

综合不规则三角网和区域生长的建筑物提取方法

何曼芸¹, 程英蕾¹✉, 聂玉泽¹, 王琳²

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 95861 部队, 甘肃酒泉, 735018)

摘要 应用激光雷达探测技术(LiDAR)进行建筑物提取其效率一直是工程应用的关键,针对现有先滤波后提取建筑物一类方法效率低下的问题,提出一种综合不规则三角网和区域生长的从原始机载激光雷达数据中直接提取建筑物的方法。首先利用原始点云数据建立不规则三角网,利用三角网中突起物边缘点所在三角形的法向量、边长及高程特征,提取突起物边缘点;然后以提取出的边缘点为种子点,根据三角网连接关系进行区域生长,提取突起物点集;最后删除集合中点数量较少的非建筑物点集,得到建筑物点集。该方法可直接从原始点云数据中提取出不同建筑物的点集,无需经过滤波操作。通过仿真实验证明该方法在保证建筑物提取准确度的情况下效率有明显提高并且具有一定的适用性。

关键词 LiDAR; 不规则三角网; 区域生长; 建筑物提取

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.03.010

中图分类号 TP751 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)03-0054-06

A Building Extraction Method on Comprehensive Delaunay TIN Models and Region Growing

HE Manyun¹, CHENG Yinglei¹, NIE Yuze¹, WANG Lin²

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Unit 95861, Jiuquan 735018, Gansu, China)

Abstract: The efficiency of the extracted buildings always is a key in engineering application of LiDAR points. Aimed at the problem that the efficiency of filtering first and then extracting methods, currently in effect is low, a method combining Delaunay TIN models and region growing for extracting buildings from raw LiDAR data is put forward in this paper. Firstly, Delaunay TIN models are built on the original LiDAR points. Edge points of buildings can be extracted by using the normal vector, length of side and point height of triangles where the edge points are located. Then, the extracted edge points are assigned as seed points in order to implement region growing based on triangle network connections which will yield a points set of protrusion. Finally, since the number of non-building points is much smaller than that of the building points, the non-building points set can be deleted while the building points set is reserved. The method in this paper can be used to extract building points set and edge points directly without the operation of filtering and provide foundation for further contour extracting and building reconstruction. The simulation results show that the method has obvious efficiency under the guarantee of accuracy in extrac-

收稿日期: 2016-06-05

基金项目: 陕西省自然科学基金(2015JM6346)

作者简介: 何曼芸(1993—),女,湖北荆州人,硕士生,主要从事机载 LiDAR 点云处理研究. E-mail:670162452@qq.com

通讯作者: 程英蕾(1964—),女,河南南阳人,教授,主要从事图像处理、模式识别研究. E-mail:ylcheng718@163.com

引用格式: 何曼芸,程英蕾,聂玉泽,等. 综合不规则三角网和区域生长的建筑物提取方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(3): 54-59. HE Manyun, CHENG Yinglei, NIE Yuze, et al. A Building Extraction Method on Comprehensive Delaunay TIN Models and Region Growing[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(3): 54-59.

tion and has a certain of adaptability.

Key words: LiDAR; TIN; region growing; building points extraction

机载激光雷达探测(Light Detection and Ranging, LiDAR)技术是快速获得三维数字地面信息的航空遥感技术,具有高密度、高精度^[1]、全天候、全时段的优势。利用 LiDAR 点云数据进行建筑物重建,通常先从原始 LiDAR 数据中提取出建筑物点,然后提取建筑物边缘点,如文献[2~5],最后建立建筑物三维模型,实现建筑物的三维重构。国内外的许多学者做了大量的研究。数据驱动方法是充分利用点云数据原始信息并进行建筑物精确重构的一类方法,其中建筑物提取方法主要有基于数学形态学滤波方法^[6-8],区域生长算法^[9-10],不规则三角网(Triangulated Irregular Network, TIN)滤波法^[11],最小二乘滤波方法^[10,12],移动曲面拟合滤波法^[13]等。这些方法均以地面点坡度起伏小为前提,先将原始 LiDAR 点云数据中的地面点去除,得到地物点,即滤波操作,再根据建筑物点与其他突起物点高程^[14-15]或所在面的法向量的不同提取建筑物点。这些方法通常计算较为复杂,当点云数据量较大时,算法效率较低;而且若想得到同一建筑物的点集,还需要对滤波得到的建筑物点进行进一步分类。另一类方法将 LiDAR 点云数据内插形成数字表面模型(Digital Surface Models, DSM),然后进行滤波及建筑物的提取^[16];但是内插操作会损失 LiDAR 点云原始数据信息,降低了数据的准确度。

