

引用格式:耿雨馨,钟若飞,彭宝江.基于车载激光点云的街景立面自动提取[J].地球信息科学学报,2018,20(4):480-488. [Geng Y X, Zhong R F, Peng B J. Automatic extraction of vista facades based on vehicle-borne laser point cloud[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(4):480-488. ] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170440

# 基于车载激光点云的街景立面自动提取

耿雨馨,钟若飞\*,彭宝江

1. 首都师范大学资源环境与旅游学院,北京 100048;
2. 首都师范大学 北京成像技术高精尖创新中心,北京 100048;
3. 首都师范大学 三维数据获取与应用重点实验室,北京 100048

## Automatic Extraction of Vista Facades Based on Vehicle-borne Laser Point Cloud

GENG Yuxin, ZHONG Ruofei\*, PENG Baojiang

1. College of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;
2. Beijing Advanced Innovation Center for Imaging Technology, Capital Normal University, Beijing 100048, China;
3. Key Lab of 3D Information Acquisition and Application, Capital Normal University, Beijing 100048, China

**Abstract:** The street landscape describes the view of buildings and other objects on both sides of the road and works as the window of a city's overall image. It is quite vital for urban planning and design, which could be helpful reference for management of government. Vehicle-borne point cloud data, with high precision and wide coverage, can provide position information and shape characteristics of the buildings along streets. This makes it possible to provide a new solution for urban vista facades extraction. Based on facades management, we propose a novel approach for automatic extraction of vista facades from vehicle-borne laser scanning data. The detail introduction focuses on the extraction of facades. In the approach, we divided the ground points and non-ground points after de-noising raw data and separated buildings from non-ground points in order to extract vista facades. It works in following four steps: (1) denoise raw point cloud and remove surface feature points from the raw data in order to acquire points of objects on the ground; (2) construct regular grids for non-ground points with binarization processing and select points of building according to semantic features; (3) estimate the reference vectors via POS(Positioning and Orientation System) data and set those vectors as normal vectors of chosen reference planes; (4) compute the Euclidean distance between each point and each plane. Points are classified by the distances with the same plane, based on which we extract point cloud of vista facades. To verify the feasibility and effectiveness of this method, we used a large group of vehicle-borne laser point cloud to carry out a series of experiments, including separating buildings from ground in origin data, extracting facade points from building points and comparing the automatic extraction with manual selection and results of other methods. The results showed that the method could improve the efficiency of data processing to some extent and return good results. The superiority of it was also verified by experiments.

**Key words:** facade extraction; vehicle-borne point cloud; vista facades; POS data; normal vector

**\*Corresponding author:** ZHONG Ruofei, E-mail: 40427310@qq.com

收稿日期 2017-09-21;修回日期:2018-01-11.

基金项目 国家自然科学基金项目(41371434). [ **Foundation item:** National Natural Science Foundation of China, No.41371434. ]

作者简介 耿雨馨(1992-),女,硕士生,主要从事点云数据处理相关研究. E-mail: 378259897@qq.com

\*通讯作者 钟若飞(1975-),教授,博导,主要从事移动测量技术研究. E-mail: 40427310@qq.com

**摘要** 街景景观图是城市规划和城市管理的重要参考依据,车载点云数据能够提供沿街建筑的三维点信息,精度高,覆盖范围广泛,为街景立面整治提供了新的解决方案。为此,本文提出一种适用于车载点云的街景立面的自动提取方法,提取立面点云的具体步骤为:对原始数据去噪滤波;选取非地面点构建规则格网并二值化,依据语义特征筛选出建筑物点云;用POS数据拟合直线段帮助选取参考向量与参考平面;计算点云到参考面的距离,按距离分类点云数据,并对前述步骤中未分类点另行提取,合并面点集得到以沿街建筑物立面为主的街景立面点云。为了验证这一方法的可行性和有效性,采用点云数据进行实验,实验结果表明本方法在一定程度上提高了数据处理效率,能得到较理想的结果。

**关键词** 立面提取;车载点云;街景立面;POS轨迹;法向量

## 1 引言

城市建筑立面景观专项整治工作是对城市面貌的美化,是构建和谐城市,提升城市文明形象和品位的重要组成部分。街景立面是以道路两侧建筑为主体的与道路方向平行的视觉平面,使人能够直观快速地获知现阶段沿街建筑情况,方便管理部门有针对性地进行建筑立面美化工作,为后续的道路建筑规划设计提供参考<sup>[1]</sup>。车载三维激光扫描设备在不触及扫描对象的前提下进行数据采集,能够直接获取街道景物的点信息和外轮廓<sup>[2]</sup>,点云数据精度高,密度高<sup>[3]</sup>,这为街景立面整治提供了新的解决方案。借助点云进行街景立面整治的重点在于建筑物沿街立面的提取分离。建筑物立面提取将建筑物的各个立面分离,把三维空间的对象转化为多个二维对象,简化了空间结构,方便点云数据的后续处理。

