

利用邻近点几何特征实现建筑物点云特征提取

董伟

中铁第四勘察设计院集团有限公司, 湖北 武汉 430063

摘要 三维激光扫描的点云中包含了大量数据,而其中有些数据在应用过程中并不都能产生作用,特别是对于建筑物点云而言,只需要确定建筑物轮廓线上的点云即可。基于此,本文利用邻近点几何特征来实现建筑物点云特征线的提取。该算法首先利用 k 最近邻搜索算法,对某个点的邻近点进行搜索,并根据邻近点确定法向量及基准面,利用基准面上探测点和邻近点的法向量夹角特性,确定建筑物边界;其次利用整体最小二乘和加权主元分析法对随机抽样一致算法进行改进,并基于该改进算法,确定折边两侧点云平面,利用两侧点云边界特性探测建筑物折边。通过实例分析,可以确定该算法提取速度快、冗余度少,在无效点云剔除率高于90%的情况下,提取了建筑物的特征线。

关键词 图像处理;地面激光扫描;点云;特征提取;边界探测;几何特征

中图分类号 P232;O438;TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.071006

Feature Extraction of the Building Point Cloud by Using Geometrical Characteristics of Adjacent Points

Dong Wei

China Railway Siyuan Survey and Design Group Co., Ltd., Wuhan, Hubei 430063, China

Abstract The point cloud scanned by terrestrial laser scanning contains mass data. Not all of these data are useful in the process of application, especially for the building point cloud, the building can be described when the building profile is determined. Therefore, the geometrical characteristics of adjacent points are used to extract features of the building point cloud. Firstly, the proposed algorithm uses the k -nearest neighbor search algorithm to search the adjacent points of one point. The normal vector and datum plane are determined according to the adjacent points. The characteristics of normal vector angle between the probe points and the adjacent points are used to determine the building boundary. Secondly, the total least squares and weighted principal component analysis are used to improve the random sample consensus algorithm. The point clouds on both sides of the fold boundary are determined by the improved algorithm. The characteristics of boundary are used to probe the building fold edge. The results show that the proposed algorithm is fast and less redundancy, and can be used to extract feature lines of the building with more than 90% eliminating rate of the invalid point cloud.

Key words image processing; terrestrial laser scanning; point cloud; feature extraction; boundary detection; geometric features

OCIS codes 100.2000; 280.3400; 140.5960; 030.6140

1 引言

在三维激光扫描技术的实际应用中,通过扫描得到的建筑物表面大量点云来实现建筑物表面的模型重建^[1],由于建筑物表面大部分都是比较规则的

平面,因此在利用平面点云进行模型重建的过程中不需要表面所有点云,而只需要建筑物轮廓边界的点云^[2]。因此,有必要研究建筑点云边界特征提取算法;同时,在建筑物的立面测量中,准确提取建筑物的平面特征也是非常必要的^[3]。

收稿日期: 2017-12-12; **收到修改稿日期:** 2018-01-05

基金项目: 武汉市测绘研究院博士后创新实践基地科研项目(WGF 2016002)

作者简介: 董伟(1982—),男,本科,高级工程师,主要从事激光扫描点云数据处理方面的研究。

E-mail: 614991092@qq.com

目前,国内外众多学者对点云特征提取进行了广泛的研究,主要是基于表面法向量或曲率变化而实现的,如文献[4]通过分析机载点云数据与影像数据特点实现点云特征的提取,文献[5]主要是利用主成分分析(PCA)确定凹凸状况来提取边界点。文献[6-7]利用领域点曲面拟合,并对曲面拟合结果进行曲率计算来判断边界点。该算法的缺点是需要对法向量进行计算,再通过法向量计算曲率,由于存在二次计算及二次误差的传递,从而使得该算法计算过程比较复杂,且曲率估值误差较大,最终影响边界点提取的精度。另一种对点云特征提取的算法是基于霍夫变换来实现的^[8-9],该算法主要利用三维点云法向量进行 Hough 变换来识别平面边界特征,容易受法向量计算精度的影响,即对法向量计算精度比较敏感。

国内学者对激光点云特征提取也进行了大量的研究,如文献[10]提出利用平均曲率和曲率极值法来实现对特征点的初始提取和精提取,该算法的缺点是受点云采样密度及领域大小的影响,无法应用在大范围点云特征提取中。针对此问题,文献[11]通过分析点云的空间分布特征,采用距离加权倒数内插算法实现建筑物目标点云的平面分割和特征的提取。文献[12]通过计算点到邻近点所构成平面距离的平均值来实现建筑边界线和特征面的提取,该算法虽然容易实现,但受噪声影响较大。针对此问题,文献[13]利用图像点特征提取的 Moravec 算子、Harris 算子以及 Forstner 算子,将三维点云转换成二维深度图像,并利用深度值与点云坐标对应关系来提取建筑物的边界线,该算法起到了很好的抗噪作用,但是只能对边界线进行比较明显的提取,而对于两侧都含有点云的折边则无法准确提取。针对此问题,文献[14]提出利用随机抽样一致(RANSAC)算法的形态学梯度来实现对目标物边界的提取,然而该算法受法向量计算准确性的影响,同时也受构造面判断准确性的影响。

