

融合形态学灰度重建与三角网分层 加密的 LiDAR 点云滤波

吴 军¹ 李 伟¹ 彭智勇¹ 刘 荣¹ 唐 敏²

1 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院,广西 桂林,541004

2 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

摘 要:形态学滤波与三角网加密滤波是从 LiDAR 点云中自动识别真实地面点的两种重要方法,本文分析了两种方法优劣性及其过程实施的特点,提出了一种融合形态学灰度重建与不规则三角网分层加密的点云滤波新策略:① 首先对 LiDAR 点云实施 I 类错误优先的形态学灰度重建初始滤波,并通过“非最小值抑制”将 LiDAR 点云标记为地面可靠点、地面可疑点、非地面可疑点三类;② 依据形态学灰度重建迭代顺序对非地面可疑点进行分层标记;③ 利用地面可靠点构建初始三角网,对地面可疑点、非地面可疑点依次进行三角网加密滤波,并基于分层标记信息自适应调整地面点判据参数。ISPRS 标准数据滤波实验结果表明,本方法滤波质量高且具有较好的通用性。

关键词:LiDAR;滤波;形态学灰度重建;TIN

中图法分类号:P208

文献标志码:A

LiDAR 点云滤波的核心问题是如何从激光脚点信息(一般为高程)出发,确定判别规则并建立合适的搜索策略来实现地面点和非地面点的快速、准确分离,从这一角度出发,现有的点云滤波方法可概略分为自上而下和自下而上两类方法。

自上而下的滤波方法通常先建立待滤波区域的粗糙地形模型,进而在逼近真实地形的迭代过程中筛选出表征真实地面的激光脚点,其典型代表是三角网加密滤波和线性预测滤波。Axelsson 提出的三角网加密滤波算法利用少量地面激光脚点作为种子点生成一个稀疏 TIN,再考察各激光脚点与 TIN 的距离、方向以判定其为地面点的真实性,并同时稀疏 TIN 进行迭代加密^[1],进一步的改进方案包括根据坡度差异自适应调整阈值^[2],采用迭代聚类结果构建初始三角网^[3]等,对特定地形条件下的滤波结果起到了一定的作用。以粗糙 DEM 作为预测趋势面,线性预测算法逐一计算出各激光脚点高程相对于该趋势面的残差作为内插权重,并通过权重改变自动分离地面点与非地面点^[4]。该方法较适合于密林地区,但计

算复杂度高且滤波效果受所选择权函数的影响较大。总体上,自上而下的滤波方法对初始 DEM 有要求,且迭代加密过程中地面点判断方式存在误差累积与传播,需要针对不同类型区域调整阈值参数才能达到理想的滤波效果。

自下而上的滤波方法主要从单个激光脚点出发,依据邻域关系来进行地面属性判断并扩展到全局,其典型代表是形态学滤波和坡度类滤波算法。基于 LiDAR 点云数据插值生成的深度图像,经典的形态学开运算可剔除高于地面的点,进而得到逼近地形的一个表面^[5],其困难在于如何选择尺寸合适的结构元素(滤波窗口)去适应不同空间分布的地形特征(自然植被、人工建筑等)^[6-8]。Vosselman 最早提出以当前点与邻近点间的坡度值作为依据判别地面点与非地面点^[11],简洁易行,但实际滤波结果受坡度阈值影响较大且逐点的 k -邻近查询也相当耗时。将坡度值计算限制在 LiDAR 系统扫描线方向上^[12-13],具有较高的处理效率,但由于只能选择有限个扫描方向,基于扫描线的滤波方法难以充分顾及真实的地面坡

收稿日期:2013-04-10

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41271362,60962003,41171356);广西研究生教育创新资助项目(YCSZ2012074);桂林电子科技大学创新团队资助项目。

第一作者:吴军,博士,教授,博士生导师,主要从事倾斜摄影测量、低空应急遥感理论与方法研究。E-mail: wujun93161@163.com

通讯作者:彭智勇,硕士,讲师。E-mail: pengchn@163.com

度信息,因而在一定程度上影响了滤波质量,且移动窗口最佳尺寸的选择也是比较敏感的问题。

综上所述,自下而上的滤波过程实现上较简单,自上而下的滤波方法则在逻辑判断上更合乎人的认知行为,两者具有明显的互补性。本文针对形态学滤波与三角网加密滤波在实际应用中的优劣性及过程实施特点,提出了一种融合形态学灰度重建与不规则三角网分层加密的点云滤波新策略。

