

# 利用密集匹配点云的建筑单体提取算法研究

闫利, 魏峰\*

武汉大学测绘学院, 湖北 武汉 430079

**摘要** 以三维点云或模型表达的单体化建筑信息是城市规划、市政管理、数字城市建设等多个应用领域的关键信息要素。利用航空影像密集匹配点云,提出了一种针对复杂建筑区域建筑单体的快速提取算法。在对点云进行滤波处理及水平点云提取和聚类的基础上,将点云面域投影至二维平面格网化,并结合立面信息及面域几何特征将非屋顶面的点云面域滤除,进一步基于栅格图像计算点云面域之间的拓扑关系,得到了各建筑单体的点云覆盖范围,最后实现了建筑单体点云的提取。实验结果表明,所提算法对建筑单体点云提取的召回率和查准率平均值分别为 92.6% 和 89.9%,说明所提算法能够有效支撑复杂区域建筑单体的提取。

**关键词** 遥感; 密集匹配点云; 建筑单体化; 格网化; 拓扑关系

中图分类号 P237

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.0710004

## Single Part of Building Extraction from Dense Matching Point Cloud

Yan Li, Wei Feng

School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

**Abstract** Single part information of building represented by three-dimensional point cloud or model representation is a key information factor in numbers of applications, such as urban planning, municipal management and digital city construction. Using dense matching point cloud generated by aerial images, we propose a new algorithm for rapidly single part of building extraction in complex construction area. On the basic of ground filtering and clustering after horizontal point cloud extraction, the algorithm projects all the point cloud clusters into the two dimensional grid. Non-roof segments are removed based on building façade and clusters' geometrical characteristic. Then, topological relationships between clusters computed based on grid images are adopted to generate the range of single part of the building. And the single part point clouds are extracted finally. Experimental results show that the average recall and the average precision of single part of building extraction are 92.6% and 89.9%, and it means that it is efficient for our algorithm to extract single part of building in complex urban area.

**Key words** remote sensing; dense matching point cloud; single part of building; grid partition; topological relationship

**OCIS codes** 150.6910; 280.4788; 280.3640; 010.0280

## 1 引言

建筑作为城市中最重要要素之一,其单体化信息在城市规划、市政管理及数字城市建设等方面都具有至关重要的价值。在房屋精细信息分析相关领域,单体化过程不仅要建筑区域分为独栋建筑,还要将独栋建筑上的附属建筑,如阁楼、屋顶楼梯间

等进一步分割提取。随着测量技术、计算机技术和传感器技术的发展,基于激光扫描或密集匹配的三维点云获取技术日益成熟,点云相比于影像而言,可以提供建筑表面的高精度三维信息,并且可以更好地保持建筑的结构<sup>[1]</sup>,因此利用点云数据提取建筑信息是当前研究的热点<sup>[2]</sup>。相比于机载激光雷达点云而言,获取影像密集匹配<sup>[3]</sup>点云,尤其是低空无人

收稿日期: 2018-01-22; 收到修改稿日期: 2018-02-12

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0803802)

作者简介: 闫利(1966—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事摄影测量、遥感图像处理 and 三维激光成像扫描测量技术方面的研究。E-mail: liyan@sgg.whu.edu.cn

\* 通信联系人。E-mail: wfengtt@163.com

机影像的密集匹配点云的代价远低于机载激光雷达点云,并且在特征线、边缘和纹理上的表现更佳<sup>[4-5]</sup>。基于此,本文开展了利用低空密集匹配点云的建筑单体化提取研究。

目前,已有多位研究人员针对基于点云的建筑提取进行了研究,例如:Awrangjeb等<sup>[6]</sup>利用平面拟合将数据投影至二维格网,去除墙面后进行高程聚类,进一步结合点分布得到屋顶面,从而进行建筑提取;曾齐红<sup>[7]</sup>和Novachevaa<sup>[8]</sup>利用平面拟合得到建筑屋顶点云,并通过法向量聚类<sup>[7]</sup>或连通分析聚类<sup>[8]</sup>得到屋顶平面点集;程效军等<sup>[9]</sup>利用航空影像和点云中提取的轮廓信息,结合影像光谱信息进行建筑探测;Sun等<sup>[10]</sup>和Li等<sup>[11]</sup>将点云投影到XY平面进行格网划分,将建筑提取问题转化为图像分割问题,采用马尔可夫随机场模型(MRF)进行建筑提取;Vosselman等<sup>[12]</sup>结合城市规划图获取建筑轮廓范围来提取建筑点云;赵宗泽等<sup>[13]</sup>利用基于植被指数限制的分水岭算法对点云内插生成的网格数据进行建筑提取;Nizar等<sup>[14]</sup>利用高程值和法向量组成四维特征向量进行特征空间聚类,并结合欧式空间聚类得到建筑屋顶点云;Karsli等<sup>[15]</sup>利用两次连续的Hough变换对建筑进行提取。