1 算法原理

在原始点云数据基础上建立 Delaunay 不规则三角网,根据边缘点所在三角形的法向量、边长及高程特征,提取边缘点三角形,得到边缘点;删除不规则三角网中的边缘三角形,以提取出的建筑物边缘点为种子点,进行区域生长;删除点集内点数小于阈值的点集(突起物点集),得到建筑物点集。具体流程见图 1。

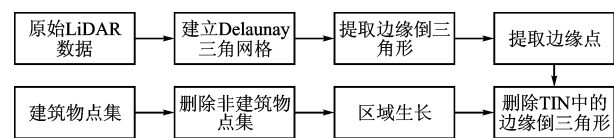


图 1 提取建筑物流程

Fig. 1 The flow chart of building extraction

1.1 建筑物边缘点提取

本文基于 Delaunay 不规则三角网直接从原始点云数据中提取建筑物边缘点。

离散点云的三维不规则三角网是在二维

Delaunay 三角网的基础上,加入离散点的高程信息,得到三维不规则三角网。因此,在突起物处,如建筑物,其高程大于周围的地面点,原本二维上近似规则化的三角形,在三维上会产生形变,利用这一特征,可以将突起物边缘点提取出来。

定义边缘倒三角形(Edge Upside-down Triangle, EUT),满足以下 3 个条件:①法向量与竖直方向(z 轴)之间夹角较大,通常接近 90° 。设定夹角阈值 T_θ ,三角形法向量与竖直方向夹角大于阈值 T_θ ;②设定边长阈值 B ,三角形中有 2 条边大于边长阈值 B ,一条边小于边长阈值 B ,且 2 条长边长度相近,明显大于短边的长度;③三角形中,2 个顶点高程大于 3 个点的高程平均值 H ,一个顶点高程小于 3 点高程平均值 H 。

由 Delaunay 不规则三角网查找边缘倒三角形提取边缘点具体步骤:

Step1 建立原始点云数据的 Delaunay 不规则三角网;

Step2 设定夹角阈值 T_θ ,由于建筑物屋顶坡度一般小于 45° ,而建筑物墙面通常垂直于地面,为了尽可能找到全部的边缘倒三角形,设定夹角阈值 T_θ 为 50° ;

Step3 查找法向量与竖直方向夹角较大的三角形,加入边缘三角形集合 S_n 中;

Step4 设定边长阈值 B :由于提取的建筑物有一定高度,低矮民房(高度通常小于 4 m)数量较少,结合实验场景实际情况,设定边长阈值为 6 m;

Step5 在 S_n 中查找 2 条边长大于阈值 B ,一条小于 B 的三角形,加入长边三角形集合 S_b 中;

Step6 在三角形集合 S_b 中,判断每个 3 角形中大于 3 点平均高程的顶点数 d ;若 d 等于 2,则将该三角形加入边缘倒三角形集合 S_d 中,否则判断 S_b 中下一个三角形;

Step7 直到集合 S_b 中全部三角形都判断完毕,得到边缘倒三角形集合 S_d 。

1.2 改进区域生长法

区域生长算法是数字图像处理中常用的图像分割方法^[17]²³¹⁻²³⁴,其主要思想是选取种子点,将具有相似性质的像素集合起来构成区域^[18]。其有 3 个决定性因素:①生长种子点选取;②生长准则的设定;③生长停止条件^[18-19]。在 LiDAR 数据处理中,常用地面点高程起伏较小的特征,进行区域生长算法。该方法有 2 个缺点:一是通常选择高程最低点

