

建筑物立面点云直线段特征提取方法

李金涛^{1**}, 程效军^{1,2*}

¹ 同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092;

² 自然资源部现代工程测量重点实验室, 上海 200092

摘要 针对现有从建筑物立面点云数据中检测提取直线段特征的方法存在漏检现象严重和准确程度不高的问题, 提出一种基于切片的建筑物立面点云直线段特征提取方法。首先对建筑物点云姿态进行调整, 使其走向与 Y 坐标轴一致, 然后沿三个坐标轴方向对点云进行切片并在切片上提取特征点; 之后分别对三个方向提取的特征点基于圆柱体生长的方式进行直线段聚类; 最后采用残差 1 范数最小进行聚类特征点的直线段拟合及对直线段端点进行调整和优化。采用多组实验数据对本方法进行验证, 实验结果表明: 本文方法的直线段提取精度为点云中平均点间距的 1/2; 与基于平面分割和图像检测的方法相比, 本文方法提取直线段的精确率平均提高了 2.4%, 召回率平均提高了 48.1%, 可以更加准确有效地从建筑物立面点云数据中提取直线段特征。

关键词 图像处理; 立面点云; 切片; 直线段聚类; 残差 1 范数最小; 特征提取

中图分类号 P237

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.1109002

Straight-Line-Segment Feature-Extraction Method for Building-Facade Point-Cloud Data

Li Jintao^{1**}, Cheng Xiaojun^{1,2*}

¹ College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China;

² Key Laboratory of Advanced Engineering Surveying, Ministry of Natural Resources, Shanghai 200092, China

Abstract In this study, we propose a straight-line-segment feature-extraction method for the building-façade point-cloud data based on slicing to improve the existing method of detecting and extracting the straight-line-segment features from the building-façade point-cloud data, which exhibits problems of missed detection and less-than-optimal accuracy. Further, the point cloud is sliced along the three coordinate axes after adjusting the point-cloud attitude of the building to ensure that its orientation is consistent with the Y-coordinate axis. Then, the feature points on each slice are extracted, and straight-line-segment clustering is applied to the extracted feature points based on the cylinder growth method. Finally, the straight-line-segment fitting of the feature points is performed using the 1-norm minimum residual algorithm, and the endpoints of the straight line segment are adjusted and refined. Subsequently, we validate the proposed method by applying it to several sets of experimental data; the experimental results exhibit improved accuracy, precision, and recall. The extraction accuracy of the straight line segment is half the average point spacing in the point cloud. The precision of the proposed method for extracting straight line segments is increased by 2.4% on average than that of the plane segmentation and image detection methods, whereas the recall is increased by 48.1% on average. Thus, our proposed method can accurately and effectively extract straight line segments from the building-façade point-cloud data.

Key words image processing; facade point cloud; slicing; straight-line-segment clustering; 1-norm minimum residual; feature extraction

OCIS codes 100.3008; 120.6650; 100.5010

收稿日期: 2019-05-17; 修回日期: 2019-06-27; 录用日期: 2019-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(41671449)、广州市科技计划(201704030102)

* E-mail: cxj@tongji.edu.cn; ** E-mail: lijintaotj@163.com

1 引言

三维激光扫描技术可以快速获取物体表面的点云数据。三维直线段特征是点云中重要的特征之一,可以用于点云配准^[1]、视觉定位^[2]、测距传感器标定^[3]、建筑物立面图生成和建筑物三维模型重建^[4]等。“实景三维中国”概念的提出,使得建筑物三维模型的精细化重建具有重要意义,其中建筑物直线段特征在模型重建中发挥了重要作用,准确有效地提取直线段特征是三维模型重建的关键。根据文献^[2,5]的定义,点云中三维直线段分为深度不连续直线段(表面轮廓)和表面相交直线段两类。基于点云数据对直线段进行提取的研究还处于起步和探索阶段^[5],现有从点云数据中提取直线段的方法可以分为基于图像的方法、基于平面相交的方法和基于点的方法。

基于图像的方法利用了较为成熟的图像处理相关算法。文献^[6-7]分别采用正射投影和多视角投影的方式将点云投影到二维平面,然后利用线性特征检测算法(LSD)^[8]提取直线段。文献^[9]先利用区域增长对点云进行平面分割,然后从平面中基于图像检测提取直线段特征点并拟合,最后将二维直线段映射回三维空间。基于图像提取直线段的主要问题在于最佳投影平面难以确定,直线段的提取依赖于投影平面的选择,且二维和三维之间的维度变换存在一定的精度损失。

基于平面相交的方法可以提取三维直线段中的平面相交直线段。文献^[1-2]分别利用随机采样一致性算法(RANSAC)^[10-11]和区域增长算法从点云中提取平面,然后通过平面求交得到平面相交直线段。由于实际墙面难以保证平整,因此平面相交求取的直线段容易出现偏差。为此文献^[12]用直线段邻域点集对平面进行重心归化,提高了直线段的提取精度。基于平面相交提取相交直线段的主要问题在于点云中的小平面难以被精确分割,方向相同的相邻直线段提取效果不佳。

基于点的方法利用局部特征直接提取特征点,并通过直线拟合获取直线段。文献^[2]和^[3]中采用局部主成分分析算法(PCA)^[13]提取深度不连续边缘点,然后进行直线的聚类 and 拟合。文献^[4]通过邻域内的夹角关系提取建筑物直线特征点,然后通过聚类和统计分析确定直线段端点并提取每条直线段。此外,文献^[14-17]也分别通过 PCA 和法向量变化提取特征边界点,但未对每条特征线进行区分

和拟合。基于点对直线段进行提取的主要问题在于局部邻域范围大小对特征点提取影响较大,阈值难以确定,且难以聚类区分每条直线段。

针对点云直线段提取的现有方法存在精度差、漏提取严重、参数阈值难以选取等不足,本文提出一种基于切片的建筑物立面点云直线段提取方法。该方法首先对原始点云进行姿态调整,然后沿坐标轴进行切片并在切片上提取直线段特征点,之后基于圆柱体生长方式对特征点进行聚类及拟合直线段,最后对直线段的端点进行调整与优化。

2 直线段提取

基于切片的建筑物立面点云直线段特征提取方法主要分为 6 个步骤:建筑物立面点云姿态调整、沿坐标轴方向切片生成、切片上特征点的提取、基于圆柱体生长的特征点聚类、基于残差 1 范数最小的直线段拟合、直线段端点的调整与优化。

2.1 姿态调整

通过沿特征直线段方向进行切片的方式实现局部加密,进而提取该方向上直线段特征点并沿该方向聚类特征点拟合特征直线段。为便于切片方向的确定和后续特征点的聚类生长,现对建筑物立面整体点云进行姿态调整,使建筑物立面走向与 Y 坐标轴指向一致,且垂直于 XY 平面(即 Z 轴竖直向上)。由于数据采集时,三维激光扫描仪的整平操作可以确保坐标系的 Z 轴竖直向上,因此只需将立面点云在 XY 平面内绕 Z 轴旋转一定角度即可使建筑物立面走向与 Y 轴一致。