上述算法在建筑或建筑区域较为简单的场景中能取得较好的结果,但对于复杂且密集的建筑区域中的密集匹配点云,因点云中包含了許多成片分布的错误匹配点,或是屋顶摆放物引起屋顶面点云高低起伏等情况,上述算法易将错误匹配点识别为建筑点云或将屋顶面点云识别为非屋顶面,从而难以得到较好的建筑单体点云提取结果。除此之外,当前大多数研究都以独栋建筑为最小尺度进行提取,而本文的最终目标不仅是得到独栋建筑的提取结果,还要对建筑的单体部分进行区分提取。

针对密集建筑区域的密集匹配点云,本文提出了一种基于密集匹配点云的建筑单体化提取算法。

首先采用布料模拟点云滤波(CSF)<sup>[16]</sup>算法对原始点云进行滤波,以去除地面点;然后根据点云法向量将非地面点分为立面点云和水平点云,对水平点云进行欧式空间聚类后得到点云面域,再对点云面域进行进一步识别,将点云面域投影至二维栅格图像,结合立面信息以及面域的几何特征滤除非屋顶面点云;最后基于二维栅格图像得到点云面域之间的拓扑关系,获取所有建筑单体在水平方向和竖直方向上的点云区域,得到建筑单体点云的提取结果,同时根据拓扑关系对建筑单体点云进行合并,从而得到独栋建筑的点云。

## 2 算法流程

### 2.1 点云面域分割

如图1所示,建筑单体的提取首先需要去除地面点的干扰,利用CSF算法<sup>[16]</sup>剔除地面点,该算法参数设置较少,且可在城市建筑区域中得到较好的滤波效果。滤波后保留非地面点进行进一步提取。

由于国内绝大多数建筑为平顶建筑或倾斜角度较小的斜顶建筑,其屋顶面的法向量与竖直方向的夹角较小。因此,为了得到屋顶面点云,首先计算法向量及法向量方向与竖直方向的夹角,设置夹角阈值,将非地面点云分为水平点云和立面点云两类,此时屋顶面点云保留在水平点云集合内,而建筑立面点云保留在立面点云集合内;进一步,对水平点云进行空间聚类得到水平点云面域 $S_i$ ,其中 $i=1,2,\dots,L$ , $L$ 为聚类数。由于植被点云的分布较为复杂,其法向量分布极不规律,因此植被点云在剔除法向量与竖直方向夹角较大的点后,剩余的点云在聚类后呈小斑块分布,通过设置聚类最小点数即可滤除植被。此时,点云面域除了包含屋顶面点云面域外,还包含建筑的错误连接面等非屋顶面点云。因此,必须对这些水平点云面域进行进一步识别,判断 $S_i$ 是否属于屋顶点云面域。

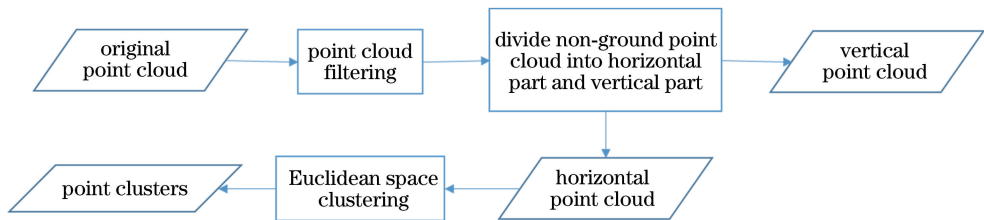


图1 点云分割流程图

Fig. 1 Flow chart of point cloud segmentation

## 2.2 点云面域的认识

为了进一步识别点云面域  $S_i$ , 将  $S_i$  中的所有点投影至二维平面, 同时对其网格化, 网格间隔为  $D$ , 得到二维栅格图像  $P_i$ 。将栅格中点数大于 0 的栅格称为点云栅格。基于二维栅格图像对杂乱无章的点云数据建立栅格索引, 从而将对点的处理转化为对栅格的处理, 减小了数据处理量, 大大提升了建筑提取的效率和方便程度。

