

基于倾斜摄影的城市建筑三维重建方法研究

余虹亮¹ 冯文雯¹ 劳冬影² 欧元汉¹

¹(广西大学计算机与电子信息学院 广西 南宁 530004)

²(南宁有无科技有限公司 广西 南宁 530007)

摘要 为了解决城市三维重建中单体化困难、数据量庞大以及泊松重建表面起伏、锐利特征丢失的问题,提出一种城市建筑物三维重建方法。使用基于倾斜摄影、Patch-based Multi-view Stereo(PMVS)和泊松表面重建所得密集三角格网作为输入。重建的流程分为两个步骤:建筑物提取和多边形 3D 模型重建。建筑物提取的方法是:从特定高度切割三角格网得到建筑物的外包围轮廓,进而利用轮廓分割出建筑物。多边形 3D 模型重建的过程是:从初始高度以指定步长切割三角格网得到轮廓,然后精简轮廓,最后建立起 3D 模型。实验使用单栋建筑物和大规模城市场景两种数据,实验结果表明算法表现出较好的性能、稳定性和可扩展性,并且具有较高精确性和有效性。

关键词 倾斜摄影 建筑物提取 精简 锐利特征 聚类 层次调整

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2016.12.045

RESEARCH ON 3D RECONSTRUCTION METHOD FOR URBAN BUILDINGS BASED ON OBLIQUE PHOTOGRAPHY

Yu Hongliang¹ Feng Wenwen¹ Lao Dongying² Ou Yuanhan¹

¹(School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, Guangxi, China)

²(You Wu Company Limited, Nanning 530007, Guangxi, China)

Abstract In order to solve the problems in urban 3D reconstruction such as singlarisation difficulty, huge amount of data, and the undulated surfaces and sharp characteristics losing in Poisson reconstruction, we propose a 3D reconstruction method for urban buildings. It uses dense triangular mesh, which is derived based on oblique photography, patch-based multi-view stereo (PMVS) and Poisson surface reconstruction, as the input. The reconstruction process is divided into two steps: the building extraction and the polygon 3D model reconstruction. The building extraction method is as follows: cutting the triangular mesh at a certain height and getting the outer surrounding contour of building, and then segmenting the building by contour. The process of polygon 3D model reconstruction is as follows: cutting the triangular mesh from initial height with a specified step length to get the contours, and then simplifying contours and finally establishing 3D model. The experiments employ two kinds of data: the single buildings and the large-scale urban scene. Experimental results show that the algorithm demonstrates good performance, stability and scalability, and has quite high accuracy and effectiveness.

Keywords Oblique photography Building extraction Simplification Sharp characteristic Clustering Level adjustment

0 引言

近年来对大型城市场景建模的需求日益旺盛,现已应用于城市规划、应急管理、军事训练等领域。对大规模城市场景建模的研究,已经提出了一些相对有效的方法。Poullis^[3]提出一种以点云作为输入的自动建模框架,把大数据量的点云分割为规模可控的数据集,实现对大数据量点云的处理。Yannick 等^[4]提出的方法通过聚类、抽象和重建三步对城市建立起 LOD 模型,实现了大数据量的精简和语义化。Zhou 等^[5]基于 LiDAR 数据根据建筑物的屋顶、墙壁和点特性实现了对复杂模型的精简。总体上说,城市 3D 重建的主要挑战是必须能够应对大规模的数据量,同时得到比较好的重建效果。一方面需要对数据进行精简,另一方面需要更加快速和有效的处理算法。

当前,越来越多测绘单位和相关企业采用低空多角度倾斜摄影数据作为输入,基于图像自动化建模技术来生产三维模型数据。但是由于倾斜摄影自动化建模存在数据量庞大、单体化困难等“拦路虎”,目前倾斜摄影模型无法在大范围内应用起来。基于倾斜摄影的城市重建的一个重要方面是表面重建,现有的表面重建方法^[6]中,泊松重建具有速度快的优点,成为城市重建的主流方法。泊松重建基于世界是平滑的假设,但建筑物面和面连接并非完全平滑,具有尖锐边缘、棱角等,所得重建结果在锐利的边缘出现扭曲,建筑物表面也出现起伏。

