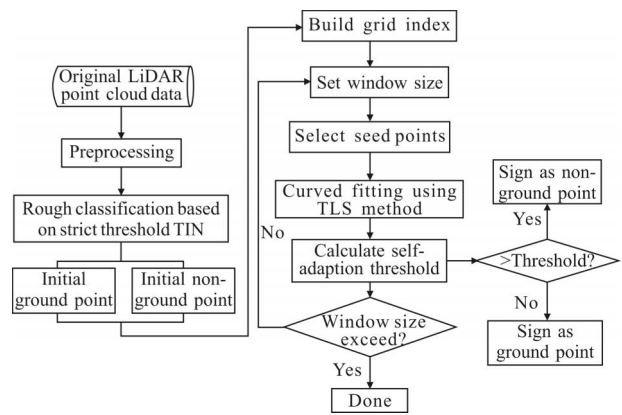


图 1 滤波算法流程图

Fig.1 Flow chart of filtering algorithm

2 地面点与非地面点粗分类

2.1 预处理

机载 LiDAR 获取的海量点云数据中包含了大量的粗差点,粗差是局部范围内高程突变的点,它的存在对后续点云滤波效果会产生干扰,在滤波前可利用粗差高程突变特征进行剔除,以提高滤波精度。

目前,主流机载 LiDAR 具备接受多重回波信号的能力。由于激光脉冲具有良好的植被穿透性能,在植被区域存在大量多次回波信号,另外在建筑物边缘也存在少量多次回波信号。因此,可以利用回波次数信息剔除植被点和建筑物边缘点,具体做法是:统计点云数据回波数 $renum > 1$ 的脚点,将其剔除。

2.2 强阈值三角网粗分类

三角网滤波算法主要步骤为:利用一定数量的地面种子点构建初始稀疏不规则三角网(TIN);按照

阈值条件对余下激光脚点进行判断, 满足条件的脚点判断为地面点加入到 TIN 模型; 依次迭代逐层加密构造 TIN, 直至不再增加新的地面点为止。

参考文献[8]提出了用于区分地面点与非地面点的阈值条件, 满足条件的脚点参与三角网加密并被分类为地面点, 不满足条件的脚点则被分类为非地面点。假设激光脚点 P 到三角形 ABC 所在平面的距离为 d , 直线 PA 、 PB 及 PC 与 ABC 所在平面的夹角分别为 α 、 β 及 γ , 具体如图 2 所示。 d 、 α 、 β 、 γ 可以定量反映三角网向上提升的程度, 角度越小, 低矮植被被误分为地面对象的概率就越小; 距离越近, 三角网出现较大突变的可能性就越小, 有效剔除矮小建筑物的可能性就越大。

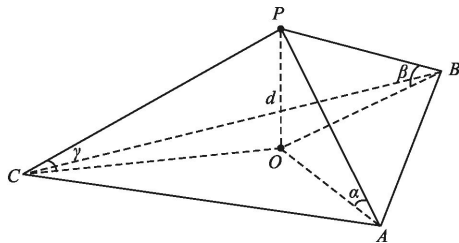


图 2 TIN 滤波算法参数示意图

Fig.2 Parameters illustration in TIN algorithm

由于三角网算法获取的初始地面点会作为后续曲面拟合算法的候选种子点, 初始地面点的精度对后续滤波精度影响很大, 因此三角网算法在实施过程中应以 II 类误差最小为目标。为了实现 II 类误差优先的目的, 对于角度阈值和距离阈值的设置需要较为严格, 以便于滤除更多的非地面点, 有效降低 II 类误差, 确保后续种子点选取的准确率。阈值取值与扫描系统点位精度及滤波精度相关, 具体设置: $d < d_{\max} = 0.5 \text{ m}$, $\max(\alpha, \beta, \gamma) < \theta_{\max} = 3^\circ$ [16]。