为种子点,但是难以避免奇异点及噪声点的干扰;二是生长准则为待判断点与当前点集合之间的距离或角度等,每次增加新点需要重新计算,计算复杂度高。

本文将改进的区域生长算法运用到建筑物点的提取。以提取出的建筑物边缘点为种子点,利用建立不规则三角网时得到的离散点之间的连接关系为生长准则进行区域生长,其优点在于:一是将提取出的边缘点作为种子点,保证了种子点的可靠性,避免选取高程最低点为种子点的区域生长算法中噪声点的干扰导致生长结果不佳的问题,提高了提取建筑物点的准确性;二是以建立的不规则三角网为生长准则进行区域生长,每次仅需判断该点是否与种子点集内点具有连接关系,将具有连接关系的点并入种子点集即可,避免了传统区域生长算法中的计算步骤。具体流程见图2。

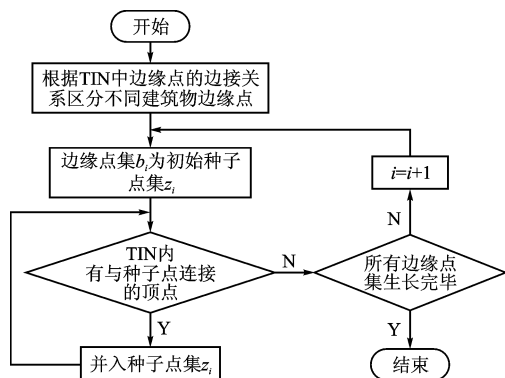


图2 区域生长流程图

Fig. 2 The flow chart of region growing

2 算法分析

对算法提取建筑物的时间复杂度进行分析,并与最小二乘滤波算法以及基于 TIN 的区域生长法的时间复杂度对比。

设 LiDAR 点云数据集内有 n 个点,采用逐点插入法^[20] 建立 Delaunay 三角网,时间复杂度为 $O(n^2)$;计算每个三角面的法向量与竖直方向夹角并与夹角阈值判断,其时间复杂度为 $O(n)$,判断三角形边长及高程,其时间复杂度为 $O(n)$;根据 TIN 中边缘点的连接关系区分不同建筑物边缘点,每个边缘点要查找与其相连的点,因此时间复杂度为 $O(n^2)$;按照连接关系将边缘点分为 a 个集合,进行区域生长的时间复杂度为 $O(an^2)$;最后对有限个建筑物点集进行筛选,时间复杂度可以直接忽略。因此,本文算法的时间复杂度为 $O(an^2)$ 。

最小二乘滤波算法将原始数据划分为块,区块

内的所有点进行曲面最小二乘拟合,即使每一个点实际高程与拟合高程差值的平方(拟合残差)最小,其时间复杂度为 $O(n^2)$,根据残差值确定下一次曲面拟合时的权值,时间复杂度为 $O(n)$,假设通过 b 次迭代,最终拟合曲面就是 DEM 模型,时间复杂度为 $O(bn^2)$,得到滤波过后的地面点集合和地物点集合,需要再进行建筑物的提取与点的聚类,实现与本文算法相同的算法功能。

基于 TIN 的区域生长法:设 LiDAR 点云数据集内有 n 个点,选定高程最低点为初始种子点,其时间复杂度为 $O(n)$,利用种子点生成一个粗糙的 TIN,时间复杂度为 $O(n^2)$,遍历其余点判断与三角网的高程差,将高程差小于阈值的点加入种子点集合,其时间复杂度为 $O(n)$,利用更新过的种子点集重新建立 TIN 三角网,不断重复迭代上述步骤,得到滤波过后的地面点集合与地物点集合,总的时间复杂度为 $O(n^3)$ 。至此基于 TIN 的区域生长法尚未达到建筑物点的提取与聚类要求,时间复杂度远超过本文的算法。因此可以证明相较传统先滤波后提取的一类算法,本文算法能够高效地实现建筑物提取与不同建筑物点的区分。

3 仿真结果及分析

3.1 实验环境和数据

本文以 MATLAB 为平台,采用的 LiDAR 数据以大地测量坐标的形式存储在 ASCII 文本文件中,每一行代表每一个 LiDAR 数据点的 x, y, z 三维空间信息。分为以下 3 个实验进行:①算法提取效率实验;②算法提取效果实验;③算法适用性实验。