为了解决以上问题,本文使用基于倾斜摄影所得航拍图像、PMVS^[1]和泊松重建^[2]所得三角格网作为输入,提出一种城市

收稿日期:2015-07-21。余虹亮,硕士,主研领域:计算机视觉。冯文雯,硕士。劳冬影,学士。欧元汉,副教授。

建筑物三维重建方法,重建的流程如图 1 所示。本文主要创新和贡献有:(1)对建筑物进行了单体化分割;(2)对输入的密集三角格网进行了大幅度精简;(3)恢复了建筑物的锐利特征和表面的平整特征。



图 1 重建的整体流程

1 相关工作

计算机视觉中,对城市建筑物的重建是一个非常活跃的领域。Xiao 等^[7]使用激光扫描仪数据作为输入,提出一种大型室内场景自动建模的方法。把 3D 模型分为水平层次,对于每一层把墙壁所有的激光点映射到 2D 地平面,然后使用霍夫变换^[8]识别线。每一层平面使用 2D 实体几何(CSG)近似表示,然后 2D 的 CSG 表示被提升到 3D。这种方法的缺点是如果数据含有关键的噪声,霍夫线识别会失败,这会导致总体效果变差。因此,这个方法并不适用于包含关键噪声和离群点等缺陷的倾斜摄影数据。一个类似方法是文献^[9]提出的,首先墙体、天花板等结构使用水平层识别,墙体方向使用霍夫变换来计算。对每一层创建一个三角细分并扩展到 3D,这样形成不规则的体素,最后通过解决能量最小化问题把体素标记为空和非空。和文献^[7]相比,这个方法的优点是改进了对圆形化垂直结构的处理,但是这个方法要求输入是较精确的 LiDAR 数据。文献^[10]提出了从单一表面模型重建的结构化方法。对于建筑物边缘的提取,通常情况下使用交互的方法,而在比较简单的使用自动的方法。虽然实验结果令人印象深刻,但这种方法由于性能的原因很难推广到大型城市场景。文献^[11]基于图像进行城市建筑物的重建,充分利用现代多核 CPU 和计算机图形硬件,实现了三维重建的高性能。

国内对城市重建的研究有肖勇等^[12]利用栅格数据并使用 RANSAC 算法^[13]提取建筑边界上的长线段,采用规则化策略获取建筑轮廓。在模型生成阶段,基于原始点云和屋顶拓扑关系约束,获取屋顶间的交线和交点。然后结合以上所得到的信息建立三维建筑模型。这种方法的缺点也是以机载 LiDAR 数据作为数据输入,并且基于平行和垂直的假设,对于更复杂的数据并不能得到很好的效果。王俊等^[14]针对立面几何细节效果差的问题提出了一种建筑物立面三维重建方法,文中通过实现整体和局部点云模型的融合,最终生成建筑物立面的三维模型。国内的研究主要集中在对 LiDAR 数据或者地面图像的城市建模,而对倾斜摄影建模方法的研究相对较少。

2 建筑物提取

为了实现建筑物的单体化,需要先从原始三角格网数据中提取单栋建筑物。

2.1 坐标系转换

在提取建筑物之前,首先需要把输入数据从相对坐标系转换到世界坐标系下,再进行下一步的处理。转换方程如下:

$$P = kRP_0 + V \quad (1)$$

其中 k 是缩放比例, $R = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ a_{20} & a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$ 是旋转矩阵, $P_0 =$

$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix}$ 是相对坐标系下的原始点, $V = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix}$ 是平移向量, $P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$ 是

转换后世界坐标系中的目标点。

2.2 建筑物范围提取

为了建筑物的轮廓,用一个和 xOy 平面平行的平面切割三角格网。对于每一个三角面片计算和这个平面的交点。求解交点的原理如图 2 所示。

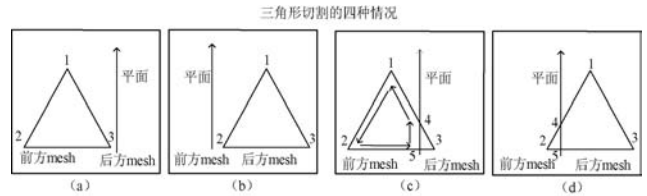


图 2 相交线段求解原理

如图 2 所示,水平面和三角形相交有四种情况,其中(a)和(b)是不相交的情况,(c)和(d)是相交的情况。因为泊松重建所得的三角格网是水密的,所以在完成对每一三角面片交点的计算后可以得到切割边缘轮廓,也就是一系列的环,如图 3(a)所示。