1 形态学灰度重建下的 LiDAR 点云可靠性与分层标记

将 DSM 到 DEM 的滤波看作一种图像恢复和重建过程,形态学灰度重建^[13]在掩膜图像约束下对标记图像迭代实施测地膨胀操作可识别出非地面点区域。形态学灰度重建滤波存在插值误差及易受局部微小地物影响等局限性,但其独特的测地膨胀处理过程也带来以下优良特性^[10]。

1) 采用各向同性单位结构元素^[9],无需考虑人工建筑物以及自然植被特征的形状与大小,一定程度上保证了算法的稳健性与实用性,实现简单且参数少。

2) 非地面点区域的识别与生成标记图像、掩膜图像的高度范围相关联,这意味着该非地面点(无论真实与否)可视作依据高度进行了分层处理,考虑到激光脚点高度越低则其为地面点可能性越大这一事实,这种分层信息为其非地面点真实性的判断提供了潜在依据。

兼顾以上形态学灰度重建滤波优良特性及后续三角网加密滤波数据要求,这里实施以下改进的形态学灰度重建过程对 LiDAR 点云进行初始滤波:

(1) I 类误差优先的形态学灰度重建滤波与可靠性标记。这一处理过程目的在于获得可靠性较高的地面点作为后续三角网加密的地面种子点,其过程依据文献^[10]给出的形态学灰度重建滤波框架进行,其中标记图像、掩膜图像固定高差从 LiDAR 点云中插值生成,连通区域 R 地面属性的判断依据如下:

```

IF Area( $R$ ) <  $A_0$   $R$ : 地面点连通区域
ELSE
IF (Edge( $R$ ) >  $E_0$ 
OR Flatness( $R$ ) >  $F_0$ )
 $R$ : 非地面点连通区域
ELSE  $R$ : 地面点连通区域
  
```

其中, $\text{Area}(R)$ 表示连通区域 R 的面积; $\text{Flatness}(R)$ 表示连通区域 R 的平整度,即连通区域 R 内所有 LiDAR 点拟合空间平面的误差方差; $\text{Edge}(R)$ 表示区域 R 边界中高差显著点所占比例,这里高差显著点定义为两侧高差大于 0.5 m 的边界点,其高差计算沿边界点曲率垂直方向进行,目的在于区分局部地势突起的地面点和具有明显高度的地物点^[11]; A_0 、 E_0 、 F_0 为给定阈值,取值主要强调地面点判断的可靠性,实际应用中取 $A_0 = 3 \text{ m}^2$, $E_0 = 0.8$, $F_0 = 0.5$ 。

为了进一步提高地面点的可靠性,我们对灰度重建结果实施“非最小值抑制”,即对地面点进行格网划分($7 \text{ m} \times 7 \text{ m}$),取格网中的极低点作为地面可靠点,其余地面点作为地面可疑点,考虑到滤波得到的非地面点可靠性不高,也将其看作可疑点,因而这里的 LiDAR 点云实质上按可靠性分别标记为地面可靠点 G 、地面可疑点 S 、非地面可疑点 NG 等 3 部分,见图 1(b)。

(2) 基于形态学灰度重建迭代顺序的点云分层标记。如图 1(c) 所示,这一处理过程实质上是由形态学灰度重建迭代顺序及高差对滤波结果进行分层处理。由于形态学灰度重建每次迭代主要是检测不同高差下的非地面点连通区域,这里的分层标记也主要针对非地面点进行。

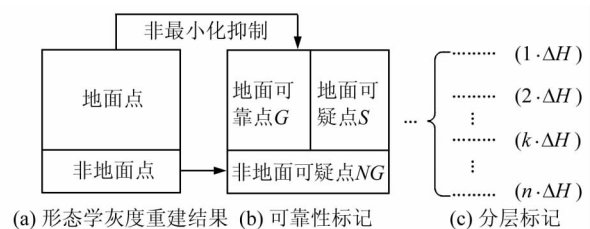


图 1 LiDAR 点云可靠性及分层标记示意图

Fig. 1 Depict of Point Reliability and Height Tagging

2 三角网分层加密下的 LiDAR 点云自适应滤波

通常地,三角网加密滤波结果与地面种子点获取质量、地面点判据阈值选取大小以及滤波误差累积三方面因素密切相关,这里结合 LiDAR 点云的可靠性和分层标记特点,对其实施三角网分层加密自适应滤波,其步骤如下。