3 基于先验信息的精细分类

基于先验信息的精细分类是一个迭代过程, 以粗分类结果为基础, 随着窗口尺寸不断增大对点云数据进行精细分类处理, 其关键步骤包括种子点选取、总体最小二乘算法拟合曲面以及自适应阈值设置。

3.1 种子点选取

对虚拟格网进行分块, 选取区域内若干个窗口内的最低点作为种子点进行曲面拟合。如果该点为建筑物脚点时, 会造成地形恢复严重失真。根据粗分

类结果提供的先验信息能够降低建筑物脚点误选为种子点的概率, 从而增强种子点选取的可靠性, 提高曲面拟合精度。具体方法为:

- (1) 设置初始窗口尺寸, 一般认为地物尺寸大于 5 m, 因此设置 5×5 的窗口尺寸, 在窗口内搜索高程最低的粗分类地面点作为种子点;
- (2) 在相邻 3×3 个同样尺寸的窗口内也分别搜索出高程最低的粗分类地面点, 当遇到边界区域时, 需要做退格处理以保证窗口尺寸的完整性;
- (3) 如果在上述 9 个窗口内均能获取满足条件的种子点, 则进行曲面拟合;
- (4) 若无法保证 9 个窗口均能获取种子点, 则此区域可能部分位于地面物体上, 获取的种子点在区域内分布不均匀, 影响后续拟合曲面精度, 因此继续增大窗口尺寸直至 9 个窗口均能获取种子点为止。

3.2 总体最小二乘算法拟合曲面

在 3×3 个窗口内得到 9 个高程最低点, 利用这些种子点拟合出对应范围内的近似地形, 以二次多项式曲面方程表达, 如公式(1)所示:

$$\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & X_1 & Y_1 & X_1^2 & X_1 Y_1 & Y_1^2 \\ 1 & X_2 & Y_2 & X_2^2 & X_2 Y_2 & Y_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_n & Y_n & X_n^2 & X_n Y_n & Y_n^2 \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \\ a_6 \end{bmatrix}}_x \quad (1)$$

式中: (X_n, Y_n, Z_n) 为点云 n 的 3 维坐标值, $(a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)$ 为二次多项式系数, 即待求参数。二次多项式曲面方程需要求解 6 个待求系数, 公式(1)中控制点数量大于必要观测数, 为了得到最佳参数值, 可以采用最小二乘(Least Squares, LS)的方法, 建立经典的高斯-马尔科夫模型(G-M 模型)进行参数求解。应用 G-M 模型的前提是假设变量矩阵 A 应该完全准确, 随机误差仅存在于观测向量 b 中, 即假定坐标已知值是不受偶然误差污染的 [17]。然而公式(1)变量矩阵 A 中的点云数据坐标量测值在实际测量过程中均存在误差, 因而该假设并不合理。为了同时考虑两方面的误差, 需要建立更合理的模型, 文中引入总体最小二乘(TLS)方法来解算。研究表明, TLS 方法建立在变量含误差(Error In Variables, EIV)模型上, 能够很好地解决所有数据都被随机误差所影响的问题 [18-19]。

再次观察公式(1), 变量矩阵 A 中第一列的值是固定的, 不需要修正, 若直接利用 TLS 方法对 A 中所有元素都进行改正则不合理。因此, 可将 LS 与 TLS 结合, 对 A 矩阵中存在误差的数据元素进行修正, 对固定的常数元素列不作修正, 即混合最小二乘与总体最小二乘(LS-TLS)方法求解拟合参数。首先建立 EIV 模型:

$$\left. \begin{aligned} (A-E_A)x=b-e \\ \left[\begin{matrix} e \\ e_A \end{matrix} \right] = \left[\begin{matrix} e \\ \text{vec}E_A \end{matrix} \right] \sim \left(\left[\begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} \right], \sigma_0^2 \left[\begin{matrix} Q_e & 0 \\ 0 & Q_A \end{matrix} \right] \right) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: e 和 E_A 分别代表存在 b 和 A 中的随机误差矩阵; vec 为矩阵列向量化算子; e_A 指将 E_A 按列矢量化; Q_e 和 Q_A 分别 $n \times n$ 维和 $6n \times 6n$ 维的单位矩阵。