建筑之间的错误连接面是非屋顶点云面域中最主要的部分, 同时也是对最终提取结果影响最大的部分。图 2 为高程渲染下滤波后的原始点云。可以看到, 当房屋间距过小时, 建筑之间的区域存在的大量错误点云将建筑连接在一起, 这一类错误点是密集匹配过程中的插值计算导致间距较近的两栋建筑之间产生的插值点, 并且这种情况下的插值点成片分布, 通过空间聚类后形成的错误连接面如图 3 所示, 建筑之间的错误连接面将多栋建筑连接起来, 导致算法将多栋建筑识别为独栋建筑。

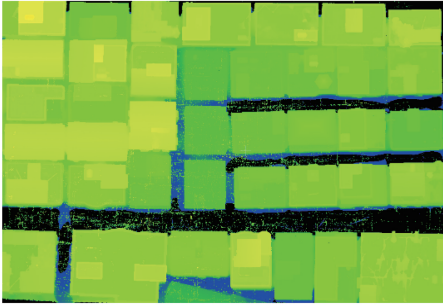


图 2 高程渲染下滤波后的原始点云

Fig. 2 Filtered original point cloud using height rendering

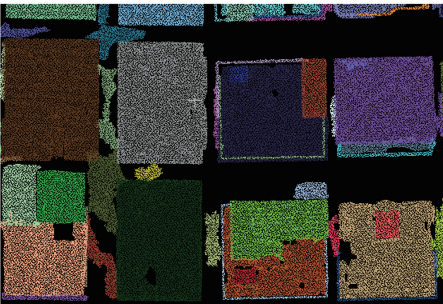


图 3 空间聚类后得到的水平点云面域

Fig. 3 Horizontal point cloud clusters after space clustering

屋顶面的四周必然与建筑立面邻接, 而对于错误连接面而言, 其下方不存在立面点或立面信息较少。所以, 通过判断点云面域的边缘位置是否存在立面点云与其邻接, 就可将屋顶面点云面域和建筑间错误连接面点云区分开来。建筑立面点云包含在 2.1 节得到的立面点云中。为了防止噪声点对算法

造成影响, 采用统计分析滤波法<sup>[17]</sup>剔除立面点云中的噪声点。对于点云面域  $S_i$  的边缘栅格  $l_{ij}$  ( $j=1, 2, \dots, m_i, m_i$  为  $S_i$  边缘栅格的数目), 由于建筑立面点仅存在于屋顶面下方, 所以计算该栅格内点的平均高程后, 统计立面点云落在该栅格范围内且高程值低于该平均高程的点数  $C_{ij}$ 。按(1)式计算边缘栅格包含的立面点数平均值:

$$C_{average}^i = \sum_{j=1}^{m_i} C_{ij} / m_i \quad (1)$$

$C_{average}^i$  可以较好地表现点云面域范围内包含立面信息的情况, 且  $C_{average}^i$  与栅格大小相关,  $C_{average}^i$  实际对应于栅格边长  $D$  与立面高度组成的矩形面积内的平均立面点数, 由于建筑立面存在被大面积遮挡的情况, 其屋顶面域栅格内存在立面点的平均立面高度较小, 使得  $C_{average}^i$  较小, 但是与错误连接面的  $C_{average}^i$  相比仍有明显的区分, 因此  $C_{average}^i$  的阈值  $C_{Th}$  不宜过大, 且取决于栅格内存在立面点的最小立面高度  $h_v$  以及点云平均间隔  $d_m$ 。  $C_{Th}$  的表达式为

$$C_{Th} = Dh_v / d_m^2 \quad (2)$$

将  $C_{average}^i$  小于  $C_{Th}$  的点云面域  $S_i$  视作非屋顶点云面域, 将其剔除。

剔除了建筑间的错误连接面后, 剩余的点云面域基本上属于建筑的一部分, 但是这些属于建筑的水平面域并不一定是屋顶面的部分。比较典型的有如下几种:

1) 如图 4 所示, 建筑屋顶之上的女儿墙顶部存在含多个折角的条带形的点云面域, 对于这一类型的非屋顶点云面域, 可通过几何特性进行判别。由于该形状下的凸包面积  $S_{convex}$  与面域自身面积  $S_{planer}$  之间的差值较大, 同时  $S_{planer}$  与该点云面域的点云数目  $O$  成正比, 基于此, 可知该面域凸包内单位面积的点云数目  $S_{ds} = O / S_{convex}$ 。在点云密度一定的情况下,  $S_{ds}$  的值越小, 说明该面域为含折角的条带形状的可能性越大。  $S_{ds}$  的阈值  $S_{Th}$  与点云平均间隔  $d_m$  相关:

$$S_{Th} = 0.5 / d_m^2 \quad (3)$$

若  $S_{ds} < S_{Th}$ , 则该面域为非屋顶点云面域。

2) 如图 5 所示, 屋顶上可能存在支柱支撑的建筑结构, 这种结构的点云面域仅在支柱位置含有立面点云。对于屋顶面而言, 若其面域与其他面域在二维水平面上存在邻接栅格, 则该栅格位置在两面域的高程区间内理应存在建筑立面点云。由于该建筑结构仅在支柱位置存在立面点云, 所以实际存在立面点云的栅格数目  $N_a$  小于理论存在立面点云的栅



