

文章编号:1671-8860(2008)07-0688-04

文献标志码:A

用多种策略从机载 Lidar 数据中提取建筑脚点

王 刃^{1,2} 徐 青² 朱新慧²

(1 西安测绘研究所,西安市雁塔中路1号,710054)

(2 信息工程大学测绘学院,郑州市陇海中路66号,450052)

摘要:设计了一种采用多种策略的建筑脚点提取方法,针对建筑脚点提取中的两个关键步骤——数据分类和建筑脚点分割,分别提出和引入了邻近关系和r半径点密度,从仅反映单次反射的DSM数据中,直接提取出建筑表面点。

关键词:机载 Lidar; 建筑脚点分割; 邻近关系; r半径点密度

中图法分类号:P237.9

从机载 LIDAR (light detection and ranging) 数据中获取建筑脚点并进行建筑重建是当前的一个研究热点与难点。为了能够准确地重建建筑,其前提条件就是必须准确地提取出建筑表面数据。建筑表面数据的提取包含了以下两步:
① 从原始 DSM 数据中提取出建筑表面点,即建筑脚点^[1-4];② 分割建筑点^[5-10]。

1 处理流程

为了准确地提取建筑脚点,本文对原始数据进行以下几个步骤的处理:首先是进行粗差剔除。在这一步中,过滤掉那些高程值异常的点。然后,对去除掉粗差点的数据进行滤波,从而把 DSM 数据分为地面点和非地面点。再对非地面点进行分类,进一步区分植被点和建筑脚点。最后对得到的建筑脚点进行分割,从而得到每一幢建筑对应的离散点。在分割后,利用一些判断尺度对建筑脚点中仍没有剔除的植被点再次进行过滤,从而得到最终的建筑点。

2 方 法

2.1 数据分类

不借助于辅助数据源从非地面点中区分出植被点与建筑点是一件非常困难的事。一般情况

下,建筑的最低高度都要比大多数植被高,而且建筑的最低高度在实际生活中也相对固定。因此,当设定一个高程阈值来区分植被点和建筑点时,可以有效地过滤掉非地面点集中的低矮植被,但对高大树木仅仅依靠高程阈值很难区分开的,见图1~图2。图1是数据滤波后得到的非地面点,图2是利用高程阈值(阈值为3 m)过滤非地面点集中植被的点后的建筑初选点。

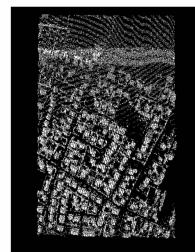


图1 滤波后的非地面点



图2 通过高程阈值获取的建筑点

Fig. 1 Non-grounded Points After Filtering

Fig. 2 Building Points Gained by Threshold of Height

在高程阈值滤波后,采用粗糙度对结果进行进一步的分类,从而得到最终的建筑点。由于建筑屋顶表面一般多表现为规则的平面,而植被表面则多表现为不规则的曲面,因此,局部表面的粗糙度可以有效地区分植被和建筑表面。而对粗糙度的定义则有两种方法:一种是利用局部表面的梯度差来描述粗糙度;另一种是利用平面拟合后的高程残差

来描述粗糙度^[11]。对于用局部梯度描述的粗糙度来说,由于机载 LIDAR 数据本身存在着误差,其平面误差约为高程误差的 2 倍,从而影响到了模型表面的曲率。因此,通过梯度差来区分植被和建筑,其结果必然会有错误。而对于第二种定义的粗糙度来说,通过局部平面拟合可以部分地消除误差带来的影响,从而提高分类结果的精度。从理论上讲,该方法应该可以取得较好的结果。但笔者用这种方式定义的粗糙度作为尺度对数据进行分类时,却发现了一个异常,如图 3~图 4 所示。