公式(1)中, 系数矩阵 $A \in R^{n \times m}$, 观测向量 $b \in R^{n \times 1}$, 参数 $x \in R^{m \times 1}$, 对 A 和 x 进行分解:

$$\left. \begin{aligned} A=[A_1, A_2], A_1 \in R^{n \times m_1}, A_2 \in R^{n \times m_2} \\ x=[x_1^T, x_2^T]^T, x_1 \in R^{m_1 \times 1}, x_2 \in R^{m_2 \times 1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: A_1 为常数元素列; $m_1=1$ 为数据元素列; $m_2=5$ 对应参数 $x_2=(a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)^T$ 。LS-TLS 是以目标函数最小为基础, 即:

$$\min \| [A_2, b] - [\hat{A}_2, \hat{b}] \|_2 \quad (4)$$

式中: $[\hat{A}_2, \hat{b}] \in R^{n \times (m_2+1)}$ 。LS-TLS 的解应满足下式:

$$\hat{A}x = A_1x_1 + \hat{A}_2x_2 = \hat{b} \quad (5)$$

相应的改正数如公式(6)所示, 然后对 A_1 进行 QR 分解, 将 Q 左乘于增广矩阵 $[A, b]$ 得到公式(7):

$$[\Delta \hat{A}_2, \Delta \hat{b}] = [A_2, b] - [\hat{A}_2, \hat{b}] \quad (6)$$

$$Q^T [A_1, A_2, b] = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{1b} \\ 0 & R_{22} & R_{2b} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $R_{11} \in R^{m_1 \times m_1}$ 为上三角矩阵; $R_{12} \in R^{m_1 \times m_2}$, $R_{1b} \in R^{m_1 \times 1}$, $R_{22} \in R^{(n-m_1) \times m_2}$, $R_{2b} \in R^{(n-m_1) \times 1}$, 其中 $m_1=1, m_2=5$ 。

通过 SVD2 求解方程(8)可得到 \hat{x}_2 :

$$R_{22}\hat{x}_2 \approx R_{2b} \quad (8)$$

然后通过 LS 方法求解方程(9)可求解 \hat{x}_1 :

$$R_{11}\hat{x}_1 = R_{1b} - R_{12}\hat{x}_2 \quad (9)$$

3.3 自适应阈值设置

通过 TLS 方法完成区块内地形拟合后, 区块内每个激光脚点都能够计算出对应的拟合高程, 计算地面点云的采集高程值与拟合高程值的高差值, 若

高差大于一定阈值, 标记该点为非地面点; 否则, 标记为地面点。自适应阈值的计算公式如下:

$$\Delta H_{\text{threshold}} = \begin{cases} 0.5, M\sqrt{\frac{V^T PV}{n-t}} \leq 0.5 \\ M\sqrt{\frac{V^T PV}{n-t}}, M\sqrt{\frac{V^T PV}{n-t}} > 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中: n 为观测值个数; t 为参数个数; M 为单位权中误差倍数; $\sqrt{V^T PV/(n-t)}$ 为曲面拟合后的单位权中误差, 可在 TLS 法曲面拟合过程中计算获得。单位权中误差越小, 说明该区块的拟合结果越可靠, 越接近自然地形, 应该设置更为严格的高差阈值, 目的是为了尽量滤除地物点, 减少 II 类错误率; 反之单位权中误差越大, 说明区块内具有复杂地形, 高差阈值应设置的相对松弛, 以保持地形, 降低 I 类错误率。因此, 选择 M 倍的单位权中误差作为自适应阈值。

若单位权中误差 $\sqrt{V^T PV/(n-t)} \rightarrow 0$, 则 $M\sqrt{V^T PV/(n-t)} \rightarrow 0$, 即 $\Delta H_{\text{threshold}} \rightarrow 0$, 这样会造成过度滤波, 使 I 类错误率增加; 通常最矮的地物脚点应高于地面 0.5 m, 因此当 $M\sqrt{V^T PV/(n-t)} \leq 0.5$ 时, $\Delta H_{\text{threshold}}$ 取值为 0.5。