传统的点云数据分类提取过分依赖于人工交互,人在其中扮演着重要的角色,使得提取过程工作量大,耗时长,且无法批量处理大规模数据,整体效率低。为实现点云数据分类与提取的自动化,许多学者进行了相关研究,当前主要有4类方法:①基于平面约束,通过平面检测的方法进行提取,如Arachchige等<sup>[4]</sup>将建筑物立面近似为平面,采用随机抽样一致性算法(RANSAC)提取建筑物平面;Monszpart等<sup>[5]</sup>提出一种从原始扫描数据中提取规则排列平面的方法,主要采用形状匹配。②基于语义特征实现点云的分类和提取,如Lalonde等<sup>[6]</sup>依据三维点云的统计数据将点云数据分为零散型、线型和面型3类用以概括不同的对象,该方法应用于室外地面机器人自动导航,主要针对自然环境的点云数据;江恒彪<sup>[7]</sup>提出将提取地物特征的方法用于点云的分类与提取,先对点云进行实体化处理,再将随机采样一致算法结合稳健估计,提取地物特征,其对于点云归类的设想与策略很有特点,但在后续特征提取上过多运用模型匹配的方法,有所局限;

杨必胜等从“维数特征”入手,结合语义知识,提出一种从车载激光点云数据中提取较复杂的建筑物立面的方法<sup>[8]</sup>,能处理平面及非平面建筑物立面数据。③基于空间分布特征的方法,如Vanegas等<sup>[9]</sup>引入建筑几何假设以提高三维重建的效果,依据墙面、边、角和边角4种基本类型的空间分布关系将建筑点云分类,为精细化建筑建模做基础,处理对象为密度较大的单栋建筑物的完整点云;Börns等<sup>[11]</sup>选用高差特征,划分网格进行目标的检测识别<sup>[10]</sup>。④基于学习的方法,先训练样本再进行分类,如基于稠密深度图,采用随机决策森林训练样本用以对象的检测识别;彭晨等<sup>[12]</sup>提出了一种建筑物立面半自动提取方法,利用点云特征图像和支持向量机(SVM)方法提取立面。综合上述研究发现,现阶段的立面提取方法都需要大量的迭代计算,这对处理动辄上百万、上千万的点云数据并不高效,需要一种综合考虑处理对象和处理效率的方法。由此,本文提出一种适用于车载激光点云数据的街景立面自动提取方法,针对大规模点云数据进行处理,降低整体的迭代消耗,获得较完整的面结构,且有效减少提取过程中的人工干预。

## 2 基于车载激光点云的街景立面的自动提取

### 2.1 点云滤波

车载激光点云数据是沿道路采集得到的道路和道路附属物、树木以及道路两侧的建筑群扫描点数据<sup>[13]</sup>,建筑物立面点云包含建筑物沿街面的完整立面和其不完整的两侧立面,不包括建筑物背面和内部的数据。而用于街景的点云数据一般仅包含建筑物沿街面的完整立面,这是建筑物立面点云的一部分。为了提取可用于街景整治的建筑物面,首先需要对原始数据进行去噪处理和地物分离,进而分离出建筑物点云。

点云滤波的过程即将不同类别点云分离的过

程。原始数据的采集过程受外界环境的干扰,或多或少地会引入噪声点,这对数据的后续处理会有一些影响<sup>[14]</sup>,因此在滤波前先对原始数据去噪。噪声点一般分为过高点、过低点 and 孤立点<sup>[15]</sup>,从空间分布来看,这些点与其他数据点的距离远大于正常相邻点间距,故依据离群点剔除的方法将之去除。

本文采用渐进式的形态学滤波方法对点云进行分离,滤除地面点,留下地物点云。数学形态学的运作基于图像特征提取的理论,形态学滤波通过设置窗口尺寸,比较地物尺寸与窗口尺寸的大小来分离地物点与地面点,渐进式的形态学滤波将传统形态学滤波方法中固定滤波窗口大小改为逐渐增大窗口大小<sup>[16]</sup>。

### 2.2 提取建筑物点云数据

人工环境大多具有某些显性规律或重复的特征,这些规律性会在大量的数据中反复出现,如人造场景主要由相互关联的平面部分组成,常见的平面间关系有平行、正交、对称、共面等<sup>[5]</sup>。因此,对沿街采集的点云数据进行处理时,依据这些关系能够有针对性地提取。搜索地物点云数据,分别得到 $x$ 、 $y$ 方向上的最大值和最小值 $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 、 $y_{\max}$ 、 $y_{\min}$ ,确定地物点云的外包围盒大小。然后,对地物点云构建规则格网,设置单个格网点数阈值,统计各个格网中的点云数目,对格网进行二值化<sup>[17]</sup>。根据格网内点的分布状况以及网格的置空情况分割点云,提取建筑物点云。每个点所属网格的行列索引号计算如式(1)所示。

$$\begin{cases} column_i = \frac{x_i - x_{\min}}{width} + 1 \\ row_i = \frac{y_i - y_{\min}}{width} + 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中： $column_i$ 表示该点所属格网的列号； $x_i$ 为 $x$ 坐标； $width$ 表示网格的宽度； $row_i$ 表示点所属格网