算法提取效率实验中选定 Samp12(数据容量为 52 119 个离散点)、Samp42(数据容量为 42 470 个离散点)、Samp23(数据容量为 25 095 个离散点) 3 个场景。3 个场景中有地势平坦的城市区域,也有略有起伏的山坡区域以及一定数量和不同屋顶类型的建筑物,适合本文方法对建筑物提取效率的验证。算法提取效果实验中选定 Samp12 场景。是城市地区场景,建筑物类型丰富,适合本文方法对建筑物提取效果的验证。算法适用性实验中选定 data1(数据容量为 84 309 个离散点)场景。data1 是山林地区场景,包含高大树木、建筑物及植被建筑物距离相近的数据,适合本文方法对建筑物提取的适用性的验证。

3.2 算法提取效率实验

实验采用 ISPRS 提供的 3 个样本数据: Samp12、Samp42 以及 Samp23,对最小二乘法滤波,基于 TIN 的区域生长法及本文算法 3 次平均运行

时间进行比较,见表 1。

表 1 算法运行时间比较

Tab. 1 Running time comparison of algorithms

	最小二乘法	区域生长算法	本文算法
Samp12	987.685	1 507.653	129.811
Samp42	805.327	1 048.736	117.763
Samp23	431.879	670.308	69.919

由表 1 所示,从导入样本数据到得到独立的不同建筑物点集,相较最小二乘法与基于 TIN 的区域生长法,本文方法运行速度较快,效率较高。

3.3 算法提取效果实验

图 3 显示了建立 Samp12 场景原始 LiDAR 点云数据的 Delaunay 不规则三角网,图 4、5 中用黑色线标出 TIN 三角网中边缘倒三角形位置及形状。

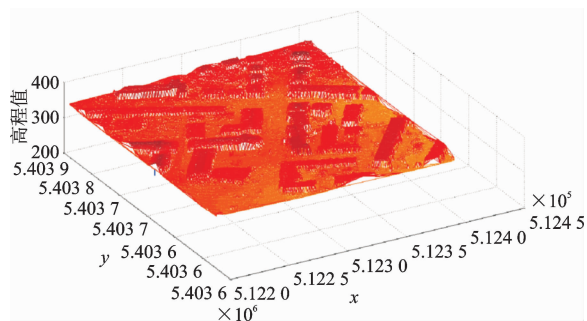


图 3 Samp12 场景原始 LiDAR 数据 Delaunay 不规则三角网
Fig. 3 Delaunay TIN based on Samp12 raw LiDAR points

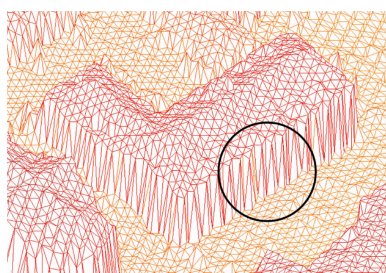


图 4 TIN 三角网中边缘倒三角形位置

Fig. 4 Position of edge upside-down triangle in TIN

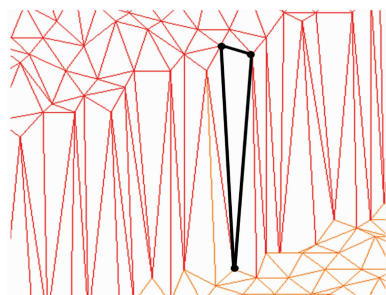


图 5 TIN 三角网中边缘倒三角形

Fig. 5 Edge upside-down triangle in TIN

图 6 为删除边缘倒三角形后,独立的建筑物三角网及地面三角网。

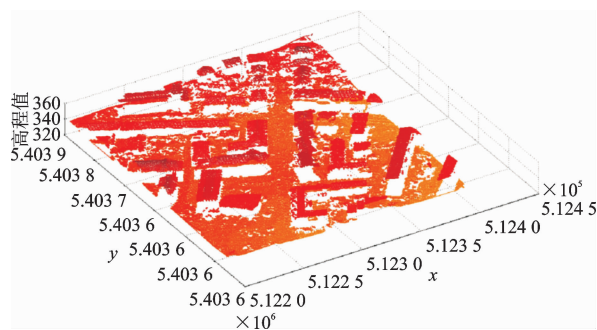


图 6 分离的建筑物三角网及地面三角网

Fig. 6 Split buildings TIN and ground TIN

图 7 为提取出的建筑物边缘点,图 8 为以提取出的边缘点为种子点进行区域生长,提取出的建筑物点,通过不同颜色和点的形状标记不同建筑物点的集合。由于点云数据中噪声、杂波及小型地物(如电灯,树木)的影响,通过边缘倒三角形、提取出的边缘点含有部分非建筑物边缘点,如图 7 中零散的点;通过删除数量较少的小型突起物及杂波的点集,最终建筑物提取效果较好,见图 8。