以上学者对点云特征提取进行了大量的研究,主要集中于基于曲率的算法、Hough 变换算法、三维点云转二维图像算法以及 RANSAC 算法来实现点云特征线的提取。其中,基于曲率的算法主要存在二次误差传递及计算复杂度较高的缺点,不适合含有大量点云的建筑物边界提取;Hough 变换算法虽然可以比较快地实现边界提取,但是受法向量精度影响较大,而点云数据法向量计算精度直接受领域点数量及噪声影响;三维点云转二维图像的特征

提取算法容易受投影精度的影响,在二维图像投影精度较差的情况下,容易造成错误的特征提取;RANSAC 算法受构造面判断准确性的影响。针对点云数据量大、冗余度高、杂乱无章等特点,本文提出了利用邻近点几何特征的算法,有针对性地实现对建筑物边界点和折边的提取,该算法实现简单、计算量小、运算速度快、提取效果好。

2 算法框架

本文提出的建筑物特征线提取算法主要是基于探测点与邻近点所构成的法向量夹角以及改进的 RANSAC 算法而实现的。该建筑物特征线提取算法首先计算探测点周边点云法向量,并由点云法向量确定投影面,基于该投影面对邻近点进行投影,计算探测点到邻近点连线的向量,并计算相邻向量之间的夹角,对邻近向量角进行排序,计算邻近向量角之差,通过将邻近向量角之差和设定的阈值做对比来实现对点云边界的提取。其次在邻近点构造面即法向量计算上对 RANSAC 算法进行改进,利用改进的 RANSAC 算法进行对折边两侧点云的探测和提取。最后利用折边上点的法向量夹角特性对折边进行探测,从而实现对建筑物折边点云的探测和提取。其算法框架流程图如图 1 所示。该算法不仅可以实现对建筑物点云边界的提取,而且可以实现对建筑物点云折边的提取。

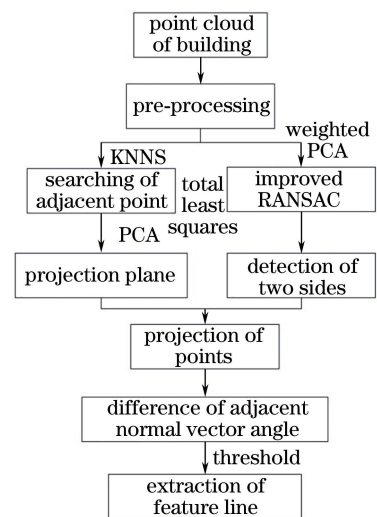


图 1 算法框架流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm framework

3 建筑物点云边界提取算法

3.1 法向量投影面的构建

本文利用 k 最近邻搜索(KNNS)算法^[15]对每

个点进行 k 邻近点搜索,并根据 k 邻近点和 PCA 法确定每个点的法向量。假设 p_i 点对应的 k 邻近点集为 $p_j = (x_j, y_j, z_j), j \leq k$, 首先计算 k 邻近点集的平均值,即领域点的重心,其表达式为

$$\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k p_j. \quad (1)$$

其次计算 k 个邻近点与其均值之间的差值,其表达式为

$$\Delta p_j = \bar{p} - p_j. \quad (2)$$

根据(2)式构造领域点集的协方差矩阵 C_j ,其表达式为

$$C_j = \Delta p_j^T \times \Delta p_j. \quad (3)$$

对(3)式进行特征值分解,得到一组特征值 ($\lambda_{\max} \lambda_{\text{mid}} \lambda_{\min}$) 和一组特征向量 ($e_{\max} e_{\text{mid}} e_{\min}$)。将最小特征值对应的特征向量 e_{\min} 作为点 p_i 的法向量 n ,如图 2 所示。

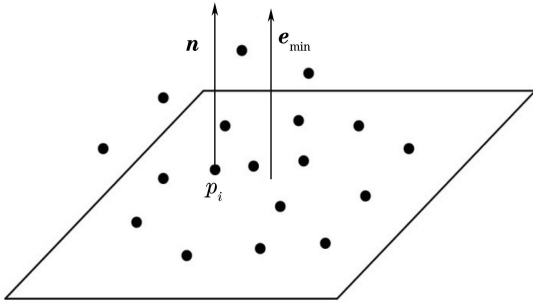


图 2 根据领域点(邻近点)构建的法向量

Fig. 2 Normal vector according to domain points (adjacent points)