的行号； $y_i$ 为 $y$ 坐标。

根据建筑物点云的特征,设置相应阈值进行分离提取。分离建筑物点云需预设一定的语义知识,表1为城市地物点云的相关特性。

### 2.3 点云的街景立面提取

除部分特色风格建筑外,大部分街道两边的建筑物都为方块状,沿街的建筑表面多为规则立面。因此,本文按照曼哈顿世界假设(Manhattan-world Assumption)<sup>[18]</sup>将复杂空间简化,根据三维空间的正交性可知,建筑立面的法向量平行于地面,相互正交的立面法向量正交,相互平行的立面法向量平行。结合这些特点设计街景立面提取的整体流程如图1所示。

#### (1)点面距离分类

车载点云数据由激光扫描点与POS轨迹融合解算得到,POS数据反映了该段道路的延伸方向,若POS方向有明显的偏转,则认为偏转处为路口转弯处,依据邻近多点拟合直线的斜率变化将原始POS数据划分为若干点集。不考虑POS点的高程值,对POS轨迹点数据利用二维的最小二乘法拟合直线段,如式(2)所示。

$$Y = \sum_{i=0}^N [y_i - (k + bx_i)]^2 \quad (2)$$

式中： $Y$ 表示表示观测值 $y_i$ 的偏差的加权平方和； $N$ 为POS轨迹点数目； $i$ 为当前点的索引值； $k$ 表示直线的斜率； $b$ 表示直线的截距。用最小二乘法估计参数,要求 $Y$ 最小。由此,估算得到直线方程。若估算的 $k$ 值为无限大,则该直线垂直于 $x$ 轴。

根据POS数据估算的直线方程计算出道路的方向向量 $n_1$ ,以 $n_1$ 绕 $z$ 轴逆时针旋转 $90^\circ$ 得到方向向量 $n_2$ ,分别以 $n_1$ 、 $n_2$ 作为平面法向量选取2个基准平面 $P_1$ 、 $P_2$ ,2个基准平面正交,如图2所示。在具体计算中,为避免出现过大或过小的数据值导致

表1 不同类别地物点云特性

Tab. 1 Characteristics of point clouds from different types of surface features

地物类别	分布特征	形状结构	点云数目
建筑物	与地面垂直高,一般不低于10 m	面状,平面或非平面	多,竖直方向点密度大,水平方向点密度小
树	木本上部呈类球状,下部呈竖直杆状,较高,约3、4 m;灌木呈类球状,较矮,一般3 m以内;群体沿道路呈带状分布	类球状或类球状与杆状组合	较多,局部密集
路灯	竖直方向呈杆状延伸,同街道路灯高度一致较高,一般不低于6 m	细长杆状	少
标志牌	由矩形或圆形的规则平面与细杆组成	杆状和面状组合	少,竖直方向局部密集
车辆	属于较低地物,一般不超过3 m	带圆角的块状	较少,点密度比较均匀



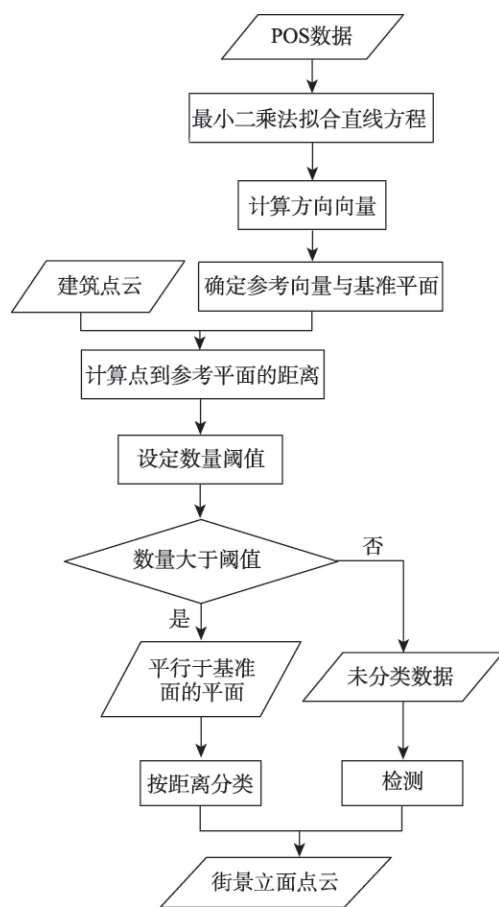


图1 街景立面点云提取流程图

Fig. 1 Flow chart of extracting facades

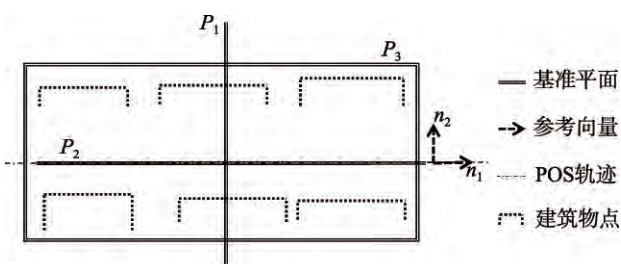


图2 参考向量与参考平面选取平面示意图

Fig. 2 The sketch of reference vectors and planes

精度丢失,选取基准平面时,带入POS轨迹上一个点以确定 $P_1$ 和 $P_2$ 的方程。立面点所属平面与 $P_2$ 平行,因此,通过分析点法向量与参考向量的空间关系,并计算点到基准平面的距离提取典型立面点云。基准平面 $P_3$ 则选取 $xoy$ 平面。