格数目  $N_i$ 。对于支柱支撑的建筑物,  $N_a$  与  $N_i$  的比值通常较小;对于屋顶面,该比值趋近于 1。为了防止遮挡现象或建筑细节处的复杂性等情况造成部分理论上应存在立面点云的栅格实际不存在立面点,对该比值的阈值进行松弛调整。因此,若  $N_a$  与  $N_i$  的比值小于 0.8,则认为该面域为该结构的点云面域。

3) 屋顶上存在由较小的建筑体或杂物等形成的非屋顶面点云面域可直接通过面域大小进行过滤,面域大小可转化为其点云栅格的数目以及栅格

大小进行计算,若计算的面域大小小于阈值,则为非屋顶面域;除此之外,还有如图 4 红圈部分的上下重叠面域,可通过统计重叠的栅格数目进行识别。

上述点云面域是较为常见的非屋顶面部分,与错误连接面这一类非屋顶面不同,这部分点云面域不能直接剔除。假如剔除的部分在建筑边缘,则建筑边缘将会部分缺失,所以将这些点云面域标记为非屋顶面的同时,还需要在后续计算建筑轮廓范围时将这部分点云面域的轮廓范围包含在内。

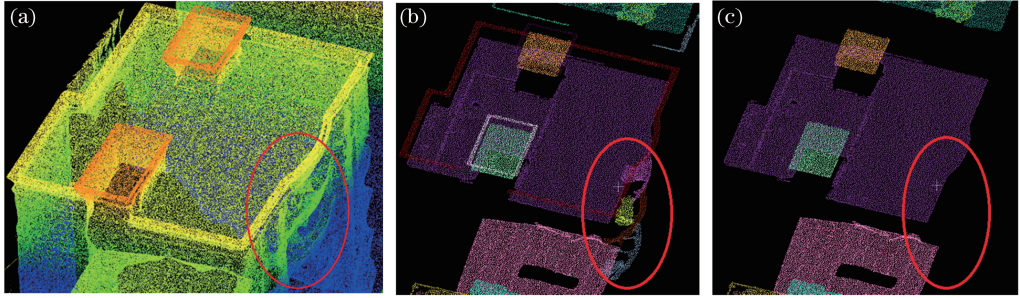


图 4 典型的非屋顶面点云。(a)高程渲染下的原始点云;(b)包含女儿墙点云面域及重叠面域部分的点云面域;(c)滤除女儿墙点云面域及重叠面域后的点云面域

Fig. 4 Classic non-roof point cloud. (a) Original point cloud using height rendering; (b) point cloud clusters containing parapet wall and overlapping clusters; (c) point cloud clusters after removing parapet wall and overlapping clusters



图 5 典型的非屋顶面点云。(a)高程渲染下的原始点云;(b)包含支柱支撑建筑结构的点云面域;(c)滤除支柱支撑建筑结构后的点云面域

Fig. 5 Classic non-roof point cloud. (a) Original point cloud using height rendering; (b) point cloud clusters containing structure supported by pillar; (c) point cloud clusters after removing structure supported by pillar

### 2.3 单体化提取

为了进一步获取各个屋顶面对应的单体点云,需要将各屋顶面域投影至 XY 平面进行拓扑关系判断。本研究基于面域的栅格图像,通过栅格之间在八连通域上相邻的栅格数目来判断面域之间的邻接关系。对于点云面域  $S_i$ ,若  $S_j$  属于  $S_i$  的邻接面域,则将  $S_j$  加入  $S_i$  的邻接面域集合  $K_i$ 。

在获得所有的屋顶点云面域  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_\alpha\}$  ( $\alpha$  为屋顶点云面域数目)及其拓扑关系的基础上,找到属于各屋顶面的立面点云即可得到单体化点云。根据屋顶点云面域可以得到各单体在水平方向上的轮廓范围;同时,根据面域拓扑关系及点云面域的高程信息可以得到各单体在竖直方向上的区域,从而得到各建筑单体点云的分布区域。具体流程如下:

1) 对于屋顶点云面域  $R_i$ , 创建其水平分布集

合  $H_i$ ;

2) 在  $R_i$  的邻接面域集合  $K_i$  且高程值小于  $R_i$  的点云面域中找到高程值最大的点云面域  $R_j$ ;

3) 若  $R_j$  存在,则  $R_i$  对应的建筑单体在竖直方向上的范围为  $R_j$  与  $R_i$  之间的区域;若  $R_j$  不存在,则其竖直方向上的范围为地面与  $R_i$  之间的区域,并跳过步骤 4);

4) 将  $R_j$  加入  $R_i$  的水平分布集合  $H_i$  中,同时将  $R_j$  的水平分布集合  $H_j$  加入集合  $H_i$  中;

5)  $R_i$  对应的单体在水平方向上的轮廓范围即为  $R_i$  及其水平分布集合  $H_i$  中的所有点云面域水平轮廓范围的并集;

6) 重复 1)~5), 直至所有面域均处理完毕。

得到所有建筑单体的水平轮廓范围和竖直范围后,即可将水平轮廓范围内的栅格位置及高程值在竖直范围内的立面点云加入该单体的点云集合中,获得



最终的单体化点云结果。同时,依据拓扑关系,将具有邻接关系的点云面域对应的建筑单体加入同一个独栋建筑集合中,得到独栋建筑点云的提取结果。

### 3 实验结果与分析

利用 Smart3D 软件对某城中村的无人机航空影像进行密集匹配得到点云数据,其点云平均间距  $d_m$  约为 0.03 m。如图 6 所示,数据区域为建筑密集区,建筑间的最小间距小于 1 m,这种密集建筑在城中村很常见,只有点云密度足够大才有可能将如此密集的建筑区分开,且建筑结构多样化,场景较为复杂。本研究采用其中的区域 A 和区域 B 进行实验。

由于场景中的建筑屋顶倾角均小于  $40^\circ$ ,因此将点云中法向量与竖直方向夹角小于  $40^\circ$  的点视为水平点云。对于区域 A,对水平点云进行欧式聚类的结果如图 7(a)所示,为了能够将密集的建筑区分开,聚类中点之间的最大距离阈值应取较小值,该值与点云密度相关。本数据中点云的平均间隔仅为 0.03 m,为了对场景进行充分的面域分割,聚类阈值应越小越好,但是过小的聚类阈值易导致建筑屋顶面被过分割,综合场景建筑单体之间的最小间距,以 0.2 m 作为聚类阈值。在聚类结果中,各个屋顶面和其他非屋顶面已区分开,但是同时可以看到其中存在非常多的非屋顶面点云。