由图 2 确定 p_i 的法向量 n ,可以计算得到投影面的函数形式。假设该投影面的坐标为 (x, y, z) ,则该投影面的函数形式为

$$n \times [x \ y \ z]^T = n \times p_i^T. \quad (4)$$

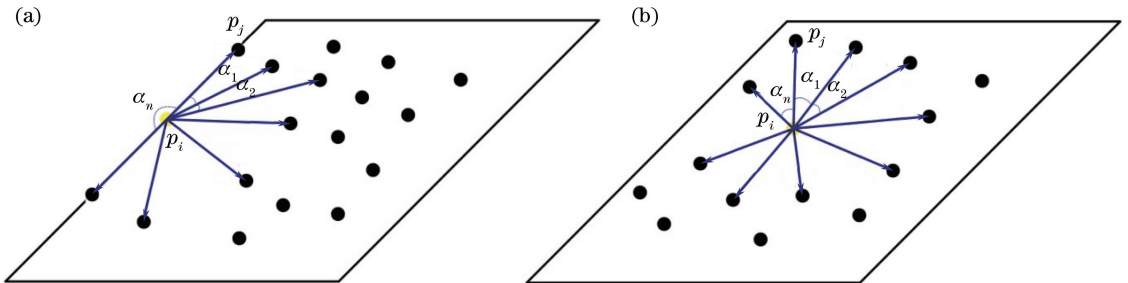


图 3 邻近点在平面上的投影点。(a)该点在边界;(b)该点不在边界

Fig. 3 Projection points of adjacent points on the plane. (a) Point is at the boundary; (b) point is not at the boundary

3.2 基于邻近向量角之差的边界提取

已知点 p_i 的法向量 $n = [A \ B \ C]$,点 $p_i = (x_0, y_0, z_0)$,则由(4)式可知,投影面方程为

$$A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0) = 0. \quad (5)$$

已知邻近点 $p_j = (x_j, y_j, z_j)$ 在平面上的投影点为 $p'_j = (x'_j, y'_j, z'_j)$,则可得到:

$$\begin{cases} A(x'_j - x_0) + B(y'_j - y_0) + C(z'_j - z_0) = 0 \\ \frac{x'_j - x_j}{A} = \frac{y'_j - y_j}{B} = \frac{z'_j - z_j}{C} = \lambda \end{cases}. \quad (6)$$

由(6)式得到 λ 为

$$\lambda = \frac{Ax_0 + By_0 + Cz_0 - Ax_j - By_j - Cz_j}{A^2 + B^2 + C^2}. \quad (7)$$

将(7)式得到的 λ 代入(6)式,便可得到邻近点在平面上的投影点坐标为

$$\begin{cases} x'_j = A\lambda + x_j \\ y'_j = B\lambda + y_j \\ z'_j = C\lambda + z_j \end{cases}. \quad (8)$$

邻近点在平面上的投影点如图 3 所示,投影后邻近向量夹角分别为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 。其中,图 3(a)所示为该点在边界的情况,即该点为边界点;图 3(b)所示为该点不在边界的情况,即该点为非边界点。对邻近向量夹角进行排序,将最大值和阈值 $\alpha_{\text{threshold}}$ 进行对比,便可确定该点是否为边界点,对比图 3(a)和图 3(b)便可清晰地确定。具体分析过程如下:若存在 $\alpha_j > \alpha_{\text{threshold}}$,则判断该点为边界点,保留点 p_j ;若不存在 $\alpha_j > \alpha_{\text{threshold}}$,则判断该点为非边界点,删除点 p_j ;当 $\alpha_{\text{threshold}} > 90^\circ$ 时,则会造成部分边界点的丢失;当 $\alpha_{\text{threshold}} < 90^\circ$ 时,则会造成多余非边界点的保留;因此,最终确定 $\alpha_{\text{threshold}} = 90^\circ$,对所有点云数据进行逐点判断,从而完成边界特征点的提取。

4 建筑物点云折边提取算法

以上给出了建筑物点云边界提取算法,而对于建筑物点云折边则无法进行提取,这是因为折边两侧都含有点云。针对此问题,首先对 RANSAC 算法进行改进,然后利用折边点云法向量夹角关系实现折边的探测和提取。