1) 地面点自动获取与初始构网,即以地面可靠点 G 作为地面种子点构建初始三角网。

2) 地面可疑点 S 自适应分层加密滤波。这里首先对地面可疑点 S 进行加密滤波处理,按 Z 坐标从小到大逐点计算地面点判据、比较阈值及

插入三角形,直至全部可疑点处理完毕。这里沿用 Axelsson 给出的地面点判据^[1]:假设当前点为 P , P 到待加密 $\triangle ABC$ 的距离为 H , 直线 PA 、 PB 、 PC 与平面的夹角分别为 α 、 β 、 γ , 若给定距离阈值 H_{\max} , 角度阈值 θ_{\max} , 则当 $H < H_{\max}$ 且 $\max(\alpha, \beta, \gamma) < \theta_{\max}$ 时, 点 P 被判为地面点并参与构网, 否则为非地面点且不参与构网。考虑到灰度重建滤波中的 I 类误差优先策略导致地面点可靠性高, 这里给定较宽松的判据阈值: $H=2.0, \theta=20$ 。

3) 非地面可疑点 NG 自适应分层加密滤波。这里沿用 Axelsson 给出的地面点判据, 对非地面可疑点 NG 进行加密滤波处理, 但依据其分层标记及各层内 Z 坐标排序信息, 由低至高逐层进行, 即取对应于最后一次迭代的可疑点(贴近地面的最低层), 按 Z 坐标从小到大逐点计算地面点判据、比较阈值以及插入三角形, 当该层可疑点全部处理完后则进入到上一层进行同样处理, 直至全部可疑点处理完毕。同一层内地面点判据阈值相同, 各层间判据阈值略微不同并按式(1)给出。由于灰度重建滤波 I 类误差优先策略导致非地面点可靠性较差, 这里采用较地面可疑点滤波更为严格的阈值设置, 但具体到不同层时, 则从激光脚点高度越低其其为地面点可能性越大这一事实出发, 自适应设置不同阈值(分层距离地面越远, 阈值设置越严格, 最严格阈值为: $H_{\max}^0=0.5, \theta_{\max}^0=5$)。

$$\begin{aligned} H_{\max}^k &= \max(H_{\max}^0 - (N-k) \cdot \Delta h, 0.5), \\ \theta_{\max}^k &= \max(\theta_{\max}^0 - (N-k) \cdot \Delta \theta, 5) \quad H_{\max}^0 = 1.5, \\ \theta_{\max}^0 &= 15, \Delta \theta = \frac{10}{N}, \Delta h = \frac{1}{N} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $H_{\max}^k, \theta_{\max}^k$ 对应于第 k 次迭代时的可疑点层;

$H_{\max}^0, \theta_{\max}^0$ 对应于最后一次(第 N 次)迭代时的可疑点层; N 为形态学灰度重建过程总迭代次数; $\max(*, *)$ 为取大函数。

总体上, 形态学灰度重建滤波得到地面点能较完整覆盖目标区域, I 类误差优先的滤波策略及“非最小值抑制”处理则确保了地面点标记的可靠性, 因而这里构建的初始三角网与真实地形接近, 为后续三角网加密滤波的可靠性奠定了基础。此外, 本文对 LiDAR 点云的高度分层标记以及局部 Z 坐标排序处理使得地面可靠性“高”的激光脚点(高度越低则其其为地面点可能性越大)能优先构网, 对于以串行方式逐点进行的三角网加密过程而言, 将有助于避免大的滤波误差累计与传播, 从而有效地提高整体滤波质量。

3 实验与结论

本文算法实验选用 ISPRS 基准数据及其 I 类、II 类误差评价体系^[15]进行, 其中, I 类错误为地面点错分成非地面点; II 类则为非地面点错分成地面点, 两类误差加权求和得到反映分类水平的总错误率。顾及到形态学灰度重建过程对 LiDAR 点云中的“极低”点噪声敏感, 以及三角网分层加密滤波中“激光脚点高度越低则其其为地面点可能性越大”这一前提假设, 这里 ISPRS 基准数据中的“极低”点噪声均已去除。图 2 给出了滤波较困难的 3 个典型地区: 地形变化剧烈的采石场(samp11)、部分数据缺失的平地(samp41)及不连续的地形/山谷(samp53)。

