

融合改进 Canny 算法的点云特征规则化

袁俏俏, 章光, 陈西江*, 徐卫青

武汉理工大学资源与环境工程学院, 湖北 武汉 430070

摘要 针对目前散乱点云特征提取算法存在计算量大且不能规则化提取的问题, 提出一种融合改进 Canny 算法的点云特征规则化提取算法。根据散乱点云的距离分辨率进行重采样, 将点云进行规则栅格化; 通过优化替代法对网格矩阵进行灰度值赋值, 散乱点云被投影成二维影像; 利用改进 Canny 算法从二维影像中进行特征规则化提取。对比实验结果表明: 该方法噪声少、可操作性强, 可以高效地对直线边界或复杂的曲线边界进行特征规则化提取。对点云与图像的配准以及后期三维重建等有重大作用。

关键词 遥感; 三维激光扫描; 栅格化; Canny 算法; 特征规则化; 二维影像

中图分类号 TN249

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.162801

Regularization of Point Cloud Features by Fusing Improved Canny Algorithm

Yuan Qiaoqiao, Zhang Guang, Chen Xijiang*, Xu Weiqing

School of Resources and Environmental Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China

Abstract A regularized feature extraction algorithm based on the improved Canny algorithm is proposed to address the problems related to applying a feature extraction algorithm to scattered point clouds, i. e., computational burden and lack of regularization. First, scattered point clouds are resampled according to different range resolutions, and the point clouds are rasterized regularly. Second, the gray value of the grid matrix is assigned by the optimized substitution method, and the scattered point clouds are projected into two-dimensional images. Finally, the improved Canny algorithm is used to extract feature regularization from the two-dimensional images. Comparative experimental results demonstrate that the proposed method yields less noise, has strong maneuverability, and can extract features from a straight line boundary or complex curve boundary efficiently. The proposed method will play an important role in the registration of point clouds and images, as well as three-dimensional reconstruction.

Key words remote sensing; three-dimensional laser scanning; rasterization; Canny algorithm; feature regularization; two-dimensional image

OCIS codes 280.3420; 140.3430; 100.2000; 100.3008

1 引言

随着丰富的摄影测量数据与位置感知应用程序的结合, 建筑场景的三维重建和可视化成为一个日益重要的研究问题^[1]。目标物点云边界是描述物体形状的基本特征, 同时也为点云快速三维重建提供重要的数据基础。目前建筑物点云特征提取的方法主要有两种: 第一种是直接法, 即直接使用点云提取三维特征点; 第二种是间接法, 即使用二维图像和相

应点云相结合来提取特征点^[2]。

近年来, 更多学者开始研究点云的特征提取, 如孙殿柱等^[3]运用“R-tree”动态空间索引结构, 获取采样点近邻, 并以最小二乘法拟合该数据的微切平面, 将近邻点向此平面投影, 根据采样点与投影点连线最大夹角识别散乱点云边界特征; 陈朋等^[4]以采样点到其每 3 个相邻邻域点所构成的平面的距离平均值进行特征点的提取; 韩玉川等^[5]利用种子点邻域内点的边缘系数选择种子边缘点, 通过搜索视角

收稿日期: 2019-01-28; 修回日期: 2019-02-17; 录用日期: 2019-03-12

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(41501502)、重庆市质量技术监督局科研计划(CQZJKY201804)

* E-mail: cxj_0421@163.com

确定搜索方向进而提取闭合的点云边缘;王晓辉等^[6]对点云进行区域分割,再对各分区进行局部径向基函数(RBF)曲面重构,计算各分区曲率信息,通过局部特征权值和曲率极值法对特征点进行检测。