4.1 基于改进 RANSAC 算法的折边两侧点云面探测

建筑物折边提取的关键是对于两侧点云面的探测,为此,将改进的 RANSAC 算法应用到建筑物折边两侧点云面探测之中,其主要步骤如下。

1) 输入点云数据 p_i 。

2) 从点云数据中随机选择 4 个点,分别为 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 。为了同时考虑自变量和因变量误差对平面拟合精度的影响,采用整体最小二乘算法^[16]确定这 4 个点构造的平面 P ,其表达式为

$$a(x - \bar{x}) + b(y - \bar{y}) + c(z - \bar{z}) = 0. \quad (9)$$

3) 计算平面 P 的法向量 \mathbf{n}_P ,本文考虑建筑点云的特点及大量点云的特性,采用加权主元分析算法^[17],分别计算 4 个点 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 的法向量 \mathbf{n}_1 、 \mathbf{n}_2 、 \mathbf{n}_3 、 \mathbf{n}_4 。

4) \mathbf{n}_P 与 4 个点的法向量 \mathbf{n}_1 、 \mathbf{n}_2 、 \mathbf{n}_3 、 \mathbf{n}_4 之间的夹角 θ_1 、 θ_2 、 θ_3 、 θ_4 的计算公式为

$$\begin{cases} \theta_1 = \arccos(\mathbf{n}_P, \mathbf{n}_1) \\ \theta_2 = \arccos(\mathbf{n}_P, \mathbf{n}_2) \\ \theta_3 = \arccos(\mathbf{n}_P, \mathbf{n}_3) \\ \theta_4 = \arccos(\mathbf{n}_P, \mathbf{n}_4) \end{cases}. \quad (10)$$

5) 判断 θ_1 、 θ_2 、 θ_3 、 θ_4 是否过大。如果过大,则确定这 4 个点确定的平面不对,需要重新选择 3 个

点构造平面,从而返回步骤 2),一般该值不大于 10° 。

6) 计算点云数据 p_i 的所有点到初始构造平面 P 的距离 d_i ,同时计算所有点的法向量与构造平面法向量 \mathbf{n}_P 之间的夹角 α_i 。令 $d_{\text{threshold}}$ 为距离阈值,统计 $d_i < d_{\text{threshold}}$ 并且 $\alpha_i < \alpha_{\text{threshold}}$ 的点的个数作为初始构造平面 P 确定的分数 S_P ^[18]。由文献[14]可知, $d_{\text{threshold}}$ 为 p_i 包围盒对角线长度的 0.03%, $\alpha_{\text{threshold}}$ 设置为 20° 。

7) 重复步骤 2)~6) n 次,选择得分最高的平面 P^* 。 n 表示为^[18]

$$n = \frac{\lg(1 - \Phi)}{\lg[1 - (1 - \tau)^3]}, \quad (11)$$

式中 τ 为 P^* 之外的点所占比例的估计值,设置为 0.9; Φ 为经过 n 次采样后最优平面被选中的概率,设置为 0.99。

8) 记录 P^* ,并在 p_i 中移除计入 S_P 的点。

9) 重复步骤 2)~8),直到无法从剩余的点中选择一个得分至少为阈值 $S_{\text{threshold}}$ 的平面。

4.2 建筑点云折边探测

经过改进的 RANSAC 算法可以比较准确地探测折边两侧的点云平面,分别用红色点和蓝色点对折边两侧点云进行标记,如图 4 所示。其中,待探测点在点云中的分布存在两种情况,第一种情况,待探测点 o 在折边一侧的面上,则该点的邻近点与该点构成的法向量夹角 G_θ 具有连贯性,如图 4(a)所示;第二种情况,待探测点 o 在两侧点云交集的折边上,则在探测到的一侧点云平面上,该点的邻近点与该点构成的法向量夹角 G_θ 存在最大值,如图 4(b)所示。

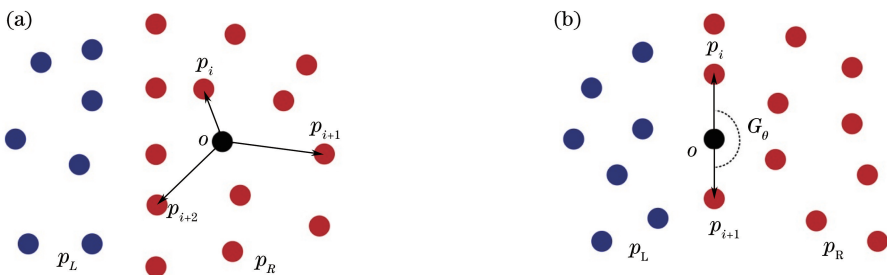


图 4 建筑折边两侧的点云分布。(a)待探测点在折边一侧;(b)待探测点在折边上

Fig. 4 Point cloud distribution on both sides of building fold edge. (a) Probe point is on the side of fold edge;