同时, 以粗分类的结果为先验信息, 对上次迭代计算时分类为地面点的脚点进行较为宽松的阈值判断, 对分类类别为非地面点的脚点进行强阈值判定, 对初始地面点进行判断时 M 赋值为 5, 对初始非地面点进行判断时 M 取值为 3。

4 滤波实验

4.1 实验一

为对文中算法滤波精度进行客观验证, 采用 ISPRS 发布的测试数据进行实验^[20], 并采取滤波错误率统计方法对滤波质量进行定量评价^[15]。选取测试区域中滤波困难的 4 个典型区域进行具体分析, 包括: 包含狭窄跨河桥梁的平地 (Sample 21)、大片数据缺失的区域 (Sample 41)、包含植被的斜坡 (Sample 51) 及断裂地形区 (Sample 53), 图 3 为 4 个测区按照高程渲染的原始点云数据。

利用强阈值 TIN 滤波算法得到初分类结果, 如图 4 所示。初分类结果的 I 类误差较高, 这是因为在 II 类误差优先的要求下损失了部分地面点, II 类误差较低, 满足后续种子点选取的要求。

算法引入了 TLS 方法拟合区块地形, 与 LS 方

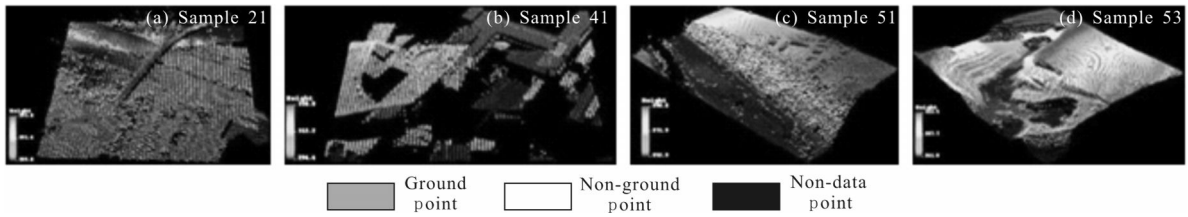


图 3 ISPRS 典型测区原始点云数据

Fig.3 Original point cloud data of ISPRS typical test areas

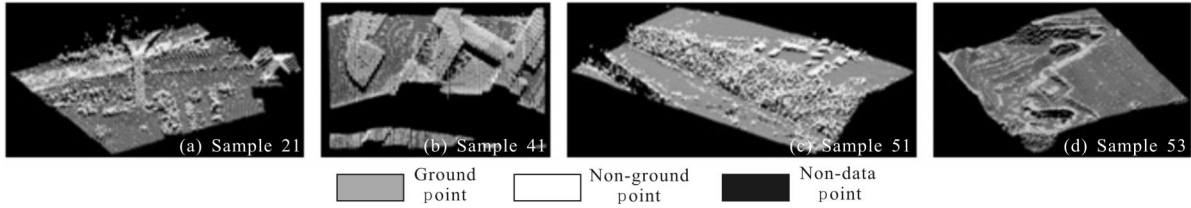


图 4 ISPRS 典型测区初分类结果

Fig.4 Preliminary classification of ISPRS typical test areas