由于二维图像拓扑关系明显,可用于提取规则化边界。相关提取方法已经比较成熟。传统提取方法有 Canny 检测算法^[7]和 Hough 算法^[8-9],这些方法提取速度较慢且会产生一定数量的错误检测^[10],而点云数据具备更多的空间维度信息。鉴于此,通过融合两种数据类型进行点云特征的提取。如 Oesau 等^[8]通过永久结构对点云进行垂直分割生成水平切片,之后对切片采用多尺度线性拟合提取特征线;Lin 等^[10]将点云在不同视角下转换成一系列灰度图像,确定二维线支撑区域,之后反投影至三维线支撑区域,进而提取直线;张志佳等^[11]提出一种基于八邻域深度差(8N-DD)的点云边缘提取算法,对每个特征点沿深度方向进行垂直投影并进行栅格划分,通过深度差判断该栅格内是否存在边缘点;刘浩等^[12]将三维点云转换成深度图像,然后逐点比较图像中每个采样点与邻域点的距离变化,判断其是

否为边界点,但要求边界点有一定的梯度变化。闫利等^[13]根据法向量得到非地面点的点云面域并将其投影至二维栅格图像,基于栅格图像计算点云面域之间的拓扑关系,最终实现建筑单体点云的提取。

针对以往算法的不足,本文综合了点云与图像的优势,提出一种结合影像和点云的规则化特征提取算法,该算法较已有算法有以下优点:1)可对不同视角下的点云投影进行不同视角下影像的规则化;2)在点云规则化过程中使用优化替代法进行灰度值赋值,提高了处理效率;3)采用改进的 Canny 算法对特征进行规则化提取,效果更好,弥补了传统算法中噪声多、特征线不完整、规则化程度不高等缺陷。

2 点云特征规则化提取算法

点云特征规则化提取算法的基本思路是:1)对散乱点云进行重采样等预处理,通过栅格化将点云映射成二维影像,包括对投影方向和灰度值的确定;2)对引入的噪声进行滤波去噪;3)利用改进的 Canny 算法进行特征规则化提取。算法流程见图 1。

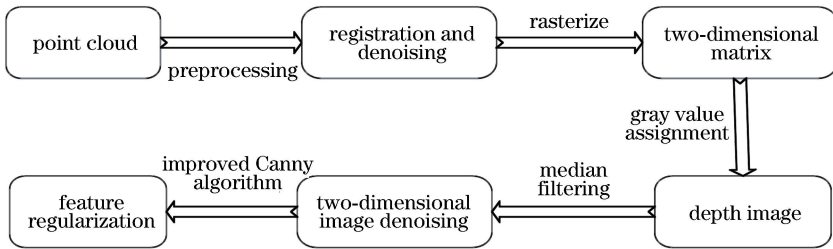


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

2.1 点云二维影像构建

地面三维激光扫描系统采集到的点云是杂乱无章的,因此先将点云数据进行规则栅格化。点云栅格化一般是利用内插算法^[14-15],但是这种方法易受内插函数的影响。针对此,采用二维栅格覆盖法,即将扫描区域用边长固定的小方格均匀分割,使扫描点分布在不同网格内^[16-17],网格大小设定为小于等于采样点的平均间距,即扫描仪扫描距离分辨率。计算各采样点的距离信息作为其投影到二维图像的灰度值 G_i 。灰度值的赋值如图 2 所示。

灰度值的计算公式为

$$G_i = \frac{I_i - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \times 255, \quad (1)$$

式中: G_i 为点 i 的灰度值; $I_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}$,为点 i 到原点的距离值, x_i, y_i, z_i 分别表示点 i 的 X 轴、