原始点云如图 1(a)所示,其在 XY 平面内的投影示意图如图 2(a)所示,图中投影边界线颜色越深表示建筑物对应立面上的扫描点越多。由于主立面上点的数量最多,因此投影后点云在 XY 平面内的主方向即为建筑物立面走向。点云在 XY 平面内的主方向可利用 PCA^[13, 18]进行计算。对投影点构造协方差矩阵 D ,表示为

$$D = \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N \Delta x_n \Delta x_n & \sum_{n=1}^N \Delta x_n \Delta y_n \\ \sum_{n=1}^N \Delta y_n \Delta x_n & \sum_{n=1}^N \Delta y_n \Delta y_n \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: $\Delta x_n = x_n - \bar{x}$, $\Delta y_n = y_n - \bar{y}$; x_n 、 y_n 分别为投影后点在平面中的横纵坐标, $n=1, 2, \dots, N$, n 为点云数据中的第 n 个点, N 为点云中点的总数; \bar{x} 、 \bar{y} 分别为所有点坐标的平均值。

矩阵 D 的最大特征值对应的特征向量即为主方向,如图 2(b)中箭头所示。计算主方向与 Y 坐标轴的夹角 α ,将原始点云以主方向上距离原点最近的点

(x_0, y_0) 为旋转中心,绕 Z 轴旋转角度 α 即可使主方向与 Y 轴平行,从而完成原始点云姿态的调整,如图 2(c)所示,调整后点云的三维视图如图 1(b)所示。

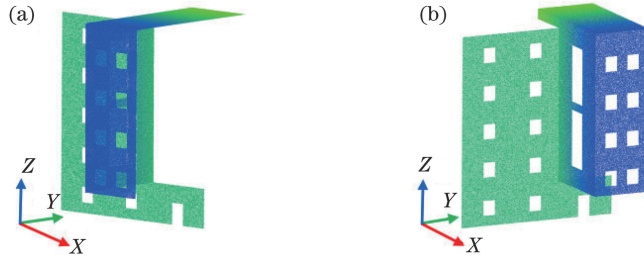


图 1 原始点云姿态调整。(a)原始点云;(b)姿态调整后点云

Fig. 1 Attitude adjustment of original point cloud. (a) Original point cloud; (b) point cloud after attitude adjustment

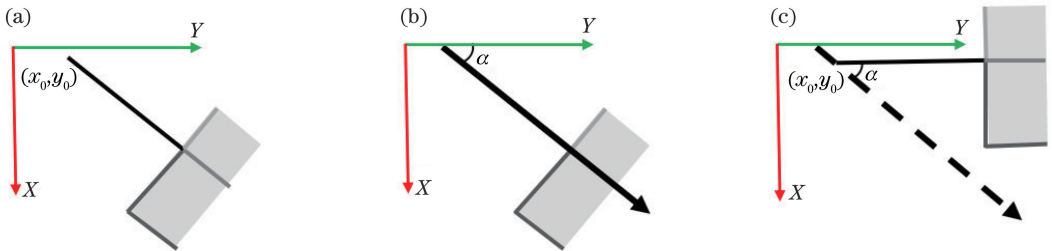


图 2 姿态调整。(a)原始点云姿态;(b)原始点云主方向;(c)调整后点云姿态

Fig. 2 Attitude adjustment. (a) Attitude of original point cloud; (b) principal direction of original point cloud; (c) attitude of point cloud after adjustment

2.2 切片生成

对姿态调整后的建筑物立面点云进行切片^[19],即采用一组与切片方向相垂直的平行平面对点云进行分割,并将三维点云投影到二维切片平面上。设原始散乱点集的坐标范围为 $(X_{\min}, Y_{\min}, Z_{\min}) \sim (X_{\max}, Y_{\max}, Z_{\max})$,以沿 Z 坐标轴进行切片为例,此时,平面点集由一组坐标序列 Z_m 组成,

$$Z_m = Z_{\min} + m \cdot Z_{\text{thick}}, \quad (2)$$

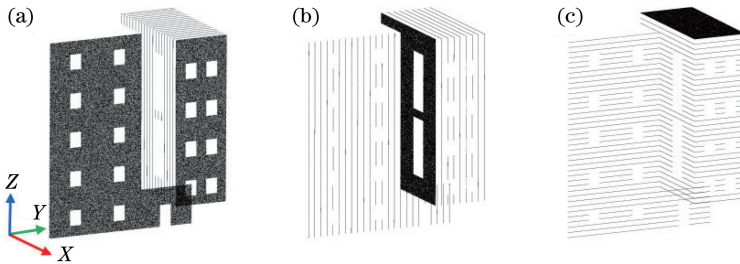


图 3 切片生成。(a) X 轴切片;(b) Y 轴切片;(c) Z 轴切片

Fig. 3 Slice generation. (a) Slices along X axis; (b) slices along Y axis; (c) slices along Z axis

2.3 特征点提取

建筑物立面上的绝大多数直线段特征(如门、窗、墙面拐角等)均平行或垂直于地面,因此分别沿 X 、 Y 、 Z 三个坐标轴方向进行切片后,直线段上的特征点在切片上表现为端点、拐角点或孤立点(点云密

式中, $m=0, 1, \dots, \text{ceil}(h/Z_{\text{thick}})$, m 为第 m 层切片, $h=Z_{\max} - Z_{\min}$, Z_{thick} 为指定的切片厚度, $\text{ceil}(\cdot)$ 为向上取整函数。根据建筑物扫描点的疏密程度,切片厚度 Z_{thick} 可取为 3~5 倍的平均点间距。

分别沿三个坐标轴定义三组平行平面,对姿态调整后的点云数据进行分割,将分割得到的每层数据投影到位于该层中间的参考平面上即可得到三组切片点云,结果如图 3(a)~(c)所示。

度较低时的门窗玻璃边框),由于原始点云具有一定的采样密度和测量误差,此处端点、拐角点和孤立点指以该点为中心的 r 邻域内点的集合。根据点云密度不同, r 通常取 0.5~1.0 cm。图 4 为某个沿 Z 轴的切片上特征点的提取示意图,切片上的端点和拐

角点均为建筑物立面中垂直于地面的特征直线上端点。因此三维直线段提取转换为切片平面上端点、拐角点或孤立点的提取。切片上特征点的提取方式为：

1)对切片上所有点建立 KD-tree 索引,循环切片上的所有点 $P_i(i=1,2,\dots,I,I$ 为该切片上点的总数),对待判断点 P_i ,搜索其 R 近邻域点用于局部特征分析。其中 R 为建筑物中方向相同的最邻近直线段之间的距离。