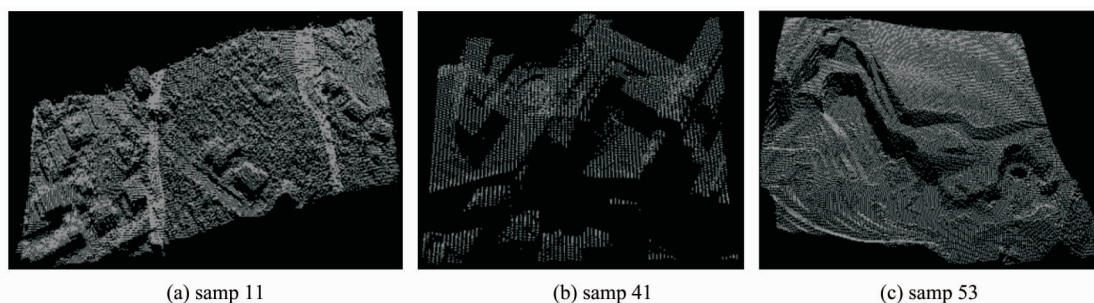


图 2 典型地区 ISPRS 滤波点云数据三维示意图

Fig. 2 Depict of Three Specific ISPRS Terrain Feature

本文依据文献[10]从 3 个典型地区的 LiDAR 点云中生成标记图像和掩模图像后, 首先对标记图像进行形态学灰度重建以获得地面点及带有分层标记的非地面点连通区域, 进而通过“回溯”对原始 LiDAR 点云逐点进行地面标记。这里“回溯”按双向进行: 1) 反向“回溯”, 即由地面

点或非地面点连通区域内的像素直接索引得到点云中的局部高程最低点(灰度图像生成时点对应关系已纪录); 2) 正向“回溯”, 即对步骤 1) 中未标记的 LiDAR 点, 计算它所在的灰度图像上的连通区域, 若该连通区域为非地面点, 则该点标记为非地面点; 反之, 则作为可疑点予以标记(该可

疑点与图 1 中可疑点 S 不同,单独记为地面可疑点 1)。对标记为地面点的原始 LiDAR 点云实施“非最小值抑制”以获得更为可靠的地面点,其余点则标记为地面可疑点 2。图 3 给出了三种典型地

形的点云可靠性及分层标记结果,黑色表示非数据点,蓝色表示地面可靠点,红色表示地面可疑点 1,黄色表示地面可疑点 2,非地面可疑点由绿色表示并由其绿色深浅体现不同分层标记结果。

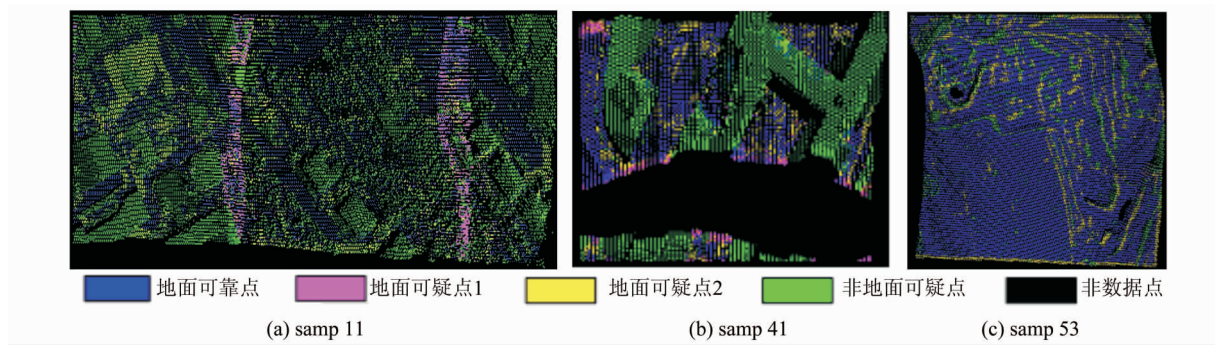


图 3 形态学灰度重建下的点云可靠性及分层标记示意图

Fig. 3 Depict of Terrain-reliability and Height-range Tagged ISPRS LiDAR Point Clouds Through Morphological Grayscale Reconstruction, Respectively