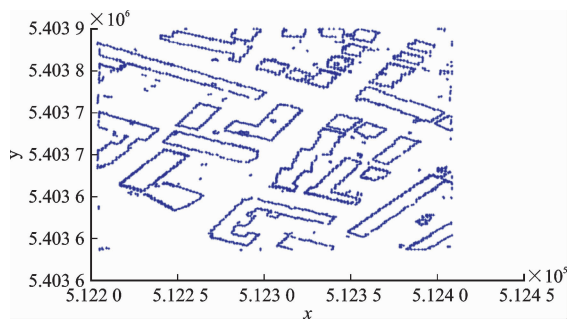


图 7 提取出的建筑物边缘点

Fig. 7 Extracted building edge points

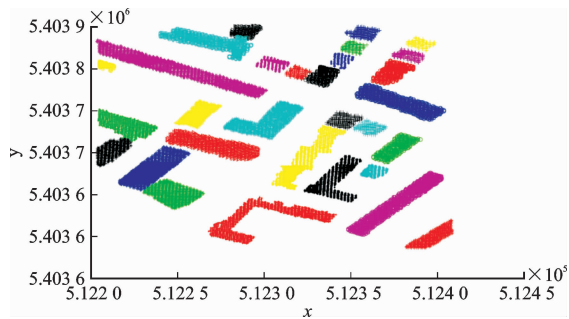


图 8 提取出的建筑物点

Fig. 8 Extracted building points

在 ISPRS 提供的数据样本点属性(标明了地面点或非地面点)的基础上,人工标定建筑物点,获得本实验算法建筑物提取准确度分析的参考数据。由于人工标定具有一定的偶然误差,本实验进行 3 次建筑物点的标定,取标定结果的均值进行准确度分析。假定 P 表示参考数据建筑物点集, P' 表示利用本文方法提取出的建筑物点集, C 表示被误分为建

筑物的非建筑物点集合,即错检点,则:

$$C = P' - P \cap P' \quad (1)$$

L 为未被提取出的建筑物点集合,即漏检点,则:

$$L = P - P \cap P' \quad (2)$$

定义 $|\cdot|$ 为取集合内点的数量,则建筑物提取的错检率 β_c 为:

$$\beta_c = \frac{|C|}{|P|} = \frac{|P' - P \cap P'|}{|P|} \quad (3)$$

漏检率 β_l 为:

$$\beta_l = \frac{|L|}{|P|} = \frac{|P - P \cap P'|}{|P|} \quad (4)$$

实验结果见表 2,图 10。图 10 中,黑色的点表示提取出的建筑物点,红色的表示漏检的数据点,蓝色的表示错检的数据点。

表 2 算法提取建筑物点错检率及漏检率

Tab. 2 Fall out ratio and lose ratio of building points extraction

标定次数	参考建筑点数	错检点数	漏检点数	错检率/%	漏检率/%
第 1 次	15 416	349	1 236	2.264	8.018
第 2 次	15 109	400	1 080	2.647	7.148
第 3 次	15 197	403	1 168	2.652	7.686
平均	15 241	384	1 161	2.519	7.618

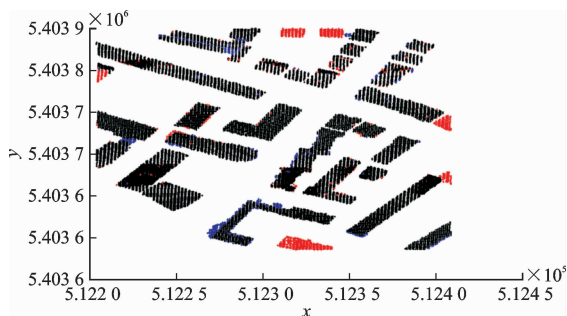


图 9 错检点、漏检点与提取出的建筑物点对比图

Fig. 9 Comparison diagram of extracted building points, loss points and fall out points