图 3 未用粗糙度进行分类的非地面点局部图

Fig. 3 Non-grounded Points
Which Been Gained
without Coarseness

图 4 用粗糙度进行分类后的结果图

Fig. 4 Ground Points
Which Been Gained
with Coarseness

从图 3、图 4 的比较可以发现,用局部平面拟合差作为粗糙度进行分类时,不仅不能完全把植被点过滤掉而且还把属于建筑表面的部分点给过滤掉了。产生这种过度过滤的原因并不在于阈值设置的不合理,而是因为人字形等类型建筑的屋顶表面上位于两个表面相交处的点的平面拟合差非常大导致的,如图 5 所示。

每一个激光脚点的拟合差的具体求解过程如下:① 获取距离当前点一定范围的所有邻近点;② 用所获得的所有邻近点进行平面拟合,从而获得一个局部的趋势面;③ 计算当前点对应的趋势面上的高程值,用该高程值减去当前点的实测高程值,从而获得一个高程差值,把这个高程差值的绝对值作为当前点的粗糙度描述。

在图 5 中, *a* 点的邻近点分别位于建筑屋顶的两个平面上,从而使得该点处的拟合差非常大;而 *b* 点的邻近点都位于一个平面内,相应该点处的拟合差将非常小。这样,根据拟合差定义的粗糙度阈值来区分植被与建筑时,会把 *a* 点也错误地判为植被点。这就是图 4 中很多属于建筑表面中间部分的点被过滤掉的原因。

针对高程尺度和粗糙度尺度的不完善,有人基于模式分类的思想,首先对点云数据进行特征分割,获取每一个特征块,然后利用面积、实际空间几何关系等多种尺度进行分类,从而获得每一个分割块的具体属性,即地面点、植被点以及建筑点^[12]。但由于面积尺度很多时候并不能完全

区分植被和建筑表面,而且先对非地面点进行区域分割,往往很容易把和建筑紧挨着的树木分在建筑区内,从而为建筑提取带来困难。也有人提出直接利用 HOUGH 变换^[13]检测平面来区分植被点和建筑点,但运用 HOUGH 变换时,确定一个合理的步长是十分困难的,而且在如此巨大的数据量中运用 HOUGH 变换,计算速度将是一个很大的问题。

基于对目前各种分类尺度的性能和效果的分析,笔者认为很难在数据分类中完全把植被点和建筑点区分开来,数据分类的主要目的应是尽量过滤植被点,同时尽量不要过滤掉建筑点。根据这一思想,笔者设计了一个新的数据分类尺度。运用该尺度的目的就是在尽量过滤掉植被表面点的同时,不过滤掉任何现有建筑脚点。笔者把这种尺度定义为邻近关系,其基本立足点是:在一个建筑点的两边不可能同时出现地面点,而植被点由于激光的穿透性常常会表现出一个植被点的两边同时出现地面点,如图 6 所示。

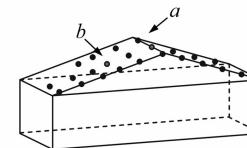


图 5 激光点在人字形建筑屋顶的分布示意图

Fig. 5 Diagram for Laser Points on the Roof Surface

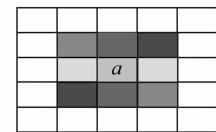


图 6 邻近关系示意图

Fig. 6 Diagram of Nearby Relation

在图 7 中, *a* 点为当前待判断点(以 3×3 窗口为例),其八邻域内如果存在着两个地面点,而且这两个地面点的位置位于颜色一致的两个块中,那么 *a* 点将被分为植被点。