依据 § 2 给出的步骤,利用 3 种典型地形点云标记处理得到地面可靠点构造初始三角网,进而对其地面可疑点、非地面可疑点分别进行加密滤波。这里先对地面可疑点 1、地面可疑点 2 依次进行传统三角网加密滤波(实践表明两者分开进行滤波效果较好),再对非地面可疑点进行三角网分层加密滤波,其可视化的滤波结果及其与 ISPRS 标准分类结果的对比如图 4,其中黑色表示非数据点,蓝色表示地面点,绿色表示非地面点可疑点,图 4(a)~4(c)为本文结果,图 4(d)~4(f)则为 ISPRS 给出的标准结果。图 5 进一步给出了对滤波结果的 DEM 模拟(TIN)。基于完

整的 ISPRS 基准数据与误差评价体系,表 1 给出了本文滤波方法总误率以及与现有成果^[7,15]的对比。由表 1 可知,本文方法对 ISPRS 基准数据的处理整体上保持了较稳定的滤波性能,与形态学滤波^[7]及三角网加密滤波^[15]中的最优结果相接近,并对典型地形数据(samp11, samp41, samp53)的滤波处理质量有所提高,提升幅度约为 2%~3% (10.76→8.59, 8.76→5.68, 8.91→5.60),其原因在于:形态学灰度重建产生的大量可靠、空间分布合理的地面点可构建出贴近真实地形的三角网,而建立在局部低高度激光脚点优先构网策略上的三角网分层加密过程则能在一定程度上减

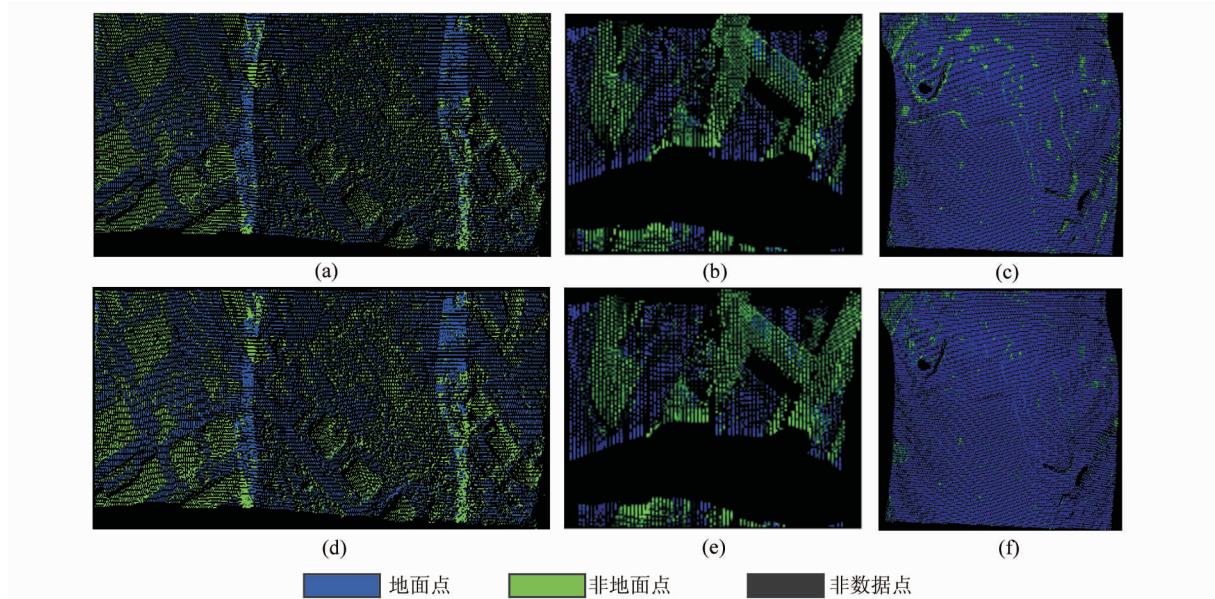


图 4 典型地区 ISPRS 滤波结果对比/%

Fig. 4 Depict of Colored Visualization of Three Filtered LiDAR Point Clouds, Compared to Known ISPRS Classification