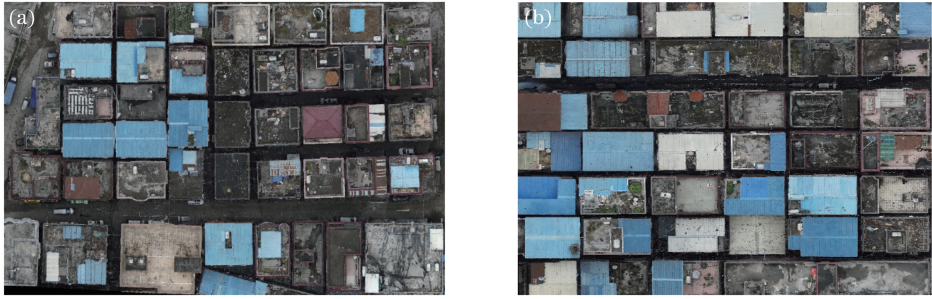


图 6 建筑区域的原始点云。(a)区域 A;(b)区域 B

Fig. 6 Original point cloud in construction area. (a) Region A; (b) region B

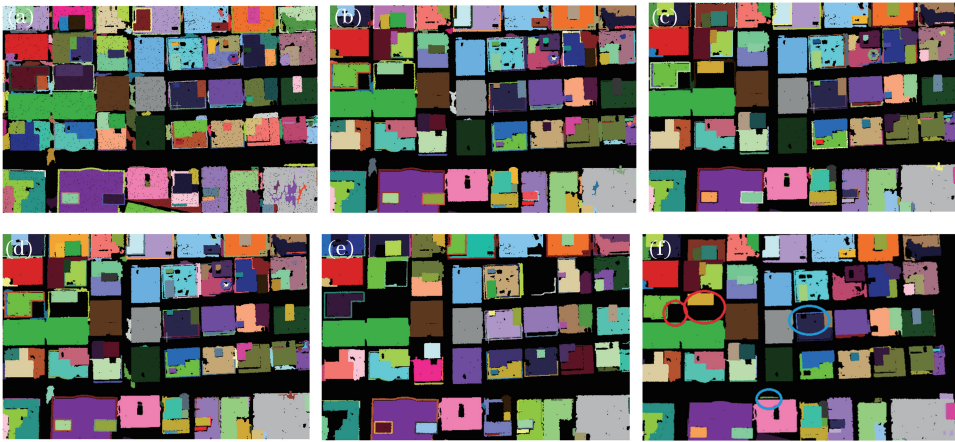


图 7 (a)聚类得到的水平点云面域;(b)  $D=0.5\text{ m}$  及  $h_v=0.25\text{ m}$  时剔除建筑错误连接点云面域的结果;(c)  $D=0.25\text{ m}$  及  $h_v=0.25\text{ m}$  时剔除建筑错误连接点云面域的结果;(d)  $D=0.25\text{ m}$  及  $h_v=0.1\text{ m}$  时剔除建筑错误连接点云面域的结果;(e)  $D=0.25\text{ m}$  及  $h_v=0.5\text{ m}$  时剔除建筑错误连接点云面域的结果;(f) 滤除其他非屋顶面的结果  
Fig. 7 (a) Horizontal point cloud clusters using clustering; (b) result of removing error point cloud clusters of building when  $D$  is 0.5 m and  $h_v$  is 0.25 m; (c) result of removing error point cloud clusters of building when  $D$  is 0.25 m and  $h_v$  is 0.25 m; (d) result of removing error point cloud clusters of building when  $D$  is 0.25 m and  $h_v$  is 0.1 m; (e) result of removing error point cloud clusters of building when  $D$  is 0.25 m and  $h_v$  is 0.5 m; (f) result of filtering other non-roof point cloud clusters

进行点云面域识别时,由于点云面域的认识以栅格作为处理单元,栅格过大将模糊后续识别所需要的面域边缘信息,使边缘位置所在的栅格内包含

较多的干扰点,造成面域识别错误。为了使栅格较好地保留边缘细节,同时在一定程度上降低计算量,分别采用 0.25 m 和 0.5 m 的格网分辨率进行二维

格网化。此外,错误连接面的识别阈值  $C_{Th}$  与栅格包含立面点的平均立面高度  $h_v$  相关,由于密集区域的建筑立面被遮挡严重,为了防止屋顶点云面域被错误识别, $h_v$  不宜过大,分别采用 0.1,0.25,0.5 m 进行试验,图 7(b)和图 7(c)分别为  $h_v=0.25$  m 且  $D$  分别为 0.5,0.25 m 时去除建筑错误连接面的结果,不同的  $D$  会对建筑错误连接面的剔除造成影响。图 7(c)、(d)、(e)为  $D=0.25$  m 且  $h_v$  分别为 0.25,0.1,0.5 m 时去除建筑错误连接面的结果。

从实验结果可知, $h_v$  的差异对识别效果影响较大。图 7(c)对应的格网间距  $D$  为 0.25 m, $h_v$  为 0.25 m 时的实验效果最好。较小的格网间距可以更好地保持面域边缘信息,使得识别更为准确。较大的  $h_v$  易将建筑屋顶面误剔除,而  $h_v$  较小时错误连接面难以被充分剔除。 $h_v$  的设置取决于场景的实际情况,在建筑立面遮挡非常严重的场景中  $h_v$  不宜过大,以防止建筑屋顶面被误剔除,建筑立面保持稍好的场景可以适当将  $h_v$  调大,以保证错误连接面被充分剔除,但是通常情况下  $h_v=0.25$  m 时基本可以

正确识别建筑错误连接面。图 7(c)中建筑错误连接面基本被全部滤除,在此基础上继续对其他非屋顶面进行识别,结果如图 7(f)所示,本研究涉及的非屋顶面绝大部分都被剔除。

进行拓扑解算后,最终的建筑单体点云提取结果如图 8(a)所示,同时通过建筑单体之间的拓扑关系将属于同一栋建筑的建筑单体点云进行合并,得到如图 8(b)所示的独栋建筑点云的提取结果。由于区域 B 同样为建筑密集区,采用  $D=0.25$  m, $h_v=0.25$  m 对面域的识别效果最好,其最终的建筑单体点云提取结果和独栋建筑点云的提取结果如图 8(c)、(d)所示。

实验区域 A 中共有 44 栋房屋,其中包含 99 个建筑单体;实验区域 B 中共有 36 栋房屋,其中包含 91 个建筑单体,对最终的提取结果以召回率和查准率作为提取精度标准,召回率为正确提取的建筑单体数目与实际建筑单体数目的比值,查准率为正确提取的建筑单体数目与提取的建筑单体总数的比值。