(b) probe point is on the fold edge

为了准确地计算出 G_θ ,在左侧点云平面 P_L 或右侧点云平面 P_R 建立坐标框架,并计算法向量 \mathbf{n} 。在点云平面上,该坐标框架由两个相互垂直的向量 \mathbf{u} 、 \mathbf{v} 和法向量 \mathbf{n} 组成。则 op_i 在点云平面上的 \mathbf{u} 、 \mathbf{v}

方向的投影分别为

$$d_i^u = op_i \odot \mathbf{u}, \quad (12)$$

$$d_i^v = op_i \odot \mathbf{v}. \quad (13)$$

根据(12)式和(13)式,可以得到法向量 \mathbf{n} 与 \mathbf{v}

方向的夹角为

$$\theta_i = \arctan(d_i^u / d_i^v). \quad (14)$$

由(14)式可以得到相邻的法向量夹角为

$$G_\theta = \max(\theta_{i+1} - \theta_i). \quad (15)$$

假设邻近点距离为 d_{ajt} , 扫描点位中误差为 σ , 根据极限误差特性可知点位误差限差为 2σ , 且大部分的建筑物都是线性结构, 折边都是直线。根据折边上扫描点位的最大偏差, 确定法向量夹角 G_θ 的最大值 G_{\max} 和最小值 G_{\min} , 如图 5 所示。

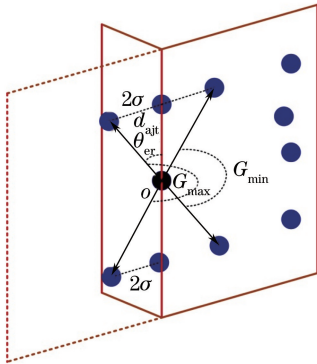


图 5 法向量夹角的最大值和最小值

Fig. 5 Maximum and minimum values of normal vector angle

由图 5 可知, 折边上待探测点 o 的上部点位偏差和下部点位偏差的最大值均为 2σ , 则偏差角为

$$\theta_{er} = \arctan\left(\frac{2\sigma}{d_{ajt}}\right). \quad (16)$$

法向量夹角 G_θ 的最大值和最小值分别为

$$\begin{cases} G_{\max} = 180^\circ + 2\theta_{er} \\ G_{\min} = 180^\circ - 2\theta_{er} \end{cases}. \quad (17)$$

根据(17)式对建筑物折边上的点云进行探测, 假设其所计算的法向量夹角范围为 $G_{\min} \leq G_\theta \leq G_{\max}$, 则可认为该点是折边上的点; 否则, 该点不是折边上的点。

5 实例分析

利用 Leica P40 三维激光扫描仪对某个建筑物进行扫描, 对扫描的原始点云数据进行预处理, 包括数据配准、较大噪声去除等, 最终得到处理后的点云数据, 如图 6 所示。为了验证本文算法的有效性, 以 MATLAB 2014a 作为数据运算工具, 并从提取效果和提取效率两个方面来实现对该算法整体性能的评价。

5.1 最优 k 值的确定

在利用本文算法实现建筑物边界提取的过程中, 需要对其 k 邻近点进行搜索, 而 k 邻近点数量是不确定的, 由于不同的邻近点数量不仅会影响基

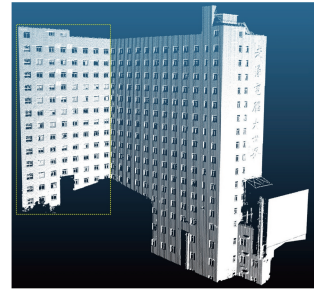


图 6 建筑物原始点云

Fig. 6 Original point cloud of building

准面建立的准确性, 而且会影响法向量构建的正确性, 因此需要确定合适的 k 邻近点数量。经过以往实验发现, k 值越小, 邻近点数量越少, 包络的区间也就越小, 造成了所包含的信息无法满足对区域特征判断的要求; k 值越大, 邻近点数量越多, 然而过多的邻近点数量会造成噪声的聚集, 从而使得提取的区域特征发生变异, 同时 k 值过大还会直接影响算法的效率。因此, 确定合适的 k 值将是特征提取的第一步, 也是关键一步, k 的取值将直接受点云密度和点云分布均匀度的影响。在点云密度很大的情况下, k 值可以取较大值, 这样可以包络比较大的区域; 在点云密度比较稀疏的情况下, k 值可以取较小值, 这样可以包络比较小的区域。本文扫描的建筑物点云密度对应的尺度为 8 mm, 即相邻两点的间隔为 8 mm。采用两种通用的最优邻近点数量判别算法来确定最优 k 值, 即文献[19]提出的法向量算法和文献[20]提出的近似曲率算法, 通过确定这两种算法的最优模型, 对本文扫描的原始点云数据进行分析, 确定最优 k 值, 得到 k 值的变化和最优模型确定的特征点数之间的关系, 如图 7 所示。