由实验结果可以看出,存在一定漏检,因为本实验中选取边长阈值为 6 m,因此漏检的为高程小于 6 m 的低矮民房。下一步研究可以设定自适应算法,根据场景的实际情况获取阈值,实现更好的提取效果。存在错检的原因是当树木等非建筑物紧挨着建筑物且与建筑物高度相当时,将其视为建筑物点,导致错检。

3.4 算法适用性实验

图 10 为 data1 场景原始数据 Delaunay 不规则三角网与建筑物提取结果对比图,为了更明显地进行对比,将原始三维三角网投影在 xOy 平面上,见图 10(a),用不同颜色表示提取出的建筑物点集,见图 10(b)。

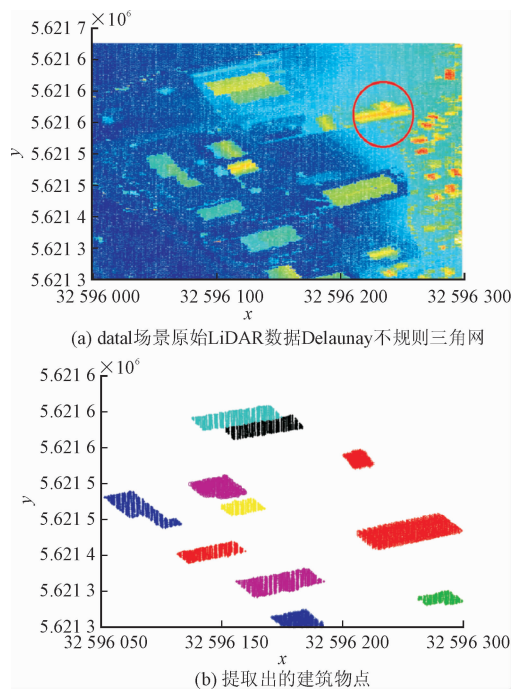


图 10 data1 场景原始 LiDAR 数据 Delaunay 不规则三角网与建筑物提取结果对比图

Fig. 10 Comparison diagram of data1 raw LiDAR Delaunay TIN and buildings' extraction result

如图 10 所示,data1 山林地区场景中右半部分包含许多高大树木,由提取建筑物结果图来看,本文方法能够区分高大树木以及建筑物。虽然高大树木高程较高,提取边缘点时树木上的数据会被提取出来,但由于删除边缘倒三角形并进行区域生长后,删除了小于阈值的点集,即删除了点数远远小于建筑物屋顶的树木等非建筑物点集,因此实现了建筑物与非建筑物的良好识别。但是仍包含部分漏检的建筑物,如图 10(a)中右上角用红色圈出的建筑物,从该建筑物原始数据的特点来分析,该建筑物屋顶周围有紧挨的树木,形成的 TIN 直至连接到地面,导致建筑物边缘的高程凸起不明显,不满足边缘倒三角形的边长条件,即条件(2),则无法将建筑物提取出来,导致漏检。下一步研究工作可以将三角面法向量特征引入建筑物的识别,以获得更加准确的识别结果。

4 结语

本文综合 Delaunay 不规则三角网和区域生长法,从原始 LiDAR 点云数据中直接提取建筑物点及边缘点,能够克服地面的突起物及噪声、杂波的影响,得到建筑物的边缘点与不同建筑物点的分类。实验结果表明,本方法能够在保证建筑物提取准确度的情况下明显提高建筑物的提取效率,并且具有

一定的适用性,为下一步的建筑物三维重构打下良好的基础。下一步研究工作主要是进一步提升建筑物点的提取精度、算法的自适应程度,最终实现高精度,快速的建筑物重建。

参考文献(References):

[1] 蒋晶珏,张祖勋,明英. 复杂城市环境机载 Lidar 点云滤波 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(5): 402-405.
JIANG J J, ZHANG Z X, MING Y. Filtering of Lidar Points Clouds for Complex Cityscapes [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(5): 402-405. (in Chinese)

[2] 曾齐红,毛建华,李先华,等. 机载 LiDAR 点云数据的建筑物重建研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(3): 321-324.
ZENG Q H, MAO J H, LI X H, et al. Building Reconstruction from Airborne LiDAR Points Cloud Data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(3): 321-324. (in Chinese)