法相比, TLS 方法能够建立当系数矩阵及观测向量均含有误差时更为合理的模型。图 5 表示滤波过程

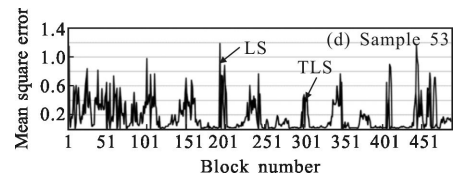
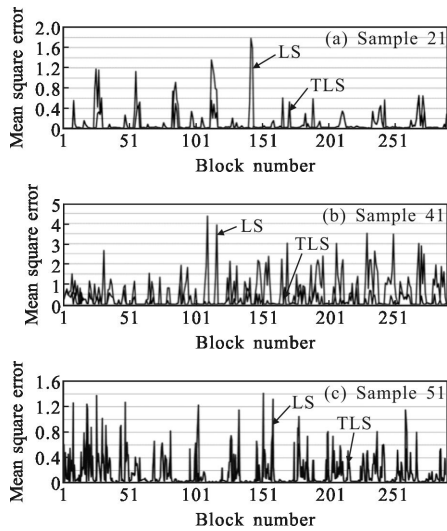


图 5 ISPRS 典型测区中误差统计

Fig.5 Statistics of mean square error in ISPRS typical test areas

中 4 个测区利用 TLS 方法与 LS 方法拟合各区块时的单位权中误差。可以看出, LS 方法在某些区块会出现较大误差, 而 TLS 方法拟合曲面产生的中误差都控制在 1m 以内, 由此证明利用 TLS 方法拟合的曲面地形更加合理, 滤波结果必然更加可靠。

图 6 反映了算法滤波效果, 其中图 6(a)~(d)为文中算法在上述 4 个测区滤波结果, 图 6(e)~(h)为 ISPRS 在 4 个测区的参考滤波结果。可以明显看出,

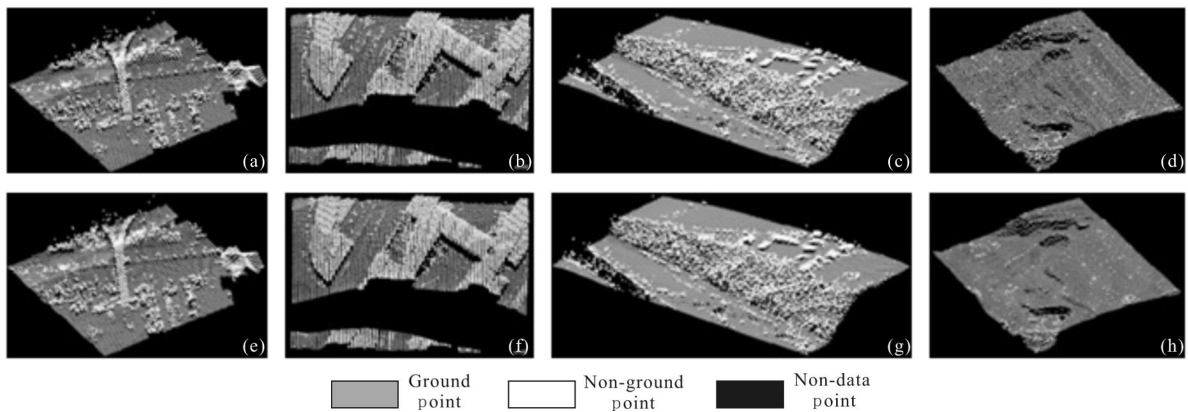


图 6 ISPRS 典型测区滤波结果

Fig.6 Filtering results of ISPRS typical test areas

建筑物、植被等非地面部分被有效滤除,地形细节信息也得到有效保留。

表 1 给出了文中滤波算法在 ISPRS15 个测区的总误差率以及与经典算法^[20-21]的对比。通过与

几种经典方法进行比较可以发现,文中算法在 8 个测区中有着最低的总误差,其他 7 个测区的总误差率也显著低于经典算法的误差最大值,证明文中算法能够适应各种特征的地形,可以获得可