2)计算 R 近邻域内所有点到 P_i 的距离,若距离均小于 r ,则 P_i 为孤立特征点,对其进行保留,若存在距离大于 r 的点,执行 3)~5)。

3)对 P_i 的 R 邻域内所有点利用 RANSAC 进行最优直线拟合,寻找 R 邻域内拟合直线上距离 P_i 最远的点,并将其标记为参考点 P_r ,如图 4 中的虚线点所示。

4)以 P_iP_r 方向为参考方向,计算 P_i 到 R 邻域内点 P_j 方向与参考方向的夹角 θ_j 。

5)统计夹角在 $135^\circ\sim 180^\circ$ 之间的点的数目,除过接近点(到 P_i 点的距离小于 r 的点,如图 4 中蓝色点)外,若不存在夹角在 $135^\circ\sim 180^\circ$ 之间的点,则点 P_i 为特征点(如图 4 中的端点和拐角点);若存在夹角在 $135^\circ\sim 180^\circ$ 之间的点,则点 P_i 为非特征点(如图 4 中的内部点)。

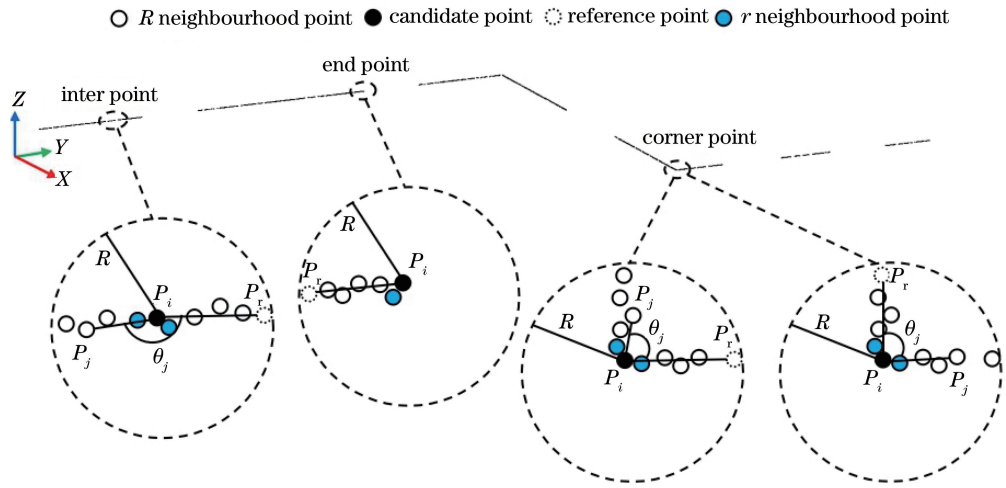


图 4 切片上特征点提取

Fig. 4 Extraction of feature points from slices

用 RANSAC 拟合直线寻找参考点可以确保参考点选取的准确性。RANSAC 可以在存在离群点的情况下拟合得到最优直线,如图 5 所示近拐角点的判断中,RANSAC 可以拟合得到一条通过最多数量点的直线,因此可以正确地选择参考点 P_r ,避免了仅采用最远距离作为参考点选取准则时错误地将 P_{r0} 取为参考点。对于图 4 中的拐角点,其参考点的选取有两种情况,参考点可能存在

于拐角点所在两个平面中的任意一个上,此时参考点的选取对特征点提取结果没有影响,选取两个参考点中的任意一个均可有效地提取特征点。

为提高切片上特征点的提取速度,第一,在提取某切片特征点前先对该切片进行判断,计算该切片内点云所占面积与切片整体面积的比值,若比值大于一定阈值,则该切片靠近建筑物中的某个墙面,此时不对该切片进行特征点提取。第二,对于切片上的某点 P_i ,若判断其为非特征点(内部点),则切片上到该点距离小于 $0.8R$ 的邻域点均判断为非特征点,避免了对所有非特征点的逐个判断,提高了算法的效率。

将切片上提取的特征点映射回三维空间即得到与该切片方向垂直的直线段特征点。图 6 为沿 Z 方向的某 5 个相邻切片及提取的特征点映射回三维空间的结果。图 7 为沿 X 、 Y 、 Z 三个方向进行切片后提取的特征点。

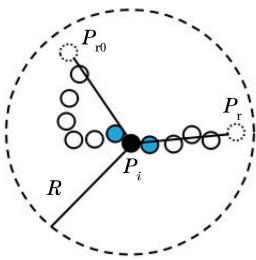


图 5 近拐角点

Fig. 5 Points near corner

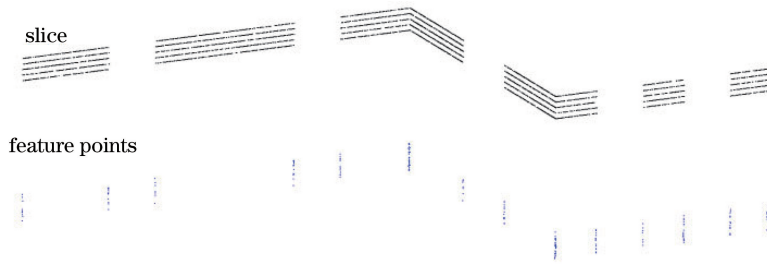


图 6 映射回三维空间的特征点

Fig. 6 Feature points mapped back into three-dimensional space

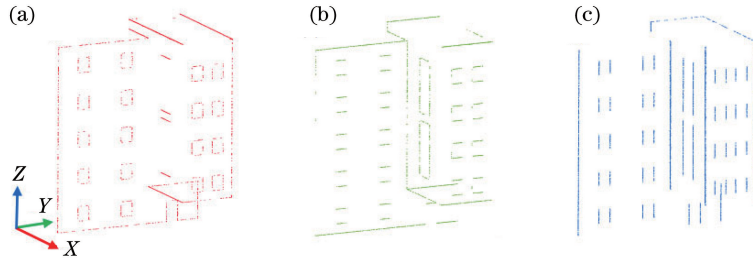


图 7 特征点提取。(a) X 轴切片特征点;(b) Y 轴切片特征点;(c) Z 轴切片特征点

Fig. 7 Extraction of feature points. (a) Feature points on slices along X axis;

(b) feature points on slices along Y axis; (c) feature points on slices along Z axis

2.4 直线段特征点聚类

从图 7 特征点提取结果可以看出,与切片相平行墙面的存在或原始点云密度的不均匀均会使特征点提取结果中含有一定数量的噪声点,且特征点仍为无序的散乱点。为有效地提取每条特征直线段,需对噪声点进行去除并有效聚类各直线段特征点。为此提出采用圆柱体生长的特征点聚类方法对每条直线段特征点进行区分。以 Z 方向切片特征点聚

类为例,图 8 为 Z 方向切片特征点聚类流程图,聚类步骤如下。

1) 指定圆柱体半径阈值 R_c ,以切片厚度为圆柱体高度,以 R_c 为半径建立圆柱体聚类搜索单元。

2) 沿 Z 方向自下而上循环所有切片。对于当前切片 $s(s=1,2,\dots,S)$,若 $s \leq S$ (S 为该方向上切片总数),循环 s 上的所有特征点 $P_f(f=1,2,\dots,F,F$ 为该层切片上特征点总数),执行 3);若 $s > S$,