在得到外轮廓后,需要提取建筑物的外包围范围。因为泊松重建所得到的三角格网并不规则,在初始切割高度以上的三角面片会略微超出切割所得到的轮廓范围,所以需要把刚才得到的轮廓范围扩大。为了达到这个目的,先求轮廓的凸包,然后再扩大一定尺度,就可以获得建筑物的包围范围,如图 3(b)所示。

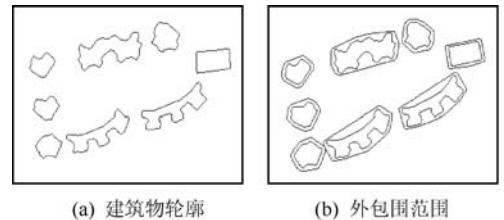


图 3 建筑物轮廓和外包围范围

在这个外包围范围的竖直方向上包含了这栋建筑物所有的三角面片,基于这种规律可进行下一步的分割操作。

2.3 分割

根据上一步所得建筑物外包围范围对原始三角格网进行分割。方法是判断三角面片中的每一个点是否在环中,如果至少有一点在环中则判断此三角面片属于这个环对应的建筑物。根据式(2)判断点是否在环内,其中 r_i 代表一个环, p 表示一个点, n_p 表示从点 p 作一射线,这条射线和环 r_i 的交点个数, L 是所有三角面片点的集合,函数 E 用于计算点 p 是否在 r_i 中。

$$E_{p \in L}(p, r_i) = \begin{cases} outside & n_p \bmod 2 = 0 \\ inside & n_p \bmod 2 \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

根据每一个环进行分割后,最终会分割出所有的建筑物,如图 4 所示。注意到如果在高于切割高度的位置有连接或者受到噪声的影响而连接,我们会在一个分割中得到两栋建筑物,这样就需要多个环的聚类(2.2 节)。

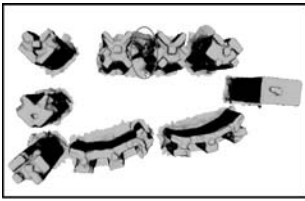


图4 分割所得建筑物

3 多边形 3D 模型重建

分隔出建筑物后,下一步是对建筑物进行多边形 3D 模型重建。为了对输入数据进行精简,重建方法必须能够对建筑物几何结构进行抽象化的建模,这样可以大大减少数据中三角面片的数量。为了解决泊松重建中建筑物平面起伏和锐利特征丢失的问题,方法需要能够应对噪声、离群点等缺陷。本节提出的重建方法主要涉及以下三个方面:切片、建立 3D 模型、层次调整。

3.1 切片

本节使用与 2.2 节类似的切割方法,不同的是这种切割需要在每一层次进行。从一个初始 z 坐标为 $offset$ 的水平面开始,按照高度间隔 $step$ 沿 z 轴方向移动平面,如果建筑物的高度为 $height$,那么总的切割次数 N 为:

$$N = (height - offset) / step + 1 \quad (3)$$

在切片得到边缘后,首先用 Alpha Shape 算法得到连续的外轮廓,这种外轮廓表现为曲折。如果使用这种轮廓来建立建筑物模型并不能得到建筑物平整的表面,所以需要得到对轮廓做进一步的精简,采用以下多边形直线拟合算法:

算法 1 多边形直线拟合算法

输入:轮廓的初始线段集合 L 和已被处理的线段集合 $L_h = \emptyset$ 。

步骤 1 如果 $L \neq \emptyset$,从 L 中的一条初始线段 $l = l_i$ 开始,置 $l_i \notin L, l_i \in L_h$,如果 $L = \emptyset$,算法结束,输出线段集合 L' 。

步骤 2 寻找下一条和 l 首尾相邻的线段 l_{i+1} ,如果 l_{i+1} 和 L_h 中的线段满足 $F(l_{i+1}, L_h) > maxArccos$,其中 $F(l_{i+1}, L_h)$ 表示 l_{i+1} 和 L_h 中线段的反余弦值绝对值的最大值, $maxArccos$ 是参数阈值。则把 L_h 中的线段首尾相连作为线段 l ,置 $l_r \in L', l_{i+1} \notin L, L_h = \{l_{i+1}\}, l = l_{i+1}$,执行步骤 1,否则 $l_{i+1} \notin L, l_{i+1} \in L_h, l = l_{i+1}$,继续执行步骤 2。