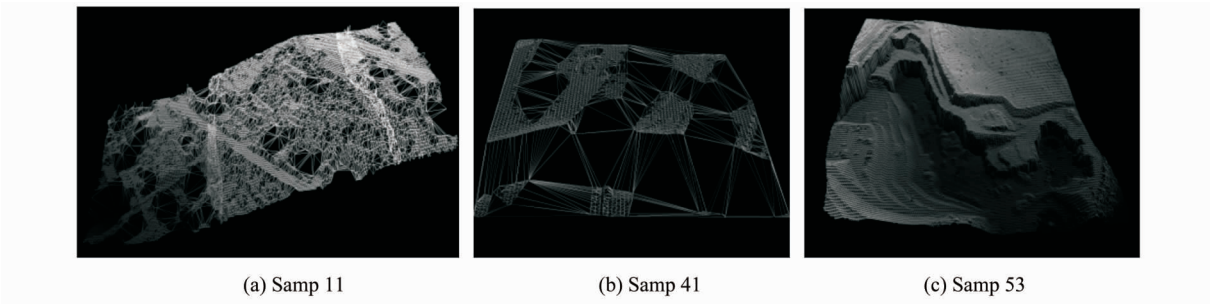


图 5 典型地区滤波后的 DEM 模拟(TIN) 示意图

Fig. 5 Depict of TIN-based DEM Generated from Filtered ISPRS LiDAR Point Clouds, Respectively

表 1 ISPRS 验证数据滤波结果比较/%

Tab. 1 Comparison of Experimental Filtering Result with Known ISPRS Classification (Total Error Rate)/%

	Elmqvist	Sohn	Axelsson	Pfeifer	Brovelli	Roggero	Wack	Sithole	Chen	本文
samp11	22.40	20.49	10.76	17.35	36.96	20.80	24.02	23.25	13.97	8.59
samp12	8.18	8.39	3.25	4.50	16.28	6.61	6.61	10.21	3.61	2.47
samp21	8.53	8.80	4.25	2.57	9.30	9.84	4.55	7.76	2.28	2.18
samp22	8.93	7.54	3.63	6.71	22.28	23.78	7.51	20.86	3.61	3.67
samp23	12.28	9.84	4.00	8.22	27.80	23.20	10.97	22.71	9.05	4.48
samp24	13.83	13.33	4.42	8.64	36.06	23.25	11.53	25.28	3.61	3.97
samp31	5.34	6.39	4.78	1.80	12.92	2.14	2.21	3.15	1.27	2.38
samp41	8.76	11.27	13.91	10.75	17.03	12.21	9.01	23.67	34.03	5.68
samp42	3.68	1.78	1.62	2.64	6.38	4.20	3.54	3.85	2.20	1.54
samp51	21.31	9.31	2.72	3.71	22.81	3.01	11.45	7.02	2.24	2.12
samp52	57.95	12.04	3.07	19.64	45.56	9.78	23.83	27.53	11.52	3.32
samp53	48.45	20.19	8.91	12.60	52.81	17.29	27.24	37.07	13.09	5.60
samp54	21.26	5.68	3.23	5.47	23.89	4.96	7.63	6.33	2.91	2.89
samp61	35.87	2.99	2.08	6.91	21.68	18.99	13.47	21.63	2.01	1.20
samp71	34.22	2.20	1.63	8.85	34.98	5.11	16.97	21.83	3.04	1.62

少加密错误传播与累计, 两者的共同作用确保了加密过程中地面点判据计算的客观性与准确性, 从而使得整体滤波效果有所提高。试验结果表明, 在去除“极低”点噪声干扰的条件下, 形态学灰度重建下的 LiDAR 点云可靠性、分层标记处理为实施高自动化、高质量的三角网渐进加密滤波方法提供了保障, 两种技术的融合在整体滤波效果明显优于单一方法, 具有较好的通用性和实用性。

参 考 文 献

[1] Axelsson P. DEM Generation from Laser Scanner Data Using Adaptive TIN Models[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33(Part4-B4/1): 111-118