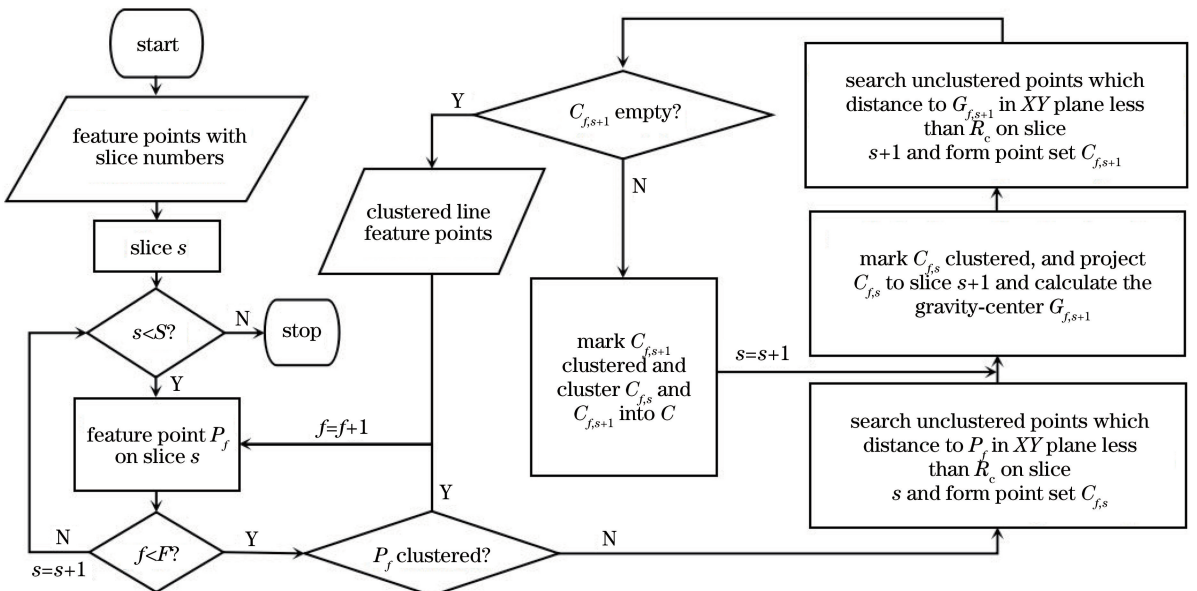


图 8 基于圆柱体生长的特征点聚类流程图(Z 方向)

Fig. 8 Flow chart of feature points clustered based on cylindrical growth (Z direction)

聚类结束。

3) 若 $f \leq F$, 且 P_f 未进行聚类标记, 则以 P_f 为种子点沿 Z 方向进行某条直线段的圆柱体生长聚类, 聚类方式如 4)。

4) 在切片 s 上搜索 XY 平面内到种子点 P_f 的距离小于 R_c 的点 (最少一个, 即只有点 P_f) 构成点集 $C_{f,s}$ (图 9 切片 s 上圆柱体内的绿色点), 将 $C_{f,s}$ 标记为已聚类点, 并计算点集 $C_{f,s}$ 在切片 $s+1$ 上的重心点 $G_{f,s+1}$ (图 9 切片 $s+1$ 上白色点), 在切片 $s+1$ 上搜索以 $G_{f,s+1}$ 为中心的柱体单元内的点 (即 XY 平面内到 $G_{f,s+1}$ 的距离小于 R_c 的点) 构成点集 $C_{f,s+1}$ (图 9 切片 $s+1$ 上圆柱体内的绿色点), 若 $C_{f,s+1}$ 非空, 将其标记为已聚类点并与 $C_{f,s}$ 聚类生成直线段点集 C 。依次计算下一层切片上的搜索中心并进行圆柱体搜索, 直到某一层 (图 9 切片 $s+w+1$, w 表示当前直线段的聚类生长层数) 的柱体邻域为空, 则输出以 P_f 为种子点聚类生成的直线段 C , 完成该直线段的聚类。

5) 对聚类后切片层数小于一定数量的聚类结果进行删除, 剔除特征点提取中的噪声点, 如图 9 中的红色点, 其聚类后所在直线段包含的切片数仅为 1。

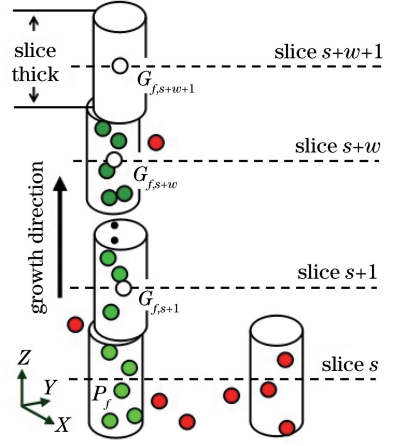


图 9 直线段生长示意图

Fig. 9 Schematic of straight-line-segment growth

聚类后, 可以分别实现沿 X 、 Y 、 Z 三个方向切片特征点的直线段聚类, 聚类结果如图 10 所示。

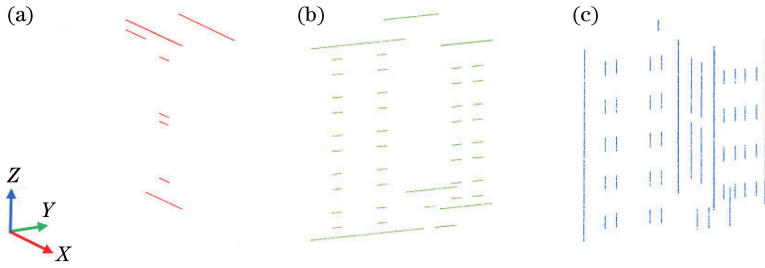


图 10 特征点聚类。(a) X 轴切片特征点聚类; (b) Y 轴切片特征点聚类; (c) Z 轴切片特征点聚类

Fig. 10 Clustering of feature points. (a) Clustering of feature points on slices along X axis; (b) clustering of feature points on slices along Y axis; (c) clustering of feature points on slices along Z axis

2.5 直线段拟合

聚类后特征直线段的表达方式为原始点云中的离散扫描点, 为更加精确地对特征直线段进行表达, 需对聚类后的特征点进行直线拟合。多数学者均采用最小二乘法进行空间直线特征点的拟合, 但最小二乘法假定数据中只含有偶然误差不含粗差, 具有较差的抗差性。直线段聚类后虽然可以剔除较大的粗差点, 但对于数值较小的粗差点难以有效剔除, 因此聚类结果中难免存在少数的小数值粗差点, 此时残差 1 范数最小的直线拟合方法能更好地避免粗差的影响, 实现更精确的直线拟合。