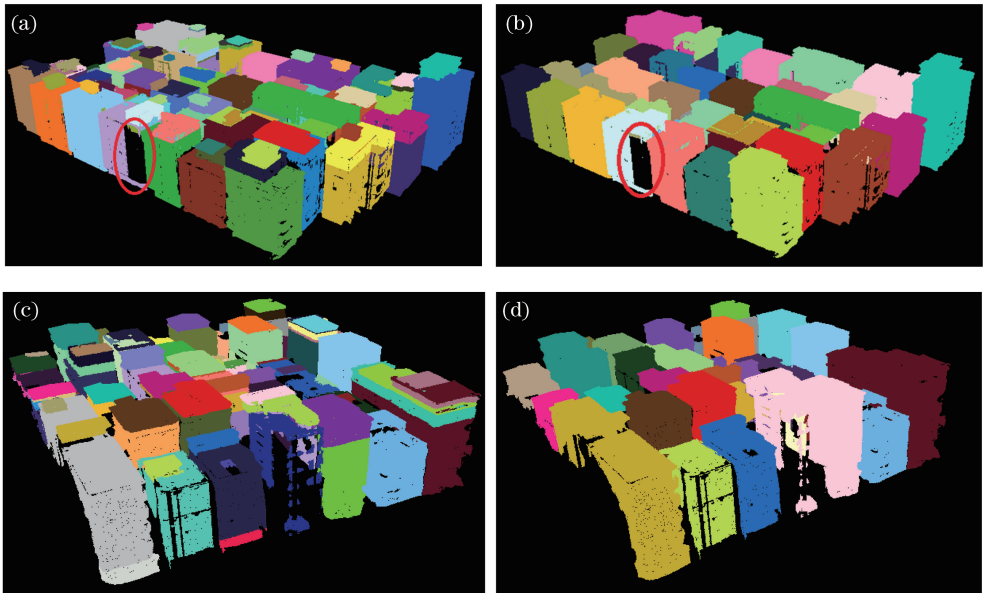


图 8 (a)区域 A 建筑单体点云的提取结果;(b)区域 A 独栋建筑的提取结果;  
(c)区域 B 建筑单体点云的提取结果;(d)区域 B 独栋建筑的提取结果

Fig. 8 (a) Extraction result of single part of building in area A; (b) extraction result of building in area A;  
(c) extraction result of single part of building in area B; (d) extraction result of building in area B

从表 1 和表 2 中可知,所提算法对区域 A 中建筑单体点云提取的召回率和查准率分别为 93.9%和 89.4%,对区域 B 中建筑单体点云提取的召回率和查准率分别为 91.3%和 90.3%。实验结果表明,所提算法对建筑单体点云的提取效果较好,能较好地适应密集建筑区域中基于密集匹配点云的建筑单体

点云提取。除此之外,所提算法将点云投影至二维栅格图像进行处理,在进行面域识别时对点云进行降采样,减小了数据处理量,大大提升了算法效率。区域 A 中实验数据的运行时间约为 1 min,区域 B 中的运行时间约为 50 s,说明所提算法在效率方面具有一定的保障。

表 1 建筑单体的提取结果

Table 1 Extraction result of single part of building

Item	Area A	Area B
Actual number	99	92
Miss extraction number	6	8
Positive extraction number	93	84
Negative extraction number	11	9
Sum of extraction	104	93

表 2 建筑单体提取精度的评价

Table 2 Precision evaluation of extraction for single part of building

Area	Recall rate /%	Precision /%
A	93.9	89.4
B	91.3	90.3

直观地从实验结果来看,建筑区域中的密集建筑群得以较好的区分,有效地避免了建筑之间密集匹配错误插值点对建筑提取的影响,同时每一栋建筑中的建筑单体也较为准确地提取出来,屋顶阁楼或是楼梯间与主建筑均已区分,建筑的细节部分也以屋顶面的方式得以呈现,如图 7(f)中蓝圈内长条形状的点云面域所示。但是,如图 7(f)红圈内部分所示,实验结果中同时存在建筑顶面被错误滤除的情况,由于该建筑四周均与其他建筑距离很近,其立面被遮挡,使得该部分数据完全缺失立面信息,导致该屋顶面被错误地识别为建筑错误连接面而被滤除。除此以外,图 7(f)中还存在屋顶面不完整的现象,这些缺失部分由非屋顶面的滤除所致,但是在后续计算屋顶面轮廓范围时,算法将滤除的非屋顶面的轮廓范围也考虑在内,因此,这些缺失部分不会对最终结果产生影响。但是,图 8(a)、(b)红圈中的不完整现象为该缺失部分的屋顶面摆放的植被在点云面域分割时被舍弃所致。