表 1 ISPRS 测区滤波结果比较

Tab.1 Comparison of filtering result in ISPRS test areas (total error rata)

| Sample No. | Elmqvist | Sohn | Axelsson | Pfeifer | Brovelli | Roggero | Wack | Sithole | Shen | Proposed method |
|------------|----------|--------|----------|---------|----------|---------|--------|---------|-------|-----------------|
| 11 | 22.40% | 20.49% | 10.76% | 17.35% | 36.96% | 20.80% | 24.02% | 23.25% | 6.34% | 8.54% |
| 12 | 8.18% | 8.39% | 3.25% | 4.50% | 16.28% | 6.61% | 6.61% | 10.21% | 3.15% | 2.21% |
| 21 | 8.53% | 8.80% | 4.25% | 2.57% | 9.30% | 9.84% | 4.55% | 7.76% | 4.35% | 2.01% |
| 22 | 8.93% | 7.54% | 3.63% | 6.71% | 22.28% | 23.78% | 7.51% | 20.86% | 3.57% | 3.75% |
| 23 | 12.28% | 9.84% | 4.00% | 8.22% | 27.80% | 23.20% | 10.97% | 22.71% | 5.33% | 5.75% |
| 24 | 13.83% | 13.33% | 4.42% | 8.64% | 36.06% | 23.25% | 11.53% | 25.28% | 6.24% | 5.03% |
| 31 | 5.34% | 6.39% | 4.78% | 1.80% | 12.92% | 2.14% | 2.21% | 3.15% | 4.52% | 1.63% |
| 41 | 8.76% | 11.27% | 13.91% | 10.75% | 17.03% | 12.21% | 9.01% | 23.67% | 6.84% | 4.74% |
| 42 | 3.68% | 1.78% | 1.62% | 2.64% | 6.38% | 4.20% | 3.54% | 3.85% | 4.08% | 2.58% |
| 51 | 21.31% | 9.31% | 2.72% | 3.71% | 22.81% | 3.01% | 11.45% | 7.02% | 5.66% | 1.52% |
| 52 | 57.95% | 12.04% | 3.07% | 19.64% | 45.56% | 9.78% | 23.83% | 27.53% | 8.95% | 3.29% |
| 53 | 48.45% | 20.19% | 8.91% | 12.60% | 52.81% | 17.29% | 27.24% | 37.07% | 9.76% | 3.55% |
| 54 | 21.26% | 5.68% | 3.23% | 5.47% | 23.89% | 4.96% | 7.63% | 6.33% | 5.38% | 2.68% |
| 61 | 35.87% | 2.99% | 2.08% | 6.91% | 21.68% | 18.99% | 13.47% | 21.63% | 4.82% | 2.02% |
| 71 | 34.22% | 2.20% | 1.63% | 8.85% | 34.98% | 5.11% | 16.97% | 21.83% | 4.06% | 2.83% |

靠的滤波结果。

4.2 实验二

为进一步验证文中算法的普遍适用性,选取 TerraSolid 网站提供的 Niagara 数据进行实验,点云密度为 2.46 pts/m²,总点数为 198 184 个,地物类型包括较密集的大中小型建筑物、局部密集分布的车辆、稀疏的植被及道路,点云数据原始激光脚点如图 7(a)所示,文中算法初分类结果如图 7(b)所示,传统曲面拟合算法滤波结果如图 7(c)所示,文中算法滤波结果如图 7(d)所示。通过目视判读可以看出,文中滤波结果中建筑物、车辆及植被都得到了有效识别,较好地保留了地形细节信息;传统算法滤波结果中部分建筑物顶部脚点误判为地面点。与传统算法滤波结果相比,文中算法的滤波结果目视效果更好。