在应用邻近关系尺度时,必须先对原始数据进行分块。分块的窗口尺度以保证每一块中平均只包含一个激光点为准,这样可以充分利用原始数据的点密度。设尺度窗口的面积为 area, 尺度窗口的长和宽分别为 w, h , 原始数据的点密度为 density, 原始数据沿 X 轴的跨度为 span_x, 沿 Y 轴的跨度为 span_y, 则有:

$$\text{area} = 1/\text{density} \quad (1)$$

于是窗口的长和宽可以简单地设为:

$$w = h = \sqrt{\text{area}} \quad (2)$$

为了和原始数据的点分布情况尽量保持一致,尺度窗口的尺度被设为:

$$h = \sqrt{\text{area} \times \frac{\text{span}_y}{\text{span}_x}} \quad (3)$$

$$w = \frac{\text{span_}x}{\text{span_}y} \times h \quad (4)$$

邻近关系尺度实现起来简单方便、计算速度快,能有效地过滤掉一些枝叶密度不是很高的植被点,而建筑点则会被完全保留下来,如图 7、图 8 所示。

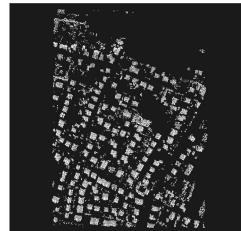


图 7 未用邻近关系分类前的非地面点

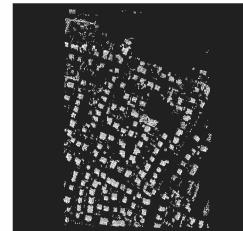


图 8 用邻近关系分类后的非地面点

Fig. 7 Non-grounded Points Been Gained Without
Nearby Relation

Fig. 8 Non-grounded Points Been Gained with
Nearby Relation

从图 7、图 8 的对比中可以发现,邻近关系尺度可以有效地过滤掉部分植被点,尤其是对和建筑挨着的植被点特别有效。它可以过滤掉这部分植被点,至少可以把这部分植被点和建筑点在几何关系上分离开来,这主要是因为通常和建筑挨着的高大树木其分布密度一般来说都不太高。

2.2 建筑点分割

建筑点分割主要目的是把属于每一幢建筑表面的点一一分离开来,这样在后面的建筑重建中就可以一个接着一个地进行重建。目前不借助于辅助数据而直接在 DSM 数据中进行建筑点分割的方法主要有聚类分析法^[13]、连接成分分析法^[14]以及扫描带法^[15]等。

笔者认为在选择了好的种子点的前提下,连接成分分析法可以获取到很好的分割效果。种子点的选择,最理想的情况下就是每一个建筑表面选取一个种子点。本文中采用了点密度作为尺度,进行种子点选择,所选种子点基本都位于建筑表面,见图 9。所谓点的 r 半径密度就是指每个点半径为 r 的邻域内的点的个数,当点的 r 半径密度超过一定的阈值时,该点就被选作种子点。由于植被表面本身的不连续,所以一般在其表面上的点的 r 半径密度都相对较低,而建筑表面则属于连续表面,因此点的 r 半径密度相对较高。对于那些特别稠密的植被表面,还可以通过半径 r 的选择进行有效的剔除,即通过选择不同大小的半径 r 来区分植被表面点和建筑表面点,一般来说建筑表面要比植被表面大。实验中采用 5×5 的窗口,点密度阈值为 23。

从图 9 的分析可以发现,种子点基本都位于建筑表面上,也有极少数的种子点在植被表面上,这主要是由于这些植被枝叶非常稠密的原因。同时还可以发现,在很多建筑表面上有不止一个的种子点,这主要是因为在建筑表面的中间部分,很多点的 r 半径密度都是相同的而且都非常大。为了减少区域分割时的计算时间,这里首先对种子点进行精选,利用连接成份分析法以保证每个建筑表面上的种子点尽量惟一,见图 10。



图 9 利用 r 半径点密度获取的种子点

Fig. 9 Seed Points
Been Gained



图 10 种子点精选效果图

Fig. 10 Well-Chosen Points

经过种子点精选之后,就可以利用连接成份分析法进行区域增长,从而实现分割效果,见图 11。

经过种子点精选后的连接成份分析法的计算时间非常短,不需要任何等待时间。在分割完毕后,就可以利用面积以及长、宽尺度,对获取的建筑点块包含的植被点进行二次过滤,从而实现准确的建筑提取,见图 12。