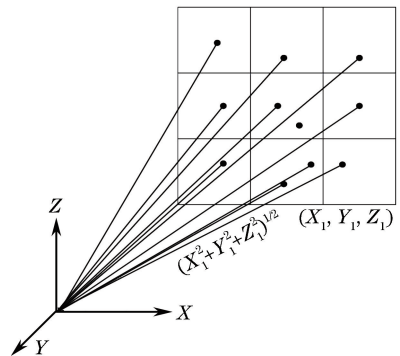


图 2 点云栅格化赋值

Fig. 2 Point cloud rasterization assignment

Y 轴、 Z 轴坐标, i 为第 i 个点; I_{\max} 和 I_{\min} 分别为采样点的最大和最小距离值。

对于 XZ 面上投影点集合,统计其横纵坐标的最大值和最小值: $X_{\max}, X_{\min}, Z_{\max}, Z_{\min}$,再结合扫描

仪扫描距离分辨率,确定出栅格的大小(即图像像素大小) $M \times N$,即

$$M = \left\lceil \frac{X_{\max} - X_{\min}}{d_{\text{step}}} \right\rceil, N = \left\lceil \frac{Z_{\max} - Z_{\min}}{d_{\text{step}}} \right\rceil, \quad (2)$$

式中: $\lceil \cdot \rceil$ 表示取整; d_{step} 为栅格间距; X_{\min} 和 X_{\max} 分别为栅格投影点在 X 轴的最小值和最大值; Z_{\min} 和 Z_{\max} 分别为栅格投影点在 Z 轴的最小值和最大值。

将每一个采样点分配到各栅格,则采样点对应栅格的位置 X_{i_column} 、 Z_{i_line} 可表示为

$$\begin{cases} X_{i_column} = \left\lceil \frac{X_i - X_{\min}}{d_{\text{step}}} + 0.5 \right\rceil \\ Z_{i_line} = \left\lceil \frac{Z_i - Z_{\min}}{d_{\text{step}}} + 0.5 \right\rceil \end{cases}, \quad (3)$$

式中: X_i 为点 i 的 X 轴坐标值; Z_i 为点 i 的 Z 轴坐标值。

当点属于第一行或第一列的时候可能存在取零的情况,为避免信息缺失,将其赋值为1。

2.1.1 投影方向的确定

只对扫描仪扫描方向进行投影会丢失其他信息,所以提出多视角栅格投影。将给定两相交平面形成的折边面沿着相交线方向投影到平面,这时会在投影面形成“V”形。其中投影方向可根据投影点的密集程度确定,图3给出了折边面 L 和一个在 XY 平面内且平行 Y 轴的平面 Ω 是由平面 l 旋转至与相交线相平行的面, α 是平面 l 和平面 Ω 之间的夹角,所以 Ω 的法向量 $\mathbf{n} = (0, \sin \alpha, -\cos \alpha)$,则相交线方向可表示为 $\mathbf{v} = (0, \cos \alpha, \sin \alpha)$, L 中每一个点到切面 Ω 之间的距离可表示为

$$f(\alpha) = \sigma[\text{dist}(p, \Omega)], \quad (4)$$

式中: $\text{dist}(p, \Omega)$ 为点 p (L 平面上点)到 Ω 的欧几里德距离; $\sigma(\cdot)$ 为标准差; $f(\alpha)$ 为点 p 到 Ω 的欧几里德距离的标准差。

$f(\alpha)$ 越小表示投影点越密集,又因为 α 范围为 $-90^\circ \sim 90^\circ$,可找到使其最小的 α 值,一旦 α 确定,最佳投影方向 \mathbf{n} 便可确定。已知最佳投影方向,可通过旋转点云,对点云其他方向进行投影分析。对点云进行多视角特征规则化,可以丰富特征的细节,且每一个图像像素都有唯一的索引与之对应,方便了影像之间的进一步配准拼接。