## 4 结 论

针对密集建筑区域的密集匹配点云,提出了一种建筑单体化提取算法。由于建筑过于密集,使得进行密集匹配时在建筑间产生了大量的插值点,并在后续操作时形成建筑错误连接面,与建筑屋顶面呈相似的面特征;此外,复杂的场景中往往存在许多与建筑屋顶面相似的几何特征的物体。针对这一现象,所提算法在得到的点云面域不仅基本包含全部屋顶面,同时还包含许多非屋顶面点云的情况下,结合立面点云信息,剔除错误连接面,并结合点云面域的几何特性剔除了其他非屋顶面点云,最后根据点云面域之间的拓扑信息得到了最终的建筑单体点

云。实验结果表明:场景中的密集建筑群中的绝大部分建筑均得以区分;同时,建筑的单体部分也分别被提取出来,为后期建筑模型重建、房屋精细信息的获取等提供了一定的数据基础。

所提算法对建筑上下形状较为复杂的区域可以得到较好的提取效果。此外,该算法虽能在一定程度上对植被点云进行剔除,但对于植被丰富的区域仍存在局限。在实验结果中,出现了极少数建筑因建筑过于密集而导致其建筑立面点云完全缺失,导致这部分建筑被错误剔除的问题,这些缺陷也是本研究需要进一步改进的地方。

## 参 考 文 献

- [1] Dahlke D, Linkiewicz M. Comparison between two generic 3D building reconstruction approaches-point cloud based VS. image processing based [C]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B3: 599-604.
- [2] Yang Z F, Wan G, Cao X F, *et al.* An approach for building extraction based on dense-matching points cloud of visible image [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2016, 39(2): 8-11.  
杨振发, 万刚, 曹雪峰, 等. 一种可见光影像稠密匹配点云的独栋建筑物提取方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(2): 8-11.
- [3] Rhee S, Kim T. Dense 3d point cloud generation from UAV images from image matching and global optimization [C]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B1: 1005-1009.
- [4] Feng S. Comparison of image matching point clouds with LiDAR point clouds [J]. Geospatial Information, 2014, 12(6): 82-83.  
冯帅. 影像匹配点云与机载激光点云的比较[J]. 地理空间信息, 2014, 12(6): 82-83.
- [5] Maltezos E, Kyrkou A, Ioannidis C. LIDAR vs dense image matching point clouds in complex urban scenes [C]. Fourth International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment, 2016: 96881P.
- [6] Awrangjeb M, Lu G, Fraser C. Automatic building extraction from LIDAR data covering complex urban scenes [C]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, XL-3: 25-32.
- [7] Zeng Q H. Airborne LiDAR point cloud data processing and 3D building reconstruction [D]. Shanghai: Shanghai University, 2009.



- 曾齐红. 机载激光雷达点云数据处理与建筑物三维重建[D]. 上海: 上海大学, 2009.
- [8] Novachevaa A. Building roof reconstruction from LiDAR data and aerial images through plane extraction and colour edge detection[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 37: 53-58.
- [9] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Building detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud[J]. Chinese Journal of 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.
- [10] Sun X F, Shen S H, Hu Z Y. Automatic building extraction from oblique aerial images [C]. 23rd International Conference on Pattern Recognition, 2016: 16824390.
- [11] Li M L, Nan L L, Smith N, *et al.* Reconstructing building mass models from UAV images [J]. Computers & Graphics, 2016, 54: 84-93.
- [12] Vosselman G, Dijkman S. 3D building model reconstruction from point clouds and ground plans [C]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2001: 37-43.
- [13] Zhao Z Z, Zhang Y J. Building extraction from airborne laser point cloud using NDVI constrained watershed algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1028002.  
赵宗泽, 张永军. 基于植被指数限制分水岭算法的机载激光点云建筑物提取[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1028002.
- [14] Nizar A A, Filin S, Doytsher Y. Reconstruction of buildings from airborne laser scanning data [C]. Annual Conference of the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2006: 988-997.
- [15] Karsli F, Kahya O. Building extraction from laser scanning data[C]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008: 289-293.
- [16] Zhang W M, Qi J B, Wan P, *et al.* An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.
- [17] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, *et al.* Towards 3D point cloud based object maps for household environments[J]. Robotics and Autonomous Systems Journal, 2008, 56(11): 927-941.