图 11 连接成分分析效果图

Fig. 11 Diagram Conn-
ecting Component



图 12 被提取的建筑图

Fig. 12 Building Points
Been Chosen

参 考 文 献

- [1] Zhang Keqi, Shuching Chen, 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
- [2] Khoshelham K, Li Zhilin. A Split-and-Merge Technique for Automated Reconstruction of Roof Planes

- [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2005, 71(7): 855-862
- [3] Norbert Halla, Claus Brenner. Extraction of buildings and trees in urban environments [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, 54: 130-137
- [4] Hu Yong. Automated Extraction of Digital Terrain Models, Roads and Building Using Airborne Lidar Data [D]. Canada: University of Calgary, 2003, 110-149
- [5] Haala N, Brenner K. Generation of 3D City Models from Airborne Laser Scanning Data [C]. EARSEL Workshop on Lidar Remote Sensing on Land and Area, Tallinn, Estonia, 1997
- [6] Jens Overby, Lars Bodum. Automatic 3D Building Reconstruction From Airborne Laser and Cadastral Data Using Hough Transform [J]. ISPRS Proceedings, 2004, 35: 1-6
- [7] Mass H G. The Potential of Height Texture Measurement for Segmentation of Airborne Laser Scanner Data [C]. The 4th International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition/21st Canadian Symposium on Remote Sensing, Ottawa, Ontario, Canada, 1999
- [8] 张靖,高伟,陈启浩. 基于纹理信息的机载激光数据分类[J]. 软件技术评述, 2005, 21: 13-15
- [9] Lemmens M, Deijkers H, et al. Building Detection by Fusion Airborne Laser-altimeter DEMs and 2D Digital Maps [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1997, 32 (3/4W2): 42-49
- [10] Haala N, Brenner C. An Integrated System for Urban Model Generation [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, 32(2): 96-103
- [11] Ma Ruijin. DEM Generation and Building Detection from Lidar Data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2005, 71(7): 847-854
- [12] Weidner U, Forstner W. Towards Automatic Building Extraction from High Resolution Digital Elevation Models [J]. ISPRS Journal, 50(4), 38-49
- [13] Hofmann A D, Maas H G. Derivation of Roof Types by Cluster Analysis in Parameter Spaces of Airborne Laser Scanner Point Clouds [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 34 (3/W13): 112-117
- [14] Hofmann A D. Analysis of Tin-Structures Parameter Spaces in Airborne Laser Scanner Data for 3-D Building Model Generation [J]. IAPRS, 35 (part B3): 302-307
- [15] 张小红,耿江辉. 机载激光扫描测高中激光脚点群分割新方法 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(7): 586-588

第一作者简介:王刃,博士生,主要研究方向为机器视觉、摄影测量与遥感、机载 Lidar 数据处理。

E-mail: chxy_wangren@163.com

Picking up Footprints of Building from Airborne Lidar Data with Multi-strategies

WANG Ren^{1,2} XU Qing² ZHU Xinhui²

(1 Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, 1 Middle Yanta Road, Xi'an 710054, China)

(2 College of Surveying and Mapping, Information Engineering University, 66 Middle Longhai Road, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: The pro and con of all classic algorithms for picking up building footprints are analyzed. And then an arithmetic with multi-strategies is put forward to pick up the building footprints from airborne Lidar data. A workflow of this arithmetic is given. Aiming at the deficiencies in settling out data classification, a new measure named neighbor relation is put forward and as a result, points on vegetation surface are effectively separated and eliminated from points on building surface. Aiming at the deficiencies in settling out data classification, r -radius point density is introduced and as a result, the way to choose seed points are improved better and the perform efficiency in segmentation is advanced.

Key words: airborne Lidar; segmentation of building footprint; nearby relation; r -radius point density