3.2 建立 3D 模型

得到精简外轮廓以后,需要判断在什么情况下建立一个新的面。通过计算上层和下层切片轮廓面积差的绝对值,如果环 r_1 和环 r_2 满足式(4)则把 r_1 作为新的面,如图 5 所示。

$$|A(r_1) - A(r_2)| > threshold \quad (4)$$

其中, $A(r)$ 表示 r 的面积, $threshold$ 表示判断是否作为新面的阈值。

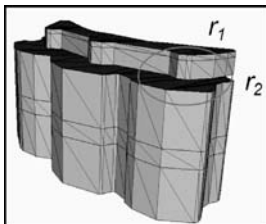


图5 新面的确定

若一次切片产生多个环,需要对这些环进行聚类。思想是形心距离小于阈值的环被分为一类,否则作为不同的类,如图 6 所示。

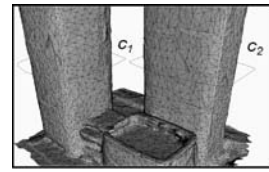


图6 多个环的聚类

下一次切片所得到的多边形环和上一次的每个多边形环进行比较聚类。如果 $O(r_j)$ 表示环 r_j 的形心, $O(c_i)$ 表示类 c_i 的形心, $D(O(r_j), O(c_i))$ 表示两个形心间的二维水平距离, R_n 是第 n 次切割所得环的集合, $A(r)$ 表示环 r 的面积, $maxDistance$ 表示形心的最大距离, $minAera$ 是输出细节的最小面积。对于 $\forall r_j \in R_n$ 有如下原则:

(1) 如果切割次数 $n = 1, \forall r_j \in R_n$, 置 $c_j = \{r_j\}, O(c_j) = O(r_j), c_i \in C$ 。

(2) 如果切割次数 $n \geq 2$, 所得 $\forall r_j \in R$ 有以下规则:

① 如果 $D(O(r_j), O(c_i)) < maxDistance$, 置 $r_j \in c_j, O(c_j) = O(r_j)$ 。

② 如果 $\forall c_i \in C, D(O(r_j), O(c_i)) > maxDistance$, 置 $c_j = \{r_j\}, c_j \in C$ 。

③ 如果对 $c_i \in C$, 有 $\forall r_j \in R, D(O(c_i), O(r_j)) > maxDistance$, 则置 $c_i \notin C$ 。

④ 如果对于环 r_j 有 $A(r_j) < minAera$, 置 $r_j \notin R_n$ 。这种规则的好处是通过控制 $minAera$ 的大小可以控制输出的建筑物细节的级别。如果 $minAera$ 很大, 则不会输出房顶上的附加建筑。如果 $minAera$ 设置为 0, 则所有的细节都会被输出。

3.3 层次调整

由于是采用分层切片的方式进行重建,建立的 3D 模型层次间会产生细微差异,层次调整的一个例子如图 7 所示。

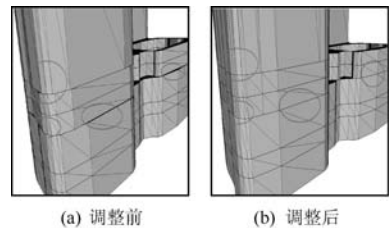


图7 层次调整前后

为了调整这种细微差异,如果第 n 次切割所得的其中一个环 r_{up} 的线段集合是 V ,对 V 中每一个线段 v 找到和第 $n-1$ 次切割所得其中一个环 r_{under} 的线段集合 W 中线段 w 的映射关系。 $D(v, w)$ 表示 v 的终点到 w 的水平垂直距离, w_{j+1} 是和 w_j 首尾相连的线段, v_{i+1} 是和 v_i 首尾相连的线段, d 代表 v 的终点到 w 的水平垂直距离的最大值。层次调整使用层次调整算法:

算法 2 层次调整算法

步骤 1 对于环 r 的线段集合 V ,取种子线段 $v = v_i$,在 W 中找到满足式(5)的线段 $w = w_j$:

$$D(v, w) < d \quad (5)$$

步骤 2 如果 v 和 w 满足式(5),则按照图 8 原理进行映射。否则如果 $V \neq \emptyset$,执行步骤 1,如果 $V = \emptyset$ 则输出 V' ,退出。