对于某直线段上的特征点 (x, y, z) , 根据空间直线方程建立间接平差函数模型

$$\begin{cases} x = a + a_0 z \\ y = b + b_0 z \end{cases}, \quad (3)$$

式中, a, a_0, b, b_0 为描述空间直线方程的参数。

由此得误差方程为

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 & z & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ a_0 \\ b \\ b_0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (4)$$

将所有属于该直线段特征点的误差方程写为矩阵形式, 表示为

$$\mathbf{V} = \mathbf{B}\mathbf{x} - \mathbf{L}, \quad (5)$$

$$\text{式中, } \mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_l \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & z_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & z_1 \\ 1 & z_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & z_l & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & z_l \end{bmatrix}, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} a \\ a_0 \\ b \\ b_0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ x_2 \\ y_2 \\ \vdots \\ x_l \\ y_l \end{bmatrix}, l \text{ 表示该直线上特征点的数量。}$$

在残差 1 范数最小的条件下,即 $\min(\|\mathbf{V}\|_1)$, 采用交替方向乘子法(ADMM)^[20-21]可求得空间直线参数的最优解,具体求解过程为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T (\mathbf{L} + \mathbf{z}_k - \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} = S_{1/\rho}(\mathbf{B} \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{L} + \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{u}_{k+1} = \mathbf{u}_k + \mathbf{B} \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{L} \end{cases}, \quad (6)$$

式中 ρ 为经验值。

$$S_k(A) = \begin{cases} A - k, & A > k \\ 0, & |A| \leq k \\ A + k, & A < -k \end{cases}, \quad (7)$$

式中, S_k 用来控制迭代过程的收敛, A 和 k 为变量。

将聚类后每条直线的特征点投影到拟合的对应空间直线上,可以确定直线的起始端点位置,拟合后的直线段如图 11 所示。

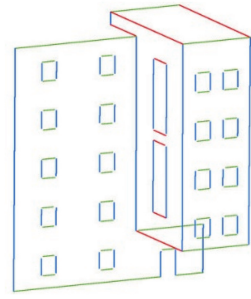


图 11 拟合的直线段

Fig. 11 Fitted straight line segments

2.6 直线段调整与优化

经特征直线段拟合后,实际提取的两条或三条相交直线在相交处并不为同一个端点,会有一些的错位,如图 12(a)所示,需要对其进行调整与优化。对存在交点的两条特征直线段端点的调整方式为,将两条相交直线段投影到端点所在位置的局部平面内并计算其交点,将该交点作为两相交直线段的共用端点。对存在交点的三条特征直线段端点的调整方式为,依次将三条线段中实际共面的两条投影到交点所在位置的三个局部平面中,计算三个交点,取三个交点的平均值作为三条直线段的共用端点,调整后的效果如图 12(b)所示。

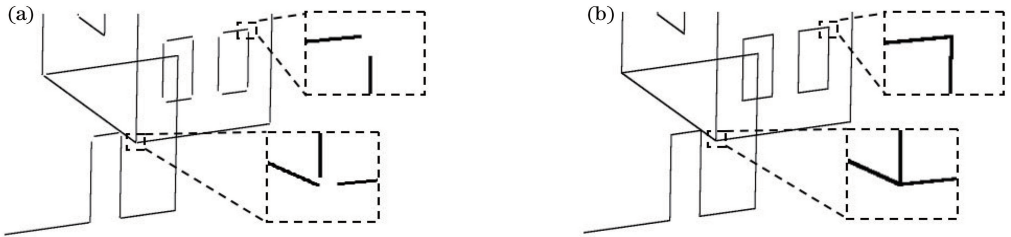


图 12 直线段端点调整与优化。(a)优化与调整前;(b)优化与调整后

Fig. 12 Adjustment and refinement of endpoints of straight line segments. (a) Before adjustment and refinement;

(b) after adjustment and refinement

3 实验与分析

3.1 实验数据

利用 4 组点云数据对本文算法进行实验验证。Data 1 和 Data 2 为 Semantic 3D 公开数据集中由地面三维激光扫描测量的较为完整的部分建筑物立面点云数据,点云密度较大;Data 3 为由车载三维激光扫描测量的某城市街道中的部分建筑物点云数据,点云密度较稀疏;Data 4 为从建筑物 BIM 模型中生成的点云,数据较为理想,且噪声较少。实验点云数据的点数量及平均点间距信息如表 1 所示。

3.2 直线段提取与分析

采用本文算法对实验数据进行三维直线段特征

提取,本文算法中主要涉及切片厚度 Z_{thick} 、特征点提取时搜索半径 R 和特征点聚类生长时柱体半径 R_c 三个参数。切片厚度 Z_{thick} 的取值对直线段提取结果具有一定影响, Z_{thick} 取值太小不能有效实现局部加密,取值过大则局部特征易被忽略,这两种情况均容易导致直线段漏提取。大量实验表明, Z_{thick} 取 3~5 倍的平均点间距时直线段提取效果最佳,因此实验中切片厚度 Z_{thick} 取 4 倍的平均点间距。为有效提取直线段,特征点提取时搜索半径 R 取值不应超过方向相同的最邻近直线段之间的距离,且 R 取值越小,算法运行效率越低。为保证较高的效率,实验中 R 取方向相同的最邻近直线段之间的距离,见表 1。特征点聚类生长时柱体半径 R_c 取值越大直

线段的提取精度越低,为保证较高的精度, R_c 取1倍的平均点间距。直线段提取效果如图13所示,提取效率如表1所示(FP表示特征点)。

由4组实验数据的实验结果可知:本文算法能从建筑物立面点云中较完整地提取直线段特征,且对方向相同的近距离直线段也能很好地区分,如图13(e)中的栅栏和立柱轮廓棱线及图13(e)和图13(f)中窗体玻璃边框都能被较好地提取;本文算法适用于不同密度(平均点间距)的点云数据,图13(a)点云密度较大(平均点间距1.01 cm),图13(c)点云

密度较小(平均点间距5.64 cm),从结果图13(e)和图13(g)中可以看出点云中的直线段均能被有效提取;从时间消耗来看,算法的整体效率较高;对比图13(a)和图13(e)可知,本文算法对建筑物立面中平行或垂直于地面的直线段有较好的提取效果,但对倾斜的直线段不能得到理想的提取效果,由于建筑物立面中绝大多数直线段均为水平和垂直相交的非倾斜直线段,倾斜直线段较少且仅存在于建筑物顶部,因此本文算法可用于建筑物立面点云数据直线段特征的提取。