[2] Lee H S, Younan N H. DTM Extraction of LiDAR Returns via Adaptive Processing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(9): 2 063-2 069

[3] Zuo Zhiquan, Zhang Zuxun, Zhang Janqing. A High-quality Fitering Method with Adaptive TIN Models for Urban LiDAR Points Based on Priori-knowledge [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012,

41(2):246-251(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): 246-251)

[4] 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

[5] Kilian J, Haala N, Englich M. Capture and Evaluation of Airborne Laser Scanner Data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, 31: 383-388

[6] Zhang Keki, Chen Shuching, Whitman D, et al. A Progressive Morphological Filter for Removing Non-ground Measurements from Airborne LiDAR Data [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2003, 41(4): 872-882

[7] Chen Qi, Gong Peng, Baldocchi D D, et al. Filtering Airborne Laser Scanning Data with Morphological Methods[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(2): 175-185

[8] Sui Lichun, Zhang Yibin, Liu Yan, et al. Filtering of Airborn LiDAR Point Cloud Data Based on the Adaptive Mathematical Morphology[J]. *Acta Geodaetica et*

- Cartographica Sinica*, 2010, 39(4): 390-396 (隋立春, 张熠斌, 柳艳, 等. 基于改进的数学形态学算法的 LiDAR 点云数据滤波[J], 测绘学报, 2010, 39(4): 390-396)
- [9] Vincent L. Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 1993, 2(2): 176-201
- [10] Arefi H, Hahn M. A Morphological Reconstruction Algorithm for Separating Off-terrain Points from Terrain Points in Laser Scanning Data[J]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2005, 36(3/W19): 120-124
- [11] Vosselman G. Slope Based Filtering of Laser Altimetry Data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33(B3/2; PART 3): 935-942
- [12] Shan J, Sampath A. Urban DEM Generation from Raw LiDAR Data: A Labeling Algorithm and Its Performance[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2005, 71(2): 217-226
- [13] Meng Xuelian, Wang Le, Silván-Cárdenas J L, et al. A Multi-directional Ground Filtering Algorithm for Airborne LiDAR[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(1): 117-124
- [14] Shen Jing, Liu Jiping, Lin Xiangguo. Airborne LiDAR Data Filtering by Morphological Reconstruction Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 32(2): 167-175 (沈晶, 刘纪平, 林祥国. 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, 32(2): 167-175)
- [15] Sithole G, Vosselman G. Experimental Comparison of Filter Algorithms for Bare-Earth Extraction from Airborne Laser Scanning Point Clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 59(1): 85-101

Integrating Morphological Grayscale Reconstruction and TIN Models for High-quality Filtering of Airborne LiDAR Points

WU Jun¹ LI Wei¹ PENG Zhiyong¹ LIU Rong¹ TANG Min²

¹ School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China

² School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Based on the characteristics of the morphological filter and the TIN-based progressive filter, a high-quality LiDAR point cloud filtering algorithm combining Morphological grayscale reconstruction and TIN Models is proposed in this paper. Its main strategies are: ①Implementing morphological grayscale reconstruction with a priority of Type I Error and non-minimum suppression. In this step, LiDAR point clouds are tagged as Reliable terrain points *G*, suspicious terrain points *S* and suspicious Non-terrain points *NG*; ②Suspicious non-terrain points are further tagged based on the iterative order of Morphological grayscale reconstruction. In this step, small and constant height interval is used to filter the possible non-terrain points at different elevation; ③Constructing the initial TIN from points *G* and further filtering points *S* and *NG* points, respectively, by adaptively adjusting the parameters of the ground point criterion at associated point layer. We did an experiment with 15 ISPRS test data sets and assessed the results with the standard criterion as found in the literature. The result shows that proposed filtering algorithm dramatically improved filtering quality, even for complex terrain.

Key words: LiDAR; filtering; morphological grayscale reconstruction; TIN

First author: WU Jun, PhD, professor, specializes in the theories and methods of oblique photogrammetry and timely low altitude remote sensing image handling. E-mail: wujun93161@163.com

Corresponding author: PENG Zhiyong, lecturer. E-mail: pengchn@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41271362, 60962003, 41171356; the Innovation Project of Guangxi Graduate Education, No. YCSZ2012074; the Program for Innovative Research Team of Guilin University of Electronic Technology, No. IRTGUET.