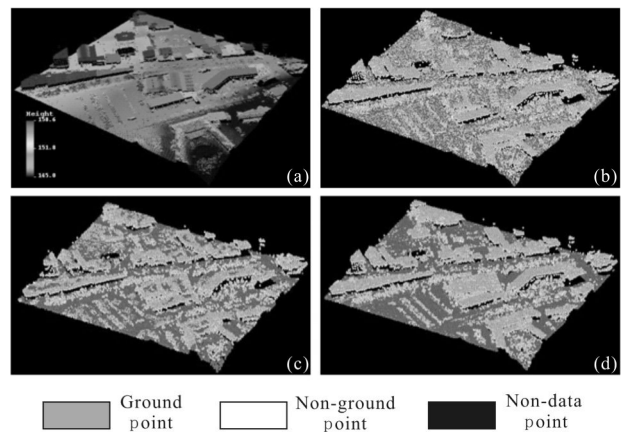


图 7 Niagara 测区数据滤波结果

Fig.7 Filtering result of Niagara test area data

表 2 为文中算法及传统曲面拟合算法的滤波错误率比较结果。传统算法的滤波错误率分别为

13.61%、9.53%、12.01%，文中算法得到的错误率分为 7.13%、3.91%、5.87%。可以看出，文中算法滤波精度显著提高。

表 2 Niagara 测区滤波结果比较

Tab.2 Comparison of filtering result in Niagara test area

| Method | Referenced | Filtered results | | Total of referenced points | Error rate |
|--------------------|--------------------------|------------------|-------------------|----------------------------|------------------|
| | | Ground points | Non-ground points | | |
| Traditional method | Ground points | 103 972 | 16 379 | 120 351 | Type I 13.61% |
| | Non-ground points | 7 417 | 70 416 | 77 833 | Type II 9.53% |
| | Total of filtered points | 111 389 | 86 795 | 198 184 | Total 12.01% |
| Proposed method | Ground points | 111 771 | 8 580 | 120 351 | Type I 7.13% |
| | Non-ground points | 3 045 | 74 788 | 77 833 | Type II 3.91% |
| | Total of filtered points | 114 816 | 83 368 | 198 184 | Total 5.87% |

图 8 为文中算法及传统算法滤波生成 DEM 的比较。图 8(a)为所有激光脚点生成的 DSM;图 8(b)

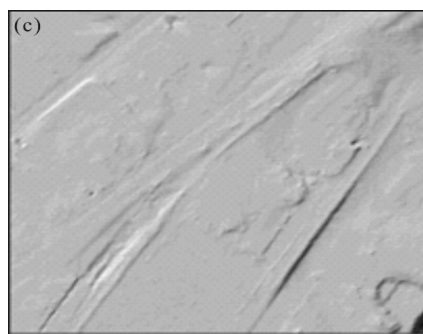
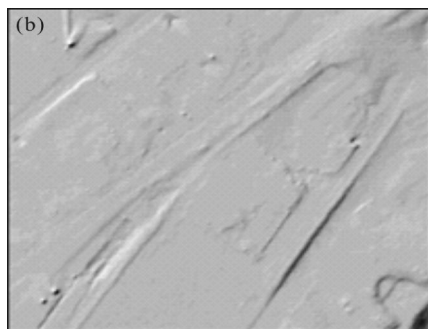
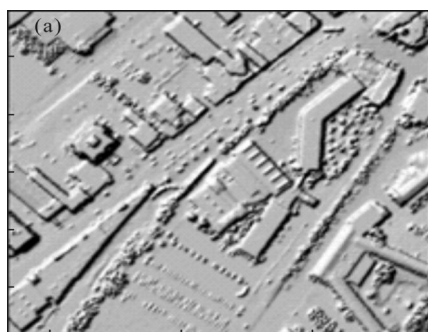


图 8 Niagara 测区 DEM

Fig.8 DEM in Niagara test area

为文中滤波结果生成的 DEM;图8(c)为利用 TerraScan 软件手工分类后生成的 DEM,即参考 DEM。可以看出,DSM 中的建筑物与植被等非地面部分基本被有效滤除,生成 DEM 与参考 DEM 接近,说明该方法滤波效果明显,能够满足实际应用需求。

5 结论

文中融合强阈值三角网与 TLS 曲面拟合算法,提出一种“由粗到精”的 LiDAR 点云数据滤波算法。选取 ISPRS 测区数据及 Niagara 数据进行实验得到以下结论:

- (1) 该方法实现了机载 LiDAR 点云数据的滤波处理,有效滤除了建筑物、植被等非地面部分;
- (2) 算法采用 TLS 算法拟合的区块地形较传统 LS 算法更加贴近真实地形情况,滤波结果也较经典滤波算法及传统移动曲面拟合法精度更高,可靠性更强;
- (3) 通过自适应阈值进行地面点与非地面点的判断,提高了算法的适应性和自动化程度;
- (4) 滤波后地面点云生成 DEM 质量可靠,证明算法具备较高的实用价值。