若两点的法向量平行,则这两点所属的平面亦相互平行。相互平行的两平面之间的距离是一定的,则其中一平面上的任意两点到另一平面的距离相等。利用 $k-d$ 树进行邻域搜索,估算单个点的法向量,分析法向量的分布情况<sup>[19]</sup>,对点进行粗分类,

设定夹角阈值,若两法向量间夹角小于设定阈值,视为二者平行。将法向量平行的点归为同一类,这些点所属的各平面视为两两平行。再计算点到基准平面 $P_2$ 的距离,设定距离差阈值,距离差小于设定阈值视为距离相等。到同一平面距离相等的点视为属于同一平面,将这些点归为同一类。设定数目阈值,若一类点的数目大于此阈值,则认为该类点属于建筑物的某一立面。点到平面的距离用式(3)计算,结果值的正负用以区分点与参考平面的相对位置。

$$d_i = \frac{Ax_i + By_i + Cz_i + D}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (3)$$

式中: $d_i$ 表示第 $i$ 个点到对应基准平面的距离; $x_i$ 、 $y_i$ 、 $z_i$ 表示第 $i$ 个点的三维坐标; $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$ 分别对应基准平面 $Ax + By + Cz + D = 0$ 的参数。

## (2) 检测与聚类

随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法是根据一组包含异常数据的样本数据集,计算出数据的数学模型参数,得到有效样本数据的算法。其基本假设是样本中包含有能被模型描述的数据,也包含无法适应数学模型的数据<sup>[20]</sup>。

RANSAC算法一次只能找到一个最佳结果,对整体数据的检测需要进行大量的迭代计算,这使得该方法较为耗时,不适用于大数据量点云的直接处理<sup>[21]</sup>。且RANSAC算法更侧重于对参数化模型的匹配。因此,采用该方法对小范围特定模型进行检测,可用于检测的模型有平面、球面、圆柱面、锥面等。此处检测对象为上一步骤中未分类的点。

分类后的各点集数据可能存在包含了属于同一空间平面的建筑立面点,这些点需要聚类以分离相离的不同立面。由于上一步已将各建筑物点云分离,此处按照各点集与建筑物点云的关系对平面点集聚类。

## 3 实验与分析

为验证本文方法的有效性,选取一组车载激光点云进行试验,原始数据是沿扬州某段街道采集的道路及两侧环境的点云,包含道路及道路附属物、建筑、绿化带、路灯和标识牌等(图3)。原始数据为二进制文件,共4个文件,每个文件大小约为150 M,约370万个点。所有文件和约600 M,共有15 040 112个点。

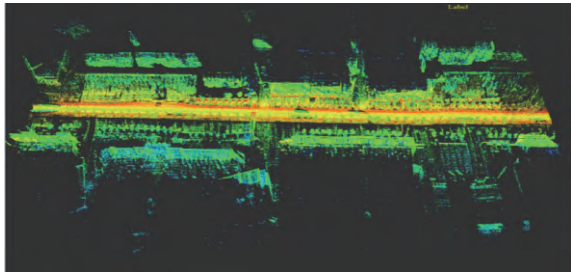


图3 原始数据的强度赋色图

Fig. 3 Figure of raw data colored by intensity

实验环境为 windows 64 位系统,处理器 Intel Core(TM)i5-4590,8G 内存。算法基于 Visual Studio 2010 平台采用 C++ 语言编写实现,实验中用到了 Point Cloud Library 库。

### 3.1 数据预处理

为了提取可用于街景整治的建筑物面,需要从原始点云中分离出建筑物点云。

#### (1) 点云滤波

空间结构完整的数据处理结果会优于不完整的数据,但数据量大的数据处理起来比较耗时。综合考虑处理效果与时间消耗,沿 POS 轨迹将点云数据切割为若干段,同步处理各段数据,再将滤波后的结果拼接起来。因本实验选取的数据沿一条道路,其 POS 轨迹大致视为直线段,故不考虑转弯分割情况。图 4(a)、(b)分别为滤波后的地面点与地物点。从图 4 可看出,本方法较为理想地分离了地面点与非地面点。由于数据是被分割后进行滤波处理,局部连接区域存在错分情况,但整体效果比较好,能明显看出地物点云的轮廓。