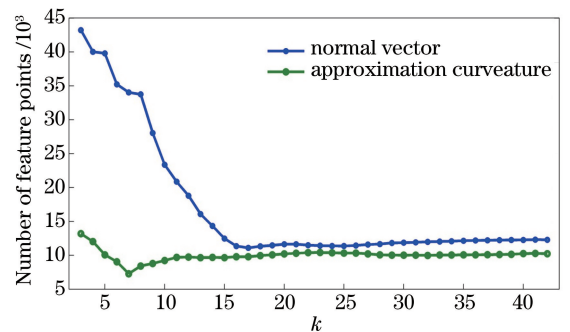


图 7 两种算法确定最优 k 值的折线图

Fig. 7 Line chart of determination of optimal k by two algorithms

由图 7 可以看出, 根据法向量算法最优模型的特征点数变化趋势, 当 k 值由 3 增加到 15 时, 其最优模型特征点数呈现下降趋势; 当 k 值稳定在 15

时,最优模型特征点数呈现稳定的状态。因此,针对法向量算法, k 值取 15 为最优。

由图 7 还可以看出,根据近似曲率算法最优模型的特征点数变化趋势,当 k 值由 3 增加到 7 时,最优模型特征点数呈现下降的趋势;当 k 值由 7 增加到 12 时,最优模型特征点数呈现缓和增加趋势;当 k 值大于 12 时,最优模型特征点数基本不变。因此,针对近似曲率算法, k 值取 12 为最优。

综上所述,最优 k 值取 12~15。

5.2 算法提取效果的评价

根据以上分析得到的最优 k 值,运用本文算法来对图 6 的建筑物原始点云进行特征线提取,并将本文提出的算法的提取效果与法向量算法、近似曲率算法以及 RANSAC 算法进行比较,4 种不同算法对整个建筑特征线的提取效果如图 8 所示。

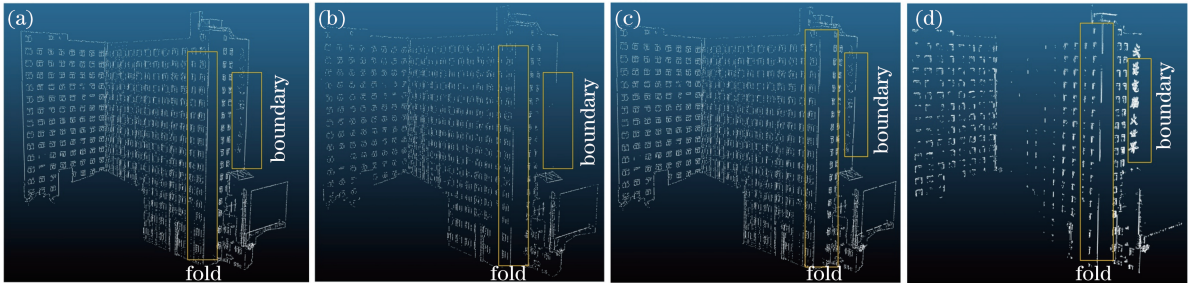


图 8 4 种不同算法对整个建筑特征线的提取效果比较示意图。(a)本文算法;(b)法向量算法;(c)RANSAC 算法;(d)近似曲率算法

Fig. 8 Comparison diagrams of the extraction effects of the whole building feature boundary based on four different algorithms.

(a) Proposed algorithm; (b) normal vector algorithm; (c) RANSAC algorithm; (d) approximation curvature algorithm

由图 8 中的整体建筑物特征线以及轮廓的保存程度可以明显地看出,本文算法基本上保留了整个建筑物的轮廓;RANSAC 算法虽然和本文算法都能够确定整个建筑物的轮廓,但是在折边和边界边上出现了很小的空洞;法向量算法提取的建筑物边界边上出现了较大的空洞,而折边特征线出现了少部分空洞,没有完全实现对建筑特征线的提取,反而失去了对建筑轮廓的描述;近似曲率算法对建筑特征线的提取效果更差,基本上失去了对建筑轮廓的描

述,尽管如此,该算法对特征文字的提取效果却要优于其他算法,提取的特征文字轮廓可以比较清晰地看见,而本文算法、法向量算法和 RANSAC 算法都无法实现对特征文字的准确提取。

5.3 算法提取效率的评价

根据图 6 建筑物原始点云数据,统计得出其边界提取前的总点数为 229516。对提取的特征点数进行统计,并计算其剔除率和运行时间,统计结果如表 1 所示。

表 1 边界点提取后保留的特征点数统计结果

Table 1 Statistical results of number of reserved feature points after boundary point extraction

Algorithm	Number of reserved feature points	Eliminating rate / %	Time / s
Proposed algorithm	20435	91.1	25.1
RANSAC	19876	91.3	23.7
Normal vector	11104	95.2	23.2
Approximation Curvature	17990	92.2	43.2