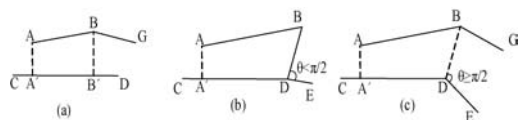


图8 线段映射原理

如图 8 所示:

(1) 如果 B 到线段 CD 垂线和 CD 的交点在 CD 上,如图 8(a)所示,则 AB 映射为 $A'B'$,即 $v = v_{i+1} = BG, w = B'D$,置 $v_i \notin V, A'B' \in V'$ 。

(2) 如果 B 到线段 CD 垂线和 CD 的交点不在 CD 上,同时 CD 和下一条线段 DE 的夹角 θ 是锐角,如图 8(b)所示,则 AB 映射为 $A'D$,即 $v = DB, w = w_{j+1} = DE$,置 $A'D \in V'$ 。

(3) 如果 B 到线段 CD 垂线和 CD 的交点不在 CD 上,同时 CD 和下一条线段 DE 的夹角 θ 是钝角,如图 8(c)所示,则 AB 映射为 $A'D$,即 $v = v_{i+1} = BG, w = w_{j+1} = DE$,置 $v_i \notin V, A'D \in V'$ 。

3.4 多边形 3D 模型重建算法描述

综上所述,如果 n 表示当前切割次数, $offset$ 是初始切割高度, $step$ 是切割步长, C 表示所有环聚类所得的集合, R_n 是第 n 次切割所得环的集合, N 由式(3)计算所得。本文的重建算法描述如下:

算法 3 多边形 3D 模型重建算法

输入:泊松重建所得三角格网

步骤 1 从 $n=0$ 开始,以 $offset + n \times step$ 为切割平面 z 坐标,开始切片,求得相交环的集合 R_n 。

步骤 2 对每一个环 $r_j \in R_n$ 进行 Alpha Shape 得到线段集合 L ,然后使用算法 1 对 L 进行多边形直线拟合得到 L' ,拟合后环的集合为 R'_n 。

步骤 3 对每一个环 $r'_n \in R'_n$ 分类,更新集合 C 。

步骤 4 对于每一个类 $c_i \in C$ 进行如下操作:以 c_i 中最后插入的环 r_{last} 的线段集合作为 V ,倒数第二个插入的环 r_{last-1} 的线段集合作为 W ,使用算法 2 进行多边形直线拟合,调整得到 V' 和 r_{last}' 。根据式(4)把 r_{last}' 和 r_{last-1} 作比较来判断 r_{last}' 是否作为新的一层。如果 c_i 中只有一个多边形,则不作比较。

步骤 5 如果 $n < N$ 则 $n = n + 1$,然后执行步骤 1。否则退出。

4 实验结果及分析

本文使用 C++ 语言实现了本文算法,并使用基于倾斜摄影、PMVS 和泊松重建所得到的三角格网作为输入验证本文算法的性能、稳定性、精确性、有效性和可扩展性。本实验运行在 Intel(R) Xeon(R) CPU E3-1230 V2 @ 3.3 GHz, 8 GB 内存的台式机。表 1 是算法中的参数和实验中使用的数值。实验一对单栋建筑物进行重建,结果如图 9 所示,实验二对一个城市地块进行重建,结果如图 10 所示。

表 1 重建方法中的参数和实验中使用的值

	参数	值
建筑物提取	建筑物提取切割的高度 $initheight$	20 m
	凸包缩放的比例 $scale$	1.1
重建	Alpha Shape 的半径 $alpha$	7 m
	重建切割的起始高度 $offset$	20 m
	切割的垂直间隔 $step$	3 m
	识别新面的面积差阈值 $threshold$	100 m^2
	拟合直线夹角变化阈值 $maxArccos$	0.4 rad
	显示细节块的最小面积 $minArea$	100 m^2
	调整层间差异的线段最大距离 d	2.5 m