#### (2) 建筑物点云提取

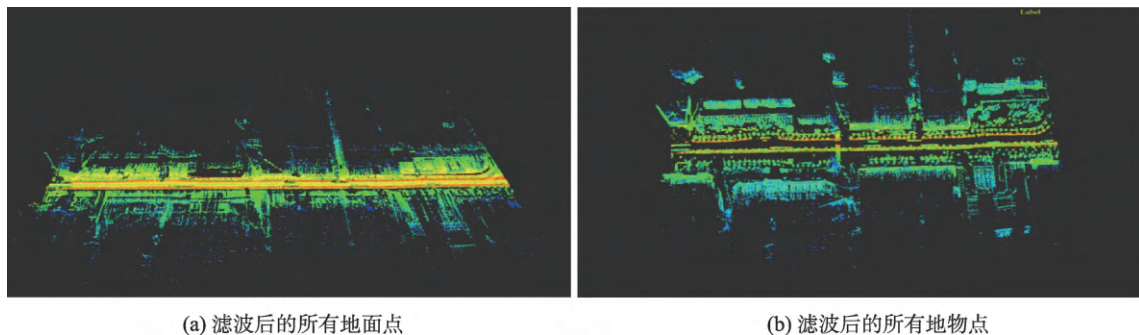
以 0.5 m 为单位网格宽度建立规则格网,统计

每个格网中的点数目。设置数量阈值为 20,若数目大于阈值,格网赋值为 1,否则,赋值为 0。对每个值为 1 的格网搜索其邻近的八个格网,合并值为 1 的相邻格网。车载点云中建筑物由沿街立面和不完整的侧立面组成,建筑物的尺寸一般较大,分布在道路两侧,依据 POS 数据的坐标延伸情况可以大致划分开道路两侧的地物。结合这些特征,设置网格数目阈值,若相连网格数大于阈值,则保留该网格群。选取符合条件的网格群,视为建筑物点云。图 5 为建筑物点云的提取结果,其中浅绿色部分为建筑物点云,其他颜色为其余类别点云;结果保留了建筑物的外围轮廓尤其是沿街面,而去除了大量建筑物内及后部的点。

### 3.2 建筑物点云的处理

车载点云具有扫描线特征,同一扫描线上相邻两点的间距明显小于相邻扫描线上两点的间距,故邻域搜索时选取按半径搜索策略得到的结果会优于按邻近点数目搜索的结果。以 0.25 m 为半径进行邻域搜索,估计单个点的法向量,比较点法向量与参考向量。按式(4)计算各个点到基准平面的距离。为减少计算量,若点的法向量与某一基准面法向量平行,只计算其到该基准面的距离,否则计算点到 3 个基准平面的距离值。

依据建筑物特性,设置距离阈值为 0.1 m,数量阈值为 1000,距离差在 0.1 m 以内的点视为属于同一平面,某点集数目多于 1000,则将该点集视为一个立面。再采用 RANSAC 方法对未分类点云进行处理,寻找其中零散的平面,将检测结果合并到点集中。由于检测结果为偏离 3 个主方向的一块小平面,与此处所需的沿街立面点无关,故去除此平面点。图 6 展示了其中两栋建筑物的提取结果,用不



(a) 滤波后的所有地面点

(b) 滤波后的所有地物点

图4 滤波后数据的强度赋色图

Fig. 4 Figure of data after filtering colored by intensity

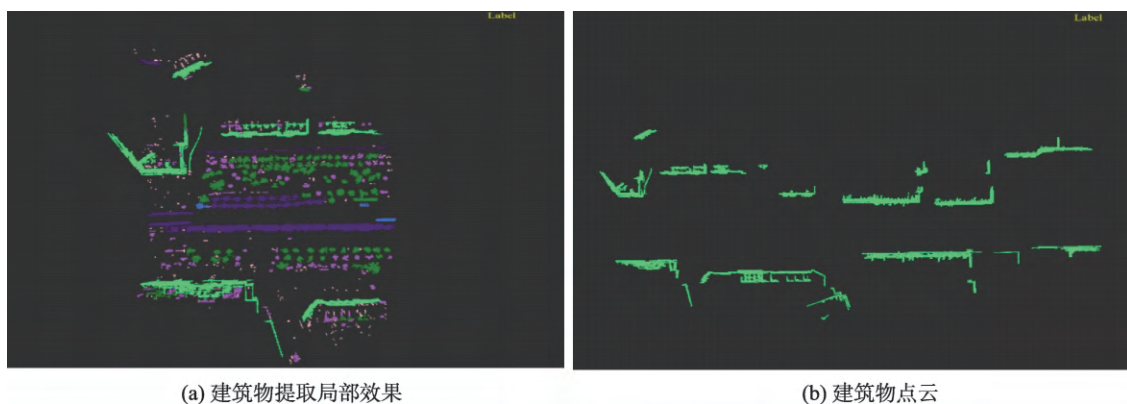


图5 建筑物点云

Fig. 5 Extracted point cloud data of buildings

同的颜色区分不同的立面,同种颜色表示位于同一平面上的点。

### 3.3 提取结果评价

#### (1) 提取精度分析

自动提取整体效果如图7、8所示,提取的立面轮廓分明,且杂点少。为了验证提取效果,采用Imageware软件手动提取建筑物点云,提取结果如图9所示。由于对15 040 112个点的原数据的手动

提取耗时过长,故不对比耗时,仅将本文方法得到的结果与人工提取结果进行对比,因人工立面提取的工作量大,故立面的提取结果对比仅针对单栋建筑物。对比结果如表2所示。

对比实验结果可见,从视觉上而言,建筑物的整体性不如人工提取效果,这是因为提取中设定了固定参数,导致部分立面数据因过于稀疏而被去除。本文方法对立面的分离效果明显,虽有误提的