由表 1 可知,本文算法和 RANSAC 算法保留的特征点数差不多,都要高于其他两种算法;本文算法和 RANSAC 的剔除率仍然大于 90%,与其他两种算法相比剔除率只低了 3%~4%,然而其他两种算法由于剔除率高而导致特征点保留得不够完整,并出现了空洞。本文算法在保证最大剔除率的前提下,保证了建筑轮廓的总体保留。

同时,从运行效率来分析可以发现,本文算法的运行时间与法向量算法以及 RANSAC 算法相当,

而效率较高,运行时间最长的是近似曲率算法。造成该现象的原因是本文算法、法向量算法以及 RANSAC 算法都只需要计算法向量,便可完成建筑物轮廓的提取;而近似曲率算法不仅需要计算法向量,还需要依靠法向量计算曲率,造成了运算的冗余,导致运行时间较长。因此,从算法的运行效率分析,可以确定本文算法的运行效率比较好。

5.4 算法对建筑特征细节提取效果的评价

为了分析比较不同算法对建筑特征细节的保留

情况和提取效果,选取图 6 中的 3 个矩形区域进行

建筑特征细节分析,得到分析结果,如图 9 所示。

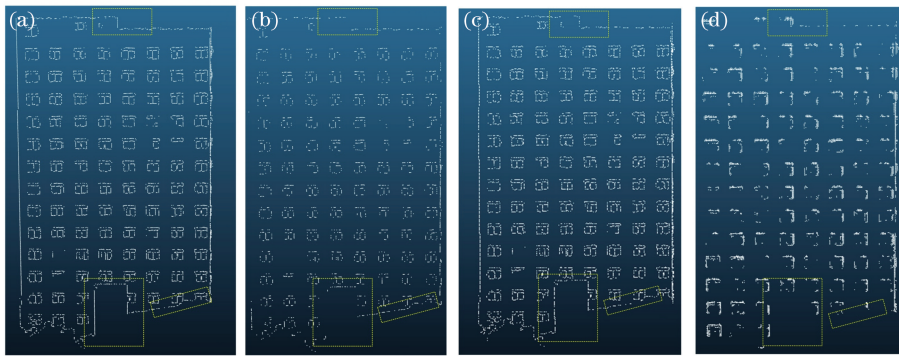


图 9 4 种不同算法对 3 个矩形区域的建筑特征细节的提取效果比较示意图。

(a) 本文算法; (b) 法向量算法; (c) RANSAC 算法; (d) 近似曲率算法

Fig. 9 Comparison diagrams of the extraction effects of the architectural feature details of three rectangular regions based on four different algorithms. (a) Proposed algorithm; (b) normal vector algorithm;

(c) RANSAC algorithm; (d) approximation curvature algorithm

图 9 中的矩形区域主要提取的是建筑物边界和窗户边框,由图 9 可以明显看出,本文算法提取的建筑物边界和窗户边框比较完整,能够比较全面地反映建筑基本框架和窗户的整体架构;RANSAC 算法虽然也能够在总体上保留建筑物边界和窗户边框,但是 RANSAC 算法提取的边框出现了少量的点遗失,从而造成轮廓边线的缺失;法向量算法虽然在窗户边框提取上要优于建筑物边界的提取,但是其整体提取效果劣于本文算法和 RANSAC 算法;近似曲率算法的提取效果最差。

从矩形区域的建筑特征细节可以看出,本文算法和 RANSAC 算法基本上保留了建筑物边界的转折线以及大门的框架,而法向量算法和近似曲率算法在边界上丢失了过多的点,造成了边界空洞现象,其原因是这两种算法在对非边界点删除的过程中,过度地对边界点进行了剔除,从而失去了对建筑物框架的描述。

6 结 论

通过分析邻近点几何特征来实现对建筑物边界和折边的提取。首先,利用 KNNS 算法确定邻近点,并计算法向量和通过探测点的基准面,利用投影到基准面上的邻近点和探测点构成的法向量夹角来对建筑物边界点进行判断;其次,利用整体最小二乘算法对传统 RANSAC 算法中的构造面进行改进,同时采用加权主元分析来确定比较稳定的法向量,利用法向量的差异特性实现建筑物折边两侧点云的准确探测,根据所探测到的两侧点云及法向量夹角的差异特性,实现折边的探测,并给出了探测折边的

法向量夹角最大值。最后,根据所探测的折边和边界边,实现整个建筑的特征线提取。该算法不仅利用到了法向量,而且不需要进行曲率的二次计算,从而不仅可以快速准确地提取边界点,而且计算效率也得到了保证。由于考虑了折边和边界边的不同特性,因此可以避免在非边界点剔除的过程中造成过度的剔除,形成边界空洞现象。因此,本文算法对特征轮廓的提取更加完整,冗余点更少。