[3] 曾齐红,毛建华,李先华,等. 建筑物 LiDAR 点云的屋顶边界提取 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(4): 383-386.
ZENG Q H, MAO J H, LI X H, et al. Building Roof Boundary Extraction from LiDAR Point Cloud [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(4): 383-386. (in Chinese)

[4] 孙颖,张新长,罗国玮. 从机载激光雷达点云提取建筑物屋顶边界的活动轮廓模型改进方法 [J]. 测绘学报, 2014, 43(6): 620-625, 636.
SUN Y, ZHANG X C, LUO G W. Improved Active Contour Model for Building Roof Boundary Extraction from LiDAR Point Cloud [J]. Acta Geodaetica & Carto Gaphica Sinica, 2014, 43(6): 620-625, 636. (in Chinese)

[5] ZHAO Z Z, DUAN Y S, ZHANG Y J. Extracting Buildings from and Regularizing Boundaries in Airborne Lidar Data Using Connected Operators [J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(4): 889-912.

[6] 吴军,李伟,彭智勇. 融合形态学灰度重建与三角网分层加密的 LiDAR 点云滤波 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11): 1298-1303.
WU J, LI W, PENG Z Y. Integrating Morphological Grayscale Reconstruction and TIN Models for High-quality Filtering of Airborne LiDAR Points [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(11): 1298-1303. (in Chinese)

[7] ZHANG L. Urban Building Roof Segmentation from Airborne Lidar Point Clouds [J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(20): 6497-6515.

[8] NIZAR P, MURAT U. Investigating Performance of Airborne LiDAR Data Filtering Algorithms for DTM Generation [J]. Measurement, 2015, 63: 61-68

[9] YAN W Y, SHAKER A, EI-ASHMAWY N. Urban Land Cover Classification Using Airborne LiDAR Da-

ta; A Review [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 158: 295-310.

[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] SHORTER N, KASPARIS T. Triangulated, Connected Sets for Building Detection from Irregularly Spaced LiDAR [C]// ISCCSP 2008. Malta, 2008: 560-565.

[12] 赵慧珍,程英蕾,屈亚运. 基于最小二乘法的激光雷达数据滤波方法 [J]. 科学技术与工程, 2014, 14(33): 234-239.
ZHAO H Z, CHENG Y L, QU Y Y. A Filtering Algorithm of Airborne LiDAR Points Cloud Based on Least Square [J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(33): 234-239. (in Chinese)

[13] SU W, SUN Z P, ZHAO DL, et al. Hierarchical Moving Curved Fitting Filtering Method Based on LiDAR Data [J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(5): 827-832.

[14] ABDULLAH S M, AWRANGJEB M, LU G. Automatic Segmentation of LiDAR Point Cloud Data at Different Height Levels for 3D Building Extraction [C]// IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops. 2014: 1-6.

[15] EKHTARI N, SAHEBI M R, ZOEJ M J V, et al. Automatic Building Detection from LiDAR Point Cloud Data [J]. Isprs Congress, 2008, 37(4): 473-477.

[16] AWRANGJEB M, FRASER C. Automatic Segmentation of Raw LIDAR Data for Extraction of Building Roofs [J]. Remote Sensing, 2014, 6(5): 3716-3751.

[17] GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDINS S L. Digital Image Processing Using MATLAB[M]. Second Edition, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014.

[18] 章毓晋. 图像分析 [M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2009.
ZHANG Y J. Image Analysis [M]. 2 ed, Beijing: Tsinghua University Press, 2009. (in Chinese)

[19] 庞世燕,刘亚文,左志奇,等. 结合区域增长法和 TIN 边缘分割的建筑物立面几何特征提取 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(1): 102-106.
PANG S Y, LIU Y W, ZOU Z Q, et al. Combination of Region Growing and TIN Edge Segmentation for Extraction of Geometric Features on Building Facades [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(1): 102-106. (in Chinese)

[20] 邵春丽,胡鹏,黄承义,等. DELAUNAY 三角网的算法详述及其应用发展前景 [J]. 测绘科学, 2004, 29(6): 68-71.
SHAO C L, HU P, HUANG C Y, et al. The Expansion of Delaunay Algorithms and a Promising Direction in Application [J]. Science of Surveying and Mapping, 2004, 29(6): 68-71. (in Chinese)