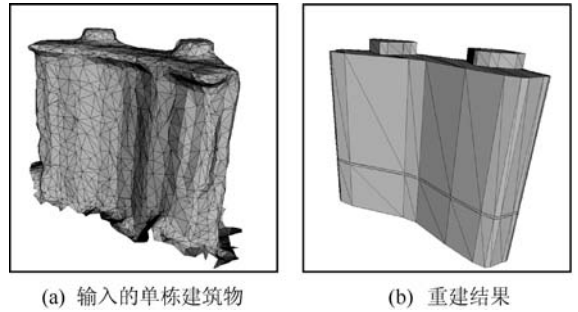
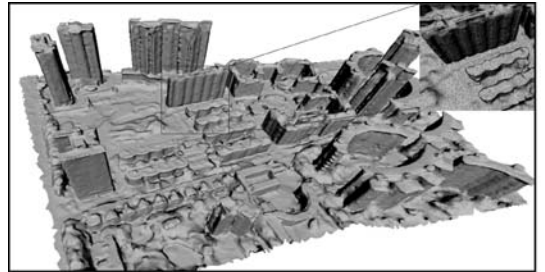
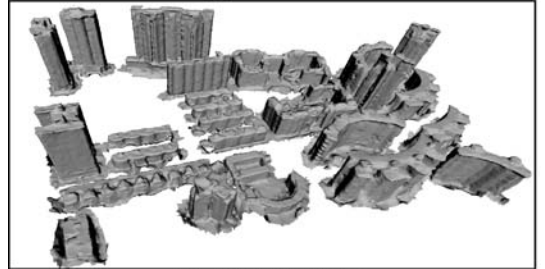


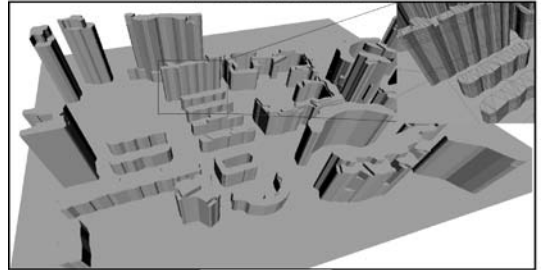
图 9 单栋建筑物实验结果



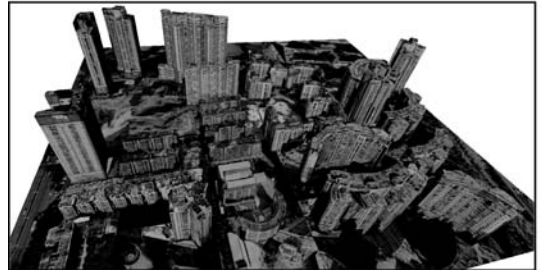
(a) 输入数据



(b) 建筑物提取结果



(c) 重建结果



(d) 纹理贴图效果

图 10 建筑群的 rebuilding 结果

1) 性能和稳定性

实验二的输入是一个城市地块的密集三角格网,正如图 10(a)建筑物细节标记处所示输入的三角格网数据非常密集,所以性能和稳定性非常重要。表 2 是两组实验建筑物提取的情况和实验消耗的时间,由表可知实验一所消耗的时间小于 1 s,而实验二的运行时间小于 10 min,重建的时间大于建筑物分割的时间。实验结果表明,算法具有比较高的建筑物提取率和较好的性能。由于是先对建筑物进行提取,再对单栋建筑物进行重

建,这在很大程度上减少了不必要的计算,大大提高了性能。

表2 建筑物提取数目和实验消耗时间

输入数据	原始建筑物数目	提取出的建筑物数目	提取所耗时间	重建所耗时间
独栋建筑物	—	—	0.079 s	0.311 s
城市地块	28	24	4.508 s	525.156 s

输入数据中噪声、离群点等数据缺陷较多,建筑物的形态各异。但从实验结果可知,本文算法能够稳定处理这些缺陷和建筑物的复杂性,并得到很好的重建效果。

2) 精确性和有效性

将图9(a)、图10(a)建筑物的细节展示和图9(b)、图10(c)对比可从视觉上感受到,输出结果和输入的密集三角格网相比得到较大程度的精简。从量化的角度上得到精简的结果如表3所示,表格中的数据表明点的数量得到较小程度的精简,面的数量得到很大幅度的精简。

表3 数据精简的结果

输入数据	输入数据的点数量	输入数据的面数量	输出数据的点数量	输出数据的面数量
独栋建筑物	1790	3453	444	276
城市地块	78 881	156 803	68 883	45 156

由图9(a)、图7(a)可得该实验数据在数据量方面显示三角格网非常密集,并且含有噪声、离群点等缺陷,建筑物表面凹凸不平,在屋顶处表现为扭曲。使用本文的方法重建以后,在保持较高重建精度的同时对建筑物锐利结构的恢复效果非常明显,并保持了建筑物表面的平整,从贴图后效果图10(d)可以看到视觉效果得到很大改善。