参 考 文 献

- [1] Chen Y B, Feng Y F, Ji X B. Research and practice of manufacturing 3D construction model by combining 3D laser scanning technology and 3ds Max [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016, (12): 77-80.
陈云波, 冯亚飞, 季晓波. 利用 3ds Max 与三维激光扫描技术生成三维建筑模型的研究与实践[J]. 测绘通报, 2016, (12): 77-80.
- [2] Yan J X. Global optimization method on 3D building reconstruction from airborne LiDAR point clouds[D]. Wuhan: Wuhan University, 2015.
闫吉星. 建筑物 LiDAR 点云三维重建的全局优化方法[D]. 武汉: 武汉大学, 2015.
- [3] Zhao L N, Hua X H, Li W, *et al.* Plane boundary extraction algorithm of buildings point clouds based on depth images[J]. Journal of Geomatics, 2017, 42 (3): 48-52.
赵玲娜, 花向红, 李万, 等. 基于深度图像的建筑物点云平面边界线提取算法[J]. 测绘地理信息, 2017, 42(3): 48-52.
- [4] Cheng X J, Chen X L, Hu M J, *et al.* Buildings

- 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.
- [5] Pauly M, Keiser R, Gross M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 22(3): 281-289.
- [6] Milroy M J, Bradley C, Vickers G W. Segmentation of a wrap-around model using an active contour[J]. Computer-Aided Design, 1997, 29(4): 299-320.
- [7] Yang M, Lee E. Segmentation of measured point data using a parametric quadric surface approximation[J]. Computer-Aided Design, 1999, 31(7): 449-457.
- [8] Ogundana O O, Huntley J M, Coggrave C R, *et al.* Automated detection of planes in 3D point clouds using fast Hough transforms [J]. Optical Engineering, 2011, 50(5): 053609.
- [9] Li M L, Li G Y, Wang L, *et al.* Automatic feature detecting from point clouds using 3D Hough Transform[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015, (2): 29-33.
- 李明磊, 李广云, 王力, 等. 3D Hough Transform 在激光点云特征提取中的应用[J]. 测绘通报, 2015, (2): 29-33.
- [10] Wang Y B, Sheng Y H. A curvature extreme based method for feature extraction from LiDAR point cloud[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2011, 40(4): 640-646.
- 王永波, 盛业华. 一种基于曲率极值法的 LiDAR 点云特征提取算法[J]. 中国矿业大学学报, 2011, 40(4): 640-646.
- [11] Wei Z, Yang B S, Li Q Q. Automated extraction of building footprints from mobile LiDAR point clouds [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(2): 286-296.
- 魏征, 杨必胜, 李清泉. 车载激光扫描点云中建筑物边界的快速提取[J]. 遥感学报, 2012, 16(2): 286-296.
- [12] Chen P, Tan Y W, Li L. Extraction of building's feature lines based on 3D terrestrial laser scanning [J]. Laser Journal, 2016, 37(3): 9-11.
- 陈朋, 谭晔汶, 李亮. 地面三维激光扫描建筑物点云特征线提取[J]. 激光杂志, 2016, 37(3): 9-11.
- [13] Wang Q C, Guo G L, Zha J F, *et al.* Comparative study on interest point detect operators based on image's gray and improvement [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2012, 32(2): 148-154.
- 王启春, 郭广礼, 查剑锋, 等. 基于图像灰度点特征提取算子的比较研究及改进[J]. 大地测量与地球动力学, 2012, 32(2): 148-154.
- [14] Deng B W, Wang Z B, Jin Y, *et al.* Feature extraction method of laser scanning point cloud based on morphological gradient [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 051203.
- 邓博文, 王召巴, 金永, 等. 基于形态学梯度的激光扫描点云特征提取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 051203.
- [15] Chen X J, Zhang G, Hua X H. Point cloud simplification based on the information entropy of normal vector angle[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(8): 0814003.
- 陈西江, 章光, 花向红. 于法向量夹角信息熵的点云简化算法[J]. 中国激光, 2015, 42(8): 0814003.
- [16] Zhang X D. Matrix analysis and application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [17] Brinkmann R. The Morgan Kaufmann series in computer graphics [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2007.
- [18] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226.
- [19] Qian J F, Chen Z Y, Zhang S Y, *et al.* The detection of boundary point of point cloud compression [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 164-169.
- 钱锦锋, 陈志杨, 张三元, 等. 点云数据压缩中的边界特征检测[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(2): 164-169.
- [20] Rusu R B. Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments[J]. KI-Künstliche Intelligenz, 2010, 24(4): 345-348.