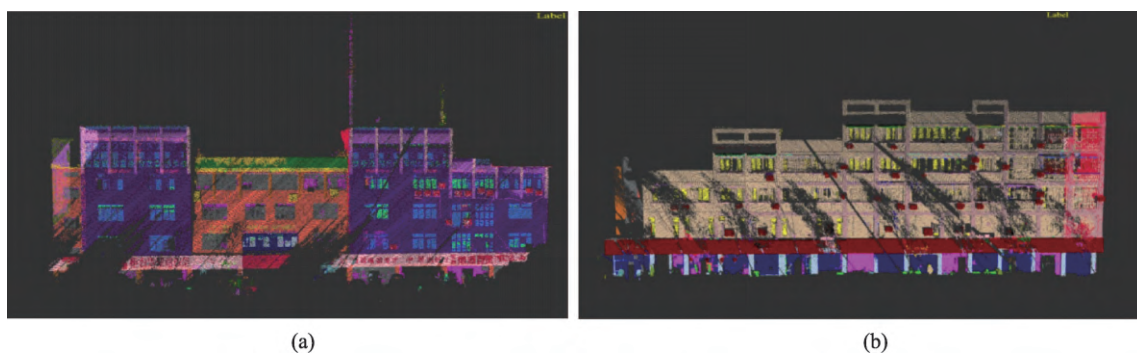


图6 局部分类效果图

Fig. 6 Results of classification via Euclidean distance

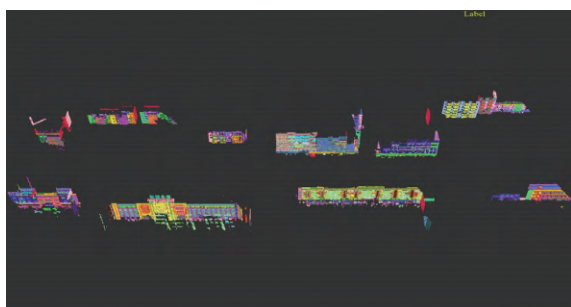


图7 自动立面提取最终结果

Fig. 7 Final result of automatic facade extraction

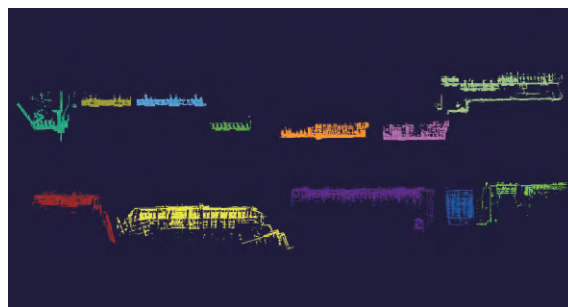


图8 人工提取建筑物结果

Fig. 8 Manual extraction result of buildings



表2 本文提取方法精度分析

Tab. 2 Comparisons of results between this method and manual extraction

提取方法	总数量	点云总数目/个	错题数目/个	误提点数目/个	正确率/%	完整率/%
人工提取建筑物	12	3 239 703(噪点约 70 万)	—	—	—	—
本文提取建筑物	13	2 460 954	1	78 749	96.899	92.308
人工提取立面	16	456 853(噪点约 10 万)	—	—	—	—
本文提取立面	17	343 531	1	13 322	96.267	93.750

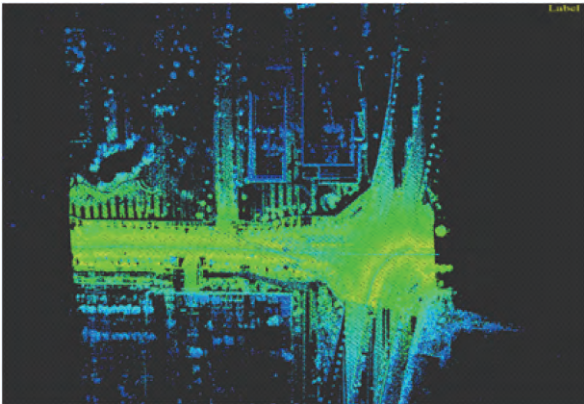


图9 原始点云数据  
Fig. 9 Raw point cloud data

数据点,却无碍单个立面的完整性,且去除了受玻璃窗影响而存在于建筑物内部的部分点,对后续处理的影响在可接受范围之内。总体来说,本文方法所得结果较为理想。

(2)实验对比

为了进一步验证本文方法相对于其他方法的优越性,另选用一段某街道点云数据进行实验,分别采用本文方法、直接区域生长和文献[12]的方法处理。原始数据如图 10 所示,文件约 845 M,总计 13 051 667 个点。区域生长将具有相似性质的点对象合并到一起<sup>[22]</sup>,以点的曲率值<sup>[23]</sup>为参考量选取种子点。本文重点比较立面提取的结果,由于其