进一步的研究将在滤波结果基础上对点云数据进行精细分类,从而使分类好的点云数据满足不同场合应用需求。

参考文献:

[1] 赖旭东. 机载激光雷达基础原理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
 [2] Ackermann F. Airborne laser scanning-present status and future expectations [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry*

- and Remote Sensing*, 1999, 54(2-3): 64-67.
- [3] 张小红. 机载激光雷达测量技术理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2007.
- [4] Lindenberger J. Laser-profilmessungen zur Topographischen Geländeaufnahme[D]. Stuttgart: Stuttgart University, 1993.
- [5] Kilian J, Haala N, Englich M, et al. Capture and evaluation of airborne laser scanner data [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, 31(B3): 383-388.
- [6] 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.
- [7] Chen Qi, Gong Peng, Baldocchi D, et al. Filtering airborne laser scanning data with morphological methods [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(2): 175-185.
- [8] Sun Meiling, Li Yongshu, Chen Qiang, et al. Iterative multi-scale filter based on morphological opening by reconstruction for LiDAR urban data [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 363-369. (in Chinese)
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.
- [9] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33 (B4): 110-117.
- [10] Kraus K, Pfeifer N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1998, 53 (4): 193-203.
- [11] Pfeifer N, Stadler P, Briese C. Derivation of digital terrain models in the SCOP ++ environment [C]//Proceedings of Oeepe Workshop on Airborne Laserscanning and Interferometric SAR for Detailed Digital Terrain Models, 2011.
- [12] Su Wei, Sun Zhongping, Zhao Dongling, et al. Hierarchical moving curved fitting filtering method based on LiDAR data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(5): 833-838. (in Chinese)
苏伟, 孙中平, 赵冬玲, 等. 多级移动曲面拟合 LiDAR 数据滤波算法[J]. 遥感学报, 2009, 13(5): 833-838.
- [13] 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. (in Chinese)
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.
- [14] Sithole G, Vosselmann G. Filtering of airborne laser scanner data based on segmented point clouds [C]//ISPRS Workshop Laser Scanning, 2005.
- [15] Huang Xianfeng, Li Hui, Wang Xiao, et al. Filter algorithms of airborne LiDAR data: review and prospects [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2009, 38(5): 466-469. (in Chinese)
黄先锋, 李卉, 王潇, 等. 机载 LiDAR 数据滤波方法评述 [J]. 测绘学报, 2009, 38(5): 466-469.
- [16] Zuo Zhiquan, Zhang Zuxun, Zhang Jianqing, et al. 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): 246-251. (in Chinese)
左志权, 张祖勋, 张剑清, 等. 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): 246-251.
- [17] Yuan Qing, Lou Lizhi, Chen Weixian. The application of the weighted total least-squares to three dimensional-datum transformation [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011, 40(S1): 115-119. (in Chinese)
袁庆, 楼立志, 陈玮娴. 加权总体最小二乘在三维基准转换中的应用 [J]. 测绘学报, 2011, 40(S1): 115-119.
- [18] Felus Y A, Schaffrin B. Performing similarity transformations using the error-in-variables model [C]//ASPRS 2005 Annual Conference Baltimore, 2005.
- [19] Kukush A, Huffel S V. Consistency of elementwise-weighted total least squares estimator in a multivariate errors-in-variables model $AX=B$ [J]. *Metrika*, 2004, 59: 75-97.
- [20] Sithole G, Vosselman G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from air-borne laser scanning point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2004, 59 (1-2): 85-101.
- [21] Shen Jing. Airborne LiDAR data filtering by morphological reconstruction method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36 (2): 167-170, 175. (in Chinese)
沈晶. 用形态学重建方法进行机载 LiDAR 数据滤波[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(2): 167-170, 175.