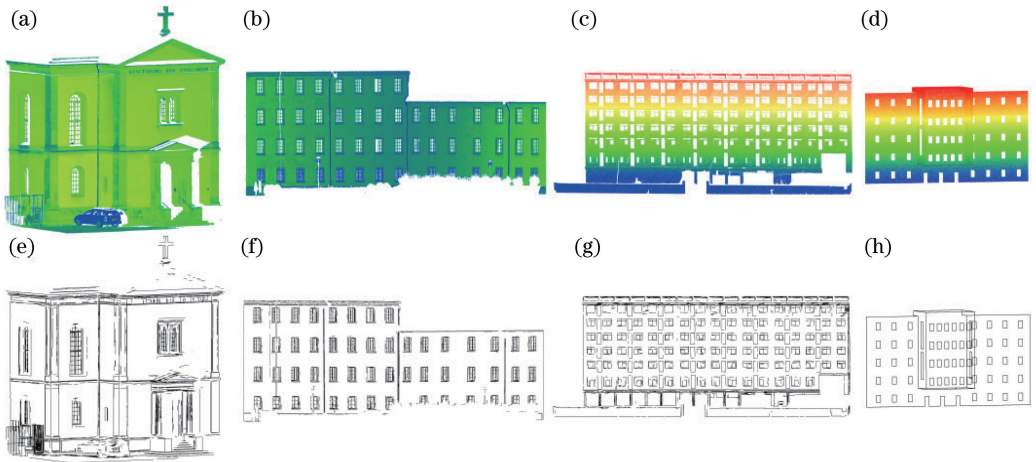


图13 直线段提取结果。(a)~(d) Data 1,Data 2,Data 3,Data 4;(e)~(h) Data 1,Data 2,Data 3,Data 4 的提取结果

Fig. 13 Extraction results of straight line segments. (a)-(d) Data 1, Data 2, Data 3, and Data 4; (e)-(h) extraction results of Data 1, Data 2, Data 3, and Data 4

表1 实验数据处理结果

Table 1 Processing results of experiment data

Data	Point number	Point interval /cm	R /cm	Time cost /s			Total
				Slicing and FP extracting	FP clustering and fitting	Post-processing	
Data 1	1776255	1.01	3.2	70.6	14.8	2.4	87.8
Data 2	459970	3.14	7	30.1	8.3	1.9	40.3
Data 3	325338	5.64	10	25.2	6.6	0.8	32.6
Data 4	2338424	0.98	78	68.9	4	0.3	73.2

为量化分析本文算法的直线段提取精度,对模型点云 Data 4 直线段提取结果中窗体的大小进行量测,并与原模型进行比较。Data 4 中共存在 59 个大小相等的窗体,对提取结果中每个窗体的 4 个边长(2 个宽度和 2 个高度)进行量测,将模型设计值作为真值,计算提取窗体宽度和高度的最大误差、最小误差和平均误差,结果如表 2 所示。由于窗体的宽度和高度分别为每个窗体中垂直和水平的两条直线段之间的距离,因此窗体中垂直和水平直线段的最大提取误差分别为 9.2 mm 和 9.1 mm,平均提取误差均为 4.6 mm。由表 1 可知,原始数据 Data 4

中各个点间的平均距离为 0.98 cm,因此本文算法具有较高的直线段提取精度,每条直线段提取的最大误差与原始点云中平均点间距一致,平均误差仅为平均点间距的 1/2。

表2 Data 4 窗体提取误差分析

Table 2 Error analysis of windows extraction of Data 4

Aspect	Designed value	Minimum error	Maximum error	Average
	Width /mm	900	2.9	
Height /mm	1500	0	18.2	9.21

3.3 对比实验

为对比本文算法的直线段提取效果,将本文算

法与现有方法进行对比分析。文献[9]将基于平面相交和基于图像从点云数据中提取直线段的方式相结合,提出一种基于平面分割和图像检测的直线段提取算法。分别采用本文算法和文献[9]所述算法对 Data 1 和 Data 3 进行直线段提取,提取结果如图 14 所示。对 Data 1,文献[9]和本文算法运行耗时分别为 30.3 s 和 87.8 s;对 Data 3,文献[9]和本文算法运行耗时分别为 8.1 s 和 32.6 s。为分析直线段提取精度,将直线段提取结果与原始点云进行叠加,图 14 中的局部放大部分为叠加原始点云后的直线段提取结果。

为对直线段提取结果进行定量评价,采用精确率($R_{\text{precision}}$)和召回率(R_{recall})作为评价指标。其中,精确率表示被正确提取出的直线段数目占被提取出直线段总数的比例,用于描述算法提取效果的精确

程度。召回率表示被正确提取出的直线段数目占测试数据中直线段总数的比例,用于描述算法提取效果的完整性。精确率和召回率的计算公式为

$$R_{\text{precision}} = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \quad (8)$$

$$R_{\text{recall}} = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (9)$$

式中, T_P 表示被正确提取的直线段数目, F_P 表示被错误提取出的直线段数目, F_N 表示未被提取出的直线段数目。

将 Data 1 和 Data 3 平均分成若干个小区域,分别从存在点云数据的小区域中随机抽取 4 个并编号为 1~8,如图 15 所示。对文献[9]和本文 2 种算法的直线段提取结果在随机选取的小区域内进行精确率和召回率的统计计算,结果如表 3 所示。

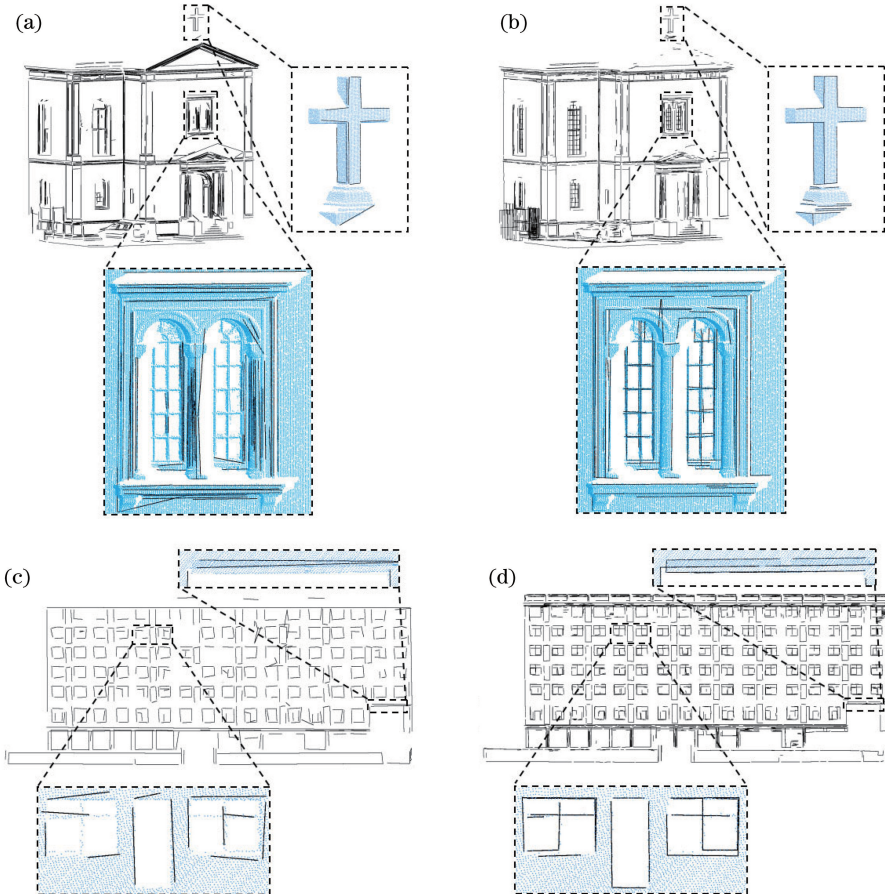


图 14 直线段提取结果对比。(a) Data 1,文献[9]算法提取结果;(b) Data 1,本文算法提取结果;
(c) Data 3,文献[9]算法提取结果;(d) Data 3,本文算法提取结果