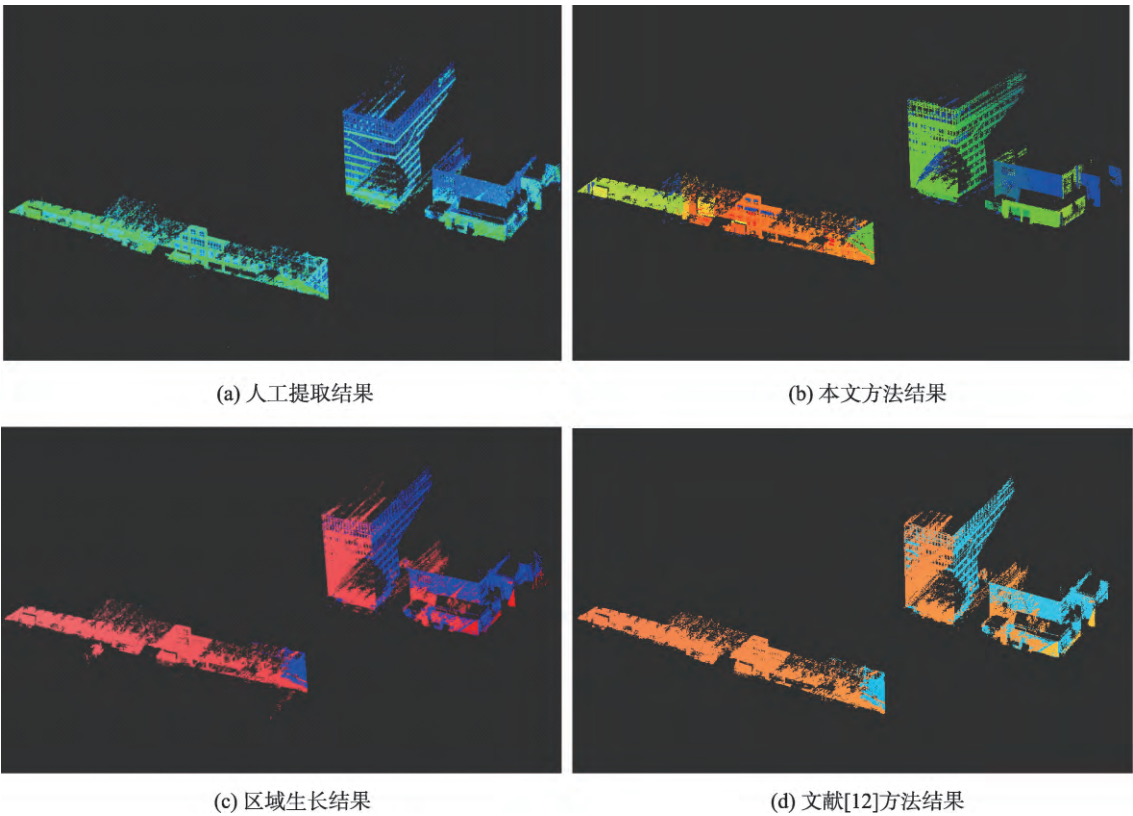


图 10 提取结果  
Fig. 10 Extraction results

他方法的侧重点是建筑物整体立面而非沿街立面,故对比实验中的立面均采用建筑物整体立面以求一致。各方法的提取结果如图 11 所示,颜色仅用作渲染对比。

相比人工提取结果,区域生长方法虽保留了

部晰;文献[12]的方法虽然有较好效果,但在顶部等处有较多缺失,且处理较慢。综合来看,本文方法能将建筑物内部无用点去除,得到的面轮廓更整齐,且处理较快。具体的提取结果及评价参数如表 3 所示。

表 3 提取结果对比  
Tab. 3 Comparison of extracted results

提取方法	提取点云数目/个	多提点数目/个	漏提点数目/个	准确率/%	时间消耗/s
人工提取	653 929	—	—	—	—
本文方法	632 066	922	22 785	96.517	346.051
区域生长	656 265	38 449	36 113	94.478	514.227
文献[12]方法	604 799	2034	51 164	92.176	987.539

4 结论

本文提出了一种适用于车载点云数据的街景立面自动提取方法,结合点云与 POS 数据,估算 POS 轨迹的方向向量,选取基准平面,在分离出建筑物点云的基础上计算点到平面的距离,按距离将点分类,并对上述步骤中未分类点另行提取,最终得到以街景立面为主的点云,实现了从原始点云数据中自动提取街景立面点的过程。本方法在提取过程中自动区分不同类型的立面,并针对不同立面采取不同的提取策略,主要的创新点在于利用了三维空间的正交关系,将平面的判别转化为对距离的比较,减少了平面拟合与匹配的迭代消耗,尽可能地加大了自动化范畴。本方法针对街道景观图制作方案中的城市级数据量的点云处理而提出,能够直接处理多栋建筑物,亦能用于单栋建筑物立面的提取,提取结果也可用于后续各面之间拓扑关系的建立、精细化三维建模等方面。本方法也存在不足之处:①对曲面的处理效果远不如平面,过程中会将曲面截断或去除;②对点稀疏的平面的提取效果不理想,这一点后续打算通过改变参数设置的方式来改进,如不再固定数目阈值,而是依据局部点密度设置点数目阈值。

因点云数据的非连续性,街景立面尚不能展示出该面的完整情况,制作街道景观图还需补全点云丢失的信息,并与对应全景影像叠合,故将在后续做进一步研究。

参考文献(References):