3) 可扩展性

由于本文采用的方法是先对建筑物进行提取,再对每栋建筑物分别进行重建,所以易从独栋建筑物扩展到城市群。两组实验也表明本文提出的重建方法表现出较好的可扩展性,这对于城市场景大规模数据的自动建模至关重要。

5 结 语

本文基于倾斜摄影、PMVS和泊松重建所得密集三角格网数据提出一种城市建筑物三维重建方法。对原始密集三角格网进行了有效的单体化分割和较大幅度的精简,并恢复了建筑物的平整和锐利特征。

下一步的工作:由于本文采用的是水平切割的建筑物分离方法,城市低矮建筑物并不能得到很好的提取,未来将研究和完善建筑物的分割方法;另外,对不同城市地物自动识别分类,进行语义化建模也是将会考虑的方向。

参 考 文 献

[1] Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010,32(8):1362-1376.

[2] Kazhdan M, Hoppe H. Screened poisson surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2013,32(3):29.

[3] Poullis C. A framework for automatic modeling from point cloud data[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on,

2013,35(11):2563-2575.

[4] Yannick Verdie, Florent Lafarge, Pierre Alliez. LOD Generation for Urban Scenes[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015,34(3):30.

[5] Zhou Q Y, Neumann U. 2. 5D building modeling with topology control[C]//2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Colorado Springs, CO, USA, June 2011), IEEE:2489-2496.

[6] Berger M, Tagliasacchi A, Seversky L, et al. State of the art in surface reconstruction from point clouds[C]//EUROGRAPHICS STAR reports, 2014,1(1):161-185.

[7] Xiao J, Furukawa Y. Reconstructing the world's museums[J]. International Journal of Computer Vision, 2014,110(3):243-258.

[8] Herout A, Dubsák M, Havel J. Review of Hough Transform for Line Detection[M]. Real-Time Detection of Lines and Grids. London: Springer, 2012:3-16.

[9] Oesau S, Lafarge F, Alliez P. Indoor scene reconstruction using primitive-driven space partitioning and graph-cut[C]//Proceedings of the Eurographics Workshop on Urban Data Modelling and Visualisation. Eurographics Association, 2013:9-12.

[10] Lafarge F, Descombes X, Zerubia J, et al. Structural approach for building reconstruction from a single DSM[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010,32(1):135-147.

[11] Frahm J M, Fite-Georgel P, Gallup D, et al. Building Rome on a cloudless day[C]//Computer Vision-ECCV 2010, 2010:368-381.

[12] 肖勇,王成,刁晓环,等. 机载激光雷达数据的建筑物三维模型重建[J]. 测绘科学, 2014,39(11):37-41.

[13] Hast A, Nysjö J, Marchetti A. Optimal RANSAC-towards a repeatable algorithm for finding the optimal set[J]. Journal of WSCG, 2013,21(1):21-30.

[14] 王俊,朱利. 基于图像匹配-点云融合的建筑物立面三维重建[J]. 计算机学报, 2012,35(10):2072-2079.

(上接第151页)

[8] Nilsson K, Bigun J. Localization of corresponding points in fingerprints by complex filtering[J]. Pattern Recognition Letters, 2003,24(13):2135-2144.

[9] Bahgat G A, Khalil A H, Kader N S A, et al. Fast and accurate algorithm for core point detection in fingerprint images[J]. Egyptian Informatics Journal, 2013,14(1)15-25.

[10] Le H T, Van H T. Fingerprint reference point detection for image retrieval based on symmetry and variation[J]. Pattern Recognition, 2012,45(9):3360-3372.

[11] 张泽,束为,荣钢. 基于乳突纹方向特性的掌纹自动分类方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2002,42(9):1222-1224.

[12] 郑燕. 脱机掌纹图像处理研究方法研究[D]. 天津:南开大学, 2008.

[13] Guo J M, Liu Y F, Chang J Y, et al. Fingerprint classification based on decision tree from singular points and orientation field[J]. Expert Systems with Applications, 2014,41(2):752-764.

[14] Liu M H, Liu S X, Zhao Q J. Fingerprint orientation field reconstruction by weighted discrete cosine transform[J]. Information Sciences, 2014,268:65-77.

[15] Khan M A U, Khan T M. Fingerprint image enhancement using data driven Directional Filter Bank[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013,124(23):6063-6068.

[16] Bazen A M, Gerez S H. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(7):905-919.