Fig. 14 Comparison of extraction results of straight line segments. (a) Extraction result of Data 1 obtained by method in Ref. [9]; (b) extraction result of Data 1 obtained by proposed method; (c) extraction result of Data 3 obtained by method in Ref. [9]; (d) extraction result of Data 3 obtained by proposed method

根据图 14 和表 3 的直线段提取对比结果可知:
1) 相比文献[9]所述基于平面分割和图像检测

的算法,本文算法的直线段提取结果更加准确和完整,即提取直线段的精确率和召回率更高。数据

Data 3 窗体边缘的提取结果中,文献[9]算法漏提取现象较为严重,如图 14(c)所示,建筑物立面中许多窗体未能被有效提取;本文算法提取结果较为完整,如图 14(d)所示,仅个别直线段存在漏提取现象,对绝大多数窗体均实现了有效提取。从表 3 中可见,对

随机选取的 8 个统计区域,除区域 4、5 外,其余区域本文算法的精确率均高于或等于文献[9]算法,8 个区域中本文算法的召回率均远高于文献[9]算法。从中可得相比于文献[9]算法,本文算法的精确率平均提高了 2.4%,召回率平均提高了 48.1%。

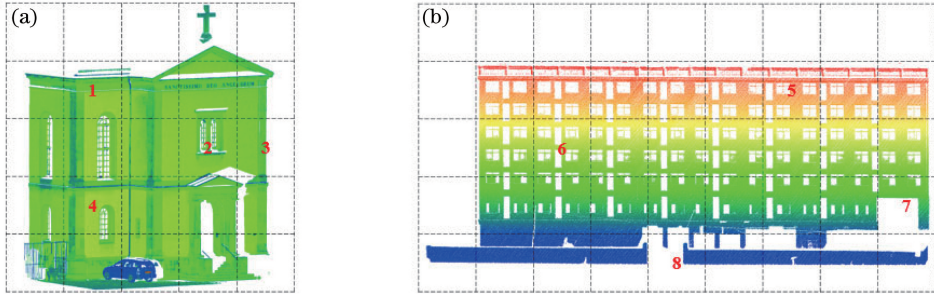


图 15 精确率和召回率统计区域。(a) Data 1 统计区域;(b) Data 3 统计区域

Fig. 15 Statistical areas of precision and recall. (a) Statistical areas of Data 1; (b) statistical areas of Data 3

表 3 直线段提取结果的精确率和召回率对比

Table 3 Comparison of precision and recall of extraction results of straight line segments

Parameter	Method	Data 1				Data 3				Average
		1	2	3	4	5	6	7	8	
$R_{\text{precision}} / \%$	Method in Ref.[9]	90.5	86.7	100	93.8	85.0	100	88.2	85.7	91.2
	Method in this paper	91.1	91.8	100	91.7	83.3	100	96.2	94.4	93.6
$R_{\text{recall}} / \%$	Method in Ref.[9]	38.8	21.7	37.5	36.6	51.5	60.6	65.2	42.9	44.4
	Method in this paper	83.7	96.6	87.5	94.3	95.2	97.3	96.2	89.5	92.5

2)对方向相同的临近直线段,本文算法的提取效果要优于基于平面分割和图像检测的算法。基于平面分割和图像检测算法的直线段提取效果受制于平面分割的结果,由于点云数据中方向相同的相邻直线段之间的小平面难以被准确分割,因此对应小平面的直线段难以被有效提取,如图 14(a)和图 14(c)中窗体内的玻璃框架、图 14(c)中建筑顶部的围栏均未被完整提取。本文所提基于切片的直线段提取算法采用切片投影的方式进行点云局部加密,可以有效区分方向相同的相邻直线段,因此对方向相同的邻近直线段具有较好的提取效果,如图 14(b)和图 14(d)中距离较近的窗体内玻璃框架及图 14(d)中建筑顶部围栏均被较完整地提取。

3)对三维特征直线段的提取精度,本文算法要优于基于平面分割和图像检测的算法。后者需要将三维点云转换至二维图像,在图像中检测直线段,再把检测出的直线段由二维转换到三维空间,在进行维度转换的过程中难免会产生精度损失。从图 14 中局部放大部分可以清晰地看出,本文算法提取的直线段更接近原始点云中的特征直线段,与原始特征直线段较为一致;基于平面分割和图像检测的算

法提取的直线段与原始点云中特征直线段不能有效吻合,与原始点云中的直线段存在较大偏差。

4)相比基于平面分割和图像检测的算法,本文算法对建筑物立面中平行或垂直于地面直线段的提取效果具有绝对优势,但由于本文算法采用了切片的形式进行局部加密并且切片和直线段聚类时均沿坐标轴方向进行,因此本文算法的运行效率较文献[9]算法有所降低,且无法有效提取建筑物中存在的少数与地面成一定夹角的倾斜直线段,该局限性从算法运行耗时及图 14(b)中对建筑物顶部倾斜直线的提取结果中体现出来。

从点云数据中基于点提取直线段特征的算法中比较有代表性的为文献[16]所提的 PCA,该算法结果的表现形式为原始点云中位于线特征上的散乱点,故将本文算法从原始点云中提取到的直线段特征点与 PCA 提取的特征点进行对比分析。采用两种算法分别对数据 Data 1 进行特征点提取,PCA 需要设置待判断点的搜索半径取值范围,实验中选取三组不同的范围阈值,提取结果如图 16 所示,三组阈值下 PCA 运行耗时均超过 10 min,远低于本文算法提取直线段特征点时的 70.6 s。

对比特征点提取结果可知,PCA 虽然可以提取倾斜直线和曲线上的特征点,但提取效果不佳,且搜索范围参数阈值难以选取。阈值选取过小会导致提取结果中会存在较多的噪声点,如图 16(a)所示,左侧墙面和地面上含有大量噪声点;阈值选取过大则

会导致漏提取现象严重,如图 16(c)所示,多数建筑物直线段均未被检测提取。相比于 PCA,本文所提算法对非倾斜直线上的特征点具有良好的提取效果,提取结果中噪声较少,且可以较好地提取方向相同的相邻直线上的特征点,精确区分出邻近直线段。