[1] 王昱.基于车载 LiDAR 数据和街景照片的街道美景度评价[D].南京:南京大学,2016. [Wang Y. Whether the street

is beautiful? A novel evaluation method based on mobile LiDAR data and street view[D]. Nanjing: Nanjing University, 2016. ]  
[2] 万怡平,习晓环,温奇,等.地面点云数据快速重建建筑模型的分层方法[J].测绘工程,2015(5):47-51. [Wan Y P, Xi X H, Wen Q, et al. Fast building reconstruction based on a layered Method using TLS data[J]. Engineering of Surveying & Mapping, 2015(5):47-51. ]  
[3] 顾斌.数字图像与激光点云配准及在建筑物三维建模中的应用[D].北京:中国矿业大学,2014. [Gu B. Registration of digital images and laser points cloud and its application in 3D model of buildings[D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2014. ]  
[4] Arachchige N H, Perera S N, Maas H G. Automatic processing of mobile laser scanner point clouds for Building FAÇADE Detection[J]. ISPRS - international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2012,XXXIX-B5:187-192.  
[5] Monzspart A, Mellado N, Brostow G J, et al. RAPter: Rebuilding man-made scenes with regular arrangements of planes[C]. ACM Transactions on Graphics, 2015,34(4): 103:1-12.  
[6] Lalonde J, Vandapel N, Huber D F, et al. Natural terrain classification using three-dimensional lidar data for ground robot Mobility[J]. Journal of Field Robotics, 2006,23(10): 839-861.  
[7] 江恒彪.基于实体化的地面点云建模技术[J].测绘工程, 2014,23(7):30-33. [Jiang H B. A modeling technique of point cloud based on entity-classification[J]. Engineering of Surveying & Mapping. ]  
[8] 杨必胜,董震,魏征,等.从车载激光扫描数据中提取复杂建筑物立面的方法[J].测绘学报,2013,42(3):411-417. [Yang B S, Dong Z, Wei Z, et al. Extracting complex building facades from mobile laser scanning data[J]. Acta



- Geodætica et Cartographica Sinica, 2013,42(3):411-417. ]
- [ 9 ] Vanegas C A, Aliaga D G, Benes B. Automatic extraction of manhattan-world building masses from 3D laser range scans[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2012,18(10):1627-1637.
- [10] Börös A, Nagy B, Benedek C. Fast 3-D Urban Object Detection on Streaming Point Clouds[C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014:628-639.
- [11] Zhang C, Wang L, Yang R. Semantic segmentation of urban scenes using dense depth maps[C]. European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag, 2010:708-721.
- [12] 彭晨,余柏菡,吴宾,等.基于移动激光扫描点云特征图像和SVM的建筑物立面半自动提取方法[J].地球信息科学学报,2016,18(7):878-885. [ Peng C, Yu B L, Wu B, et al. A method for semiautomated segmentation of building facade from mobile laser scanning point cloud based on feature images and SVM[J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(7):878-885. ]
- [13] 熊伟成,杨必胜,董震.面向车载激光扫描数据的道路目标精细化鲁棒提取[J].地球信息科学学报,2016,18(3):376-385. [ Xiong W C, Yang B C, Dong Z. Refining and robust extraction of roads from mobile laser scanning point clouds[J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(3):376-385. ]
- [14] 周华伟.地面三维激光扫描点云数据处理与模型构建[D].昆明:昆明理工大学,2011. [ Zhou H W. Data processing and model building of ground 3D laser scanning point cloud[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2011. ]
- [15] 吴芳,张宗贵,郭兆成,等.基于机载LiDAR点云滤波的矿区DEM构建方法[J].国土资源遥感,2015,27(1):62-67. [ Wu F, Zhang Z G, Guo Z C, et al. Method of deriving DEM in the mining area based on filtering of airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2015,27(1):62-67. ]
- [16] Zhang K, Chen S C, Whitman D, et al. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003,41(4):872-882.
- [17] 谭贇,钟若飞,李芹.一种车载激光扫描数据的地物分类方法[J].遥感学报,2012,16(1):50-66. [ Tan B, Zhong R F, Li Q. Objects classification with vehicle-borne laser scanning data[J]. Journal of Remote Sensing, 2012,16(1):50-66. ]
- [18] Coughlan J M, Yuille A L. Manhattan world: Compass direction from a single image by Bayesian inference[C]. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 1999:941-947.
- [19] 周煜,刘勖,马正东,等.基于分层聚类 and 拓扑连接模型的点云自适应简化[J].农业机械学报,2016,47(12):416-423. [ Zhou Y, Liu M, Ma Z D, et al. Adaptive simplification for point cloud based on hierarchical clustering and topological connectivity model[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 2016,47(12):416-423. ]
- [20] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981,24(6):381-395.
- [21] 许烨璋,王鑫森,郑德华,等.一种改进的RANSAC算法提取多模型圆弧特征点云[J].测绘工程,2015(1):28-32. [ Xu Y Z, Wang X S, Zheng D H, et al. An improved algorithm of RANSAC to extract feature point cloud of multi-model arc[J]. Engineering of Surveying & Mapping, 2015 (1):28-32. ]
- [22] 余洁,余峰,张晶,等.结合区域生长与道路基元的高分辨率遥感影像道路提取[J].武汉大学学报·信息科学版, 2013,38(7):761-764. [ Yu J, Yu F, Zhang J, et al. High resolution remote sensing image road extraction combining region growing and road-unit[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013,38(7):761-764. ]
- [23] Fei Y, Fan Z, Wang R M, et al. A fast and efficient mesh segmentation method based on improved region growing [J]. China Society for Industrial and Applied Mathematics B (English version), 2014,29(4):468-480.