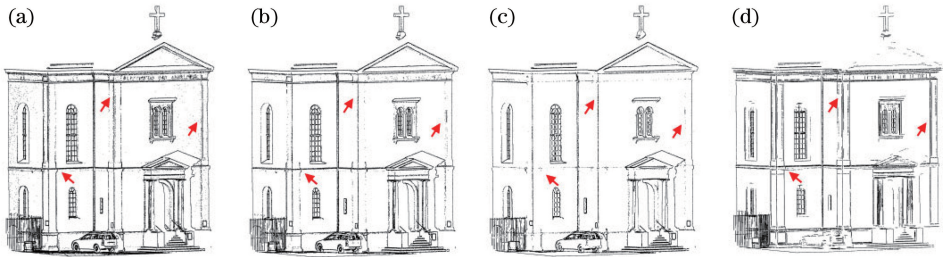


图 16 Data 1 特征点提取结果对比。(a) PCA 提取结果, $0.2\text{ cm} < R < 7\text{ cm}$; (b) PCA 提取结果, $0.2\text{ cm} < R < 10\text{ cm}$; (c) PCA 提取结果, $0.2\text{ cm} < R < 15\text{ cm}$; (d) 本文算法提取结果

Fig. 16 Comparison of extraction results of feature points of Data 1. (a) Extraction result of PCA, $0.2\text{ cm} < R < 7\text{ cm}$; (b) extraction result of PCA, $0.2\text{ cm} < R < 10\text{ cm}$; (c) extraction result of PCA, $0.2\text{ cm} < R < 15\text{ cm}$; (d) extraction result of proposed method

4 结 论

与现有的基于图像、基于平面分割和基于点的点云直线段特征提取方法不同,一种基于切片的点云直线段提取方法的核心思想是通过切片对原始点云进行局部加密,从而可以较完整地提取点云中的直线段特征。实验中,不同类型点云数据的测试结果证明本文算法能有效提取建筑物立面中的水平和垂直直线段,且具有较高的提取精度,直线段提取平均误差约为平均点间距的 $1/2$ 。通过与现有方法的对比实验,证明了与基于点提取直线段的主成分分析算法和基于平面分割及图像检测提取直线段的算法相比,本文算法的直线段提取结果更加完整,对方向相同的相邻直线段的提取效果更优,且本文算法提取的直线段与原始数据更加吻合,精度更高。

本文算法的主要局限性为,由于切片和直线段聚类时均沿坐标轴方向进行,因此只能提取与坐标轴平行的直线段,即平行或垂直于地面的直线段,对于建筑物中与地面成一定夹角的直线段不能进行有效提取。但由于建筑物立面中绝大多数直线段均为水平和垂直相交的非倾斜直线段,倾斜直线段数量较少,且仅存在于建筑物顶部,因此本文算法对建筑物立面点云数据直线段特征的提取具有一定的适用性。

参 考 文 献

[1] Poreba M, Goulette F. A robust linear feature-based procedure for automated registration of point clouds

[J]. *Sensors*, 2015, 15(1): 1435-1457.

[2] Borges P, Zlot R, Bosse M, *et al.* Vision-based localization using an edge map extracted from 3D laser range data [C] // 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 3-7, 2010, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2010: 4902-4909.

[3] Moghadam P, Bosse M, Zlot R. Line-based extrinsic calibration of range and image sensors [C] // 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 6-10, 2013, Karlsruhe, Germany. New York: IEEE, 2013: 3685-3691.

[4] Truong-Hong L, Laefer D F, Hinks T, *et al.* Combining an angle criterion with voxelization and the flying voxel method in reconstructing building models from LiDAR data [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2013, 28(2): 112-129.

[5] Ni H, Zhang J X, Lin X G. Edge detection and straight line segment extraction from 3D-point clouds: review and prospect [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2016(7): 1-4.

倪欢, 张继贤, 林祥国. 三维点云边缘检测和直线段提取进展与展望 [J]. *测绘通报*, 2016(7): 1-4.

[6] Liang Y B. Research on pattern recognition methods for terrestrial laser scanning towards building surveying and mapping [D]. Wuhan: Wuhan University, 2013.

梁玉斌. 面向建筑测绘的地面激光扫描模式识别方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2013.

[7] Lin Y B, Wang C, Cheng J, *et al.* Line segment extraction for large scale unorganized point clouds

- [] . ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 102: 172-183.
- [8] von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J M, *et al.* LSD: a fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 722-732.
- [9] Lu X H, Liu Y H, Li K. Fast 3D line segment detection from unorganized point cloud [J/OL]. (2019-01-08)[2019-05-17]. <https://arxiv.org/abs/1901.02532>.
- [10] 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.
- [11] Poreba M, Goulette F. RANSAC algorithm and elements of graph theory for automatic plane detection in 3D point clouds [J]. Archives of Photogrammetry, 2013, 24: 301-310.
- [12] Li M L, Zong W P, Li G Y, *et al.* Extraction of structure line segments from point clouds using voxel-based region growing[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0112001.
李明磊, 宗文鹏, 李广云, 等. 基于体素生长的点云结构直线段提取 [J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0112001.
- [13] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, *et al.* Surface reconstruction from unorganized points [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1992, 26(2): 71-78.
- [14] Hackel T, Wegner J D, Schindler K. Contour detection in unstructured 3D point clouds[C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 1610-1618.
- [15] Bazazian D, Casas J R, Ruiz-Hidalgo J. Fast and robust edge extraction in unorganized point clouds[C] // 2015 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), November 23-25, 2015, Adelaide, SA, Australia, New York: IEEE, 2015: 15698827.
- [16] Demantké J, Mallet C, David N, *et al.* Dimensionality based scale selection in 3D LiDAR point clouds [J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, XXXVIII-5/W12: 97-102.
- [17] Pei S Y, Du N, Wang L, *et al.* Feature extraction of building point cloud based on moving-least squares vector estimation [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(4): 73-77.
裴书玉, 杜宁, 王莉, 等. 基于移动最小二乘法矢估计的建筑物点云特征提取 [J]. 测绘通报, 2018(4): 73-77.
- [18] Yang Z X, Cheng X J, Li Q, *et al.* Segmentation of point cloud in tank of plane bulkhead type [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10): 1010006.
杨泽鑫, 程效军, 李泉, 等. 平面舱壁类型的船舱点云分割方法 [J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010006.
- [19] Tong G F, Du X C, Li Y, *et al.* Three-dimensional point cloud classification of large outdoor scenes based on vertical slice sampling and centroid distance histogram[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(10): 1004001.
佟国峰, 杜宪策, 李勇, 等. 基于切片采样和质心距直方图特征的室外大场景三维点云分类 [J]. 中国激光, 2018, 45(10): 1004001.
- [20] Boyd S, Parikh N, Chu E, *et al.* Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2010, 3(1): 1-122.
- [21] Zhang L S, Cheng X J. Tunnel deformation analysis based on LiDAR points [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(4): 0304004.
张立朔, 程效军. 基于激光点云的隧道形变分析方法 [J]. 中国激光, 2018, 45(4): 0304004.