2.1.2 栅格灰度值的确定

二维图像每一个像素点只能有一个灰度值与之对应,但栅格化后,可能存在某一栅格内多点或者点缺失的情况。为最大限度地保留原始数据信息,对

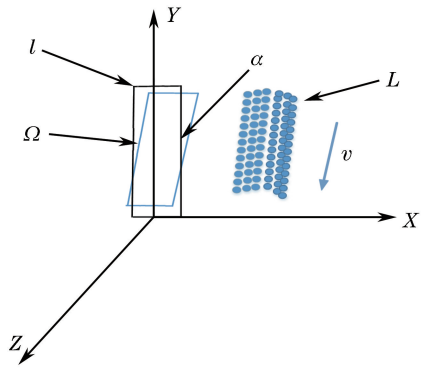


图3 投影方向的确定

Fig. 3 Determination of projection direction

这两种情况进行分析。

1) 栅格内多点情况

针对栅格内出现两个及以上点的情况,对栅格内点灰度值进行平均化^[9]或加权平均化,如图4所示。

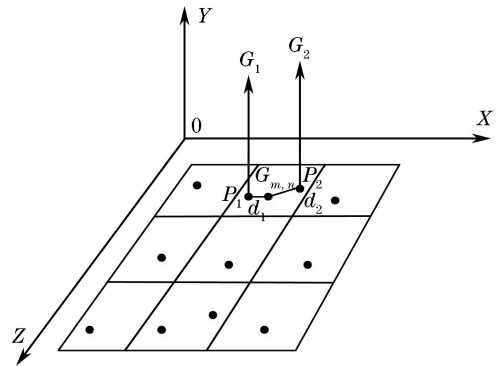


图4 栅格的灰度平均化

Fig. 4 Average grayscale of grids

对于任意 $G_{m,n}$,统计栅格内投影点的数目,将其平均化,此时栅格灰度值可表示为

$$G_{\text{ave1}} = \frac{\sum_{s=1}^L G_s}{L}, \quad (5)$$

式中: G_{ave1} 为栅格内投影点灰度值平均值; G_s 为栅格内投影点对应的灰度值; s 为栅格内一点; L 为栅格内投影点的个数。

考虑到点距离栅格中心的不同情况,根据栅格内点到栅格中心进行反距离加权,此时灰度值可表示为

$$G_{\text{ave2}} = \sum_{s=1}^L G_s \cdot \frac{\sigma_s(p)}{\sum_{s=1}^L \sigma_s(p)}, \quad \sigma_s(p) = \frac{1}{d_{(p,p_s)}^2}, \quad (6)$$

式中: G_{ave2} 为栅格内投影点灰度值加权平均值; G_s 为栅格内投影点所对应的灰度值; $\sigma_s(p)$ 为栅格内

点与栅格中心平面距离平方的倒数; $d_{(p,p_s)}$ 为栅格内点与栅格中心的平面距离; p_s 为栅格内点。

下面对两种情况下的灰度值 G_{ave1} 和 G_{ave2} 进行对比分析。二者满足

$$G_{ave2} = G_1 \cdot \frac{d_1^{-2}}{d_1^{-2} + d_2^{-2}} + G_2 \cdot \frac{d_2^{-2}}{d_1^{-2} + d_2^{-2}} = G_1 \cdot \frac{(x_2 - X)^2 + (z_2 - Z)^2}{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2 + (x_2 - X)^2 + (z_2 - Z)^2} + G_2 \cdot \frac{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2}{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2 + (x_2 - X)^2 + (z_2 - Z)^2} \approx G_1 \cdot \frac{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2}{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2 + (x_2 - X)^2 + (z_2 - Z)^2} + G_2 \cdot \frac{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2}{(x_1 - X)^2 + (z_1 - Z)^2 + (x_2 - X)^2 + (z_2 - Z)^2} = \frac{(G_1 + G_2)}{2} = G_{ave1}, \quad (7)$$

式中: G_1 、 G_2 分别为投影点 p_1 、 p_2 的灰度值; d_1 、 d_2 分别为栅格内投影点 p_1 、 p_2 到栅格中心的距离; x_1 、 x_2 分别为投影点 p_1 、 p_2 的 X 轴坐标值; z_1 、 z_2 分别为投影点 p_1 、 p_2 的 Z 轴坐标值; X 为栅格中心 X 轴坐标值; Z 为栅格中心 Z 轴坐标值。

通过上述分析可知: G_{ave2} 与 G_{ave1} 近似相等, 即每个栅格内不同点之间由距离决定的灰度值相差很小, 可以忽略不计。基于此, 为加快运行速度, 在栅格内, 采用后出现点的灰度值覆盖先出现点的灰度值的方法, 即优化替代法进行灰度值的赋值, 分析如下:

(1) 假设一个平面栅格内的两点如图 4 所示, P_1 和 P_2 两点坐标分别为 (x_1, y_1, z_1) 、 (x_2, y_2, z_2) , 则同一个栅格内的两点灰度值为

$$G_1 = \frac{I_1 - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \times 255, \quad G_2 = \frac{I_2 - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \times 255, \quad (8)$$

式中: $I_1 = \sqrt{x_1^2 + y_1^2 + z_1^2}$ 为点 P_1 的距离值; $I_2 =$

$\sqrt{x_2^2 + y_2^2 + z_2^2}$ 为点 P_2 的距离值。

(2) 由于将点投影到 XZ 面, 则 $y_1 \approx y_2$, 假设 $x_2 = x_1 + \Delta x$, $z_2 = z_1 + \Delta z$, 则

$$I_2 \approx \sqrt{(x_1 + \Delta x)^2 + (z_1 + \Delta z)^2 + y_1^2}, \quad (9)$$

式中: Δx 表示投影点 p_1 和 p_2 的 X 轴坐标差; Δz 表示投影点 p_1 和 p_2 的 Z 轴坐标差。

因为点 P_1 和点 P_2 在同一个栅格, 而深度图像每个像元栅格的采样间隔远远小于 x_1 、 z_1 , 即 $|x_1| \geq d_{\text{step}} \geq |\Delta x|$, $|z_1| \geq d_{\text{step}} \geq |\Delta z|$, 则

$$I_2 \approx \sqrt{x_1^2 + z_1^2 + y_1^2}. \quad (10)$$

(3) 依据(8)式, 可得

$$G_1 \approx G_2. \quad (11)$$

2) 栅格内无点情况

由于选取栅格间距或扫描时存在噪声等原因, 可能会出现某些栅格内没有采样点的情况, 对此, 采用八邻域平均插值法赋予其灰度值。图 5 中 $G_{m,n}$ 可表示为

$$G_{m,n} = \frac{G_{m-1,n-1} + G_{m-1,n} + G_{m-1,n+1} + G_{m,n-1} + G_{m,n+1} + G_{m+1,n-1} + G_{m+1,n} + G_{m+1,n+1}}{8}, \quad (12)$$

式中: $G_{m,n}$ 表示栅格 (m, n) 的灰度值; m 表示栅格第 m 行; n 表示栅格第 n 列。

2.2 特征规则化提取

由上述栅格化步骤将三维点云映射为二维影像, 会产生图像噪声, 主要是脉冲型噪声、高斯噪声, 所以要先对图像进行去噪。本研究采用一种非线性滤波器中值滤波器^[18]对其进行去噪。该方法的优点是可以克服线性滤波器带来的图像细节模糊。然后采用改进 Canny 算法进行规则化提取, 改进

Canny 算法具体的提取步骤如下。

1) 形态学滤波。采用两个不同尺度结构元素(十字形和菱形)对图像进行开闭滤波^[19]:

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

对图像进行开闭波计算, 即

$$I_{M_{filter}} = I_M \circ a \cdot b, \quad (14)$$

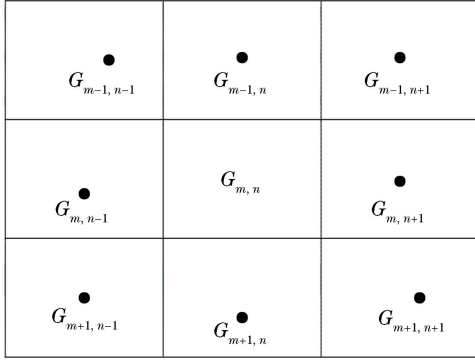


图5 八邻域搜寻赋值

Fig. 5 Eight neighborhood search assignment

式中： $I_{M_{filter}}$ 为平滑降噪的结果； I_M 为投影影像像素； \circ 为开运算，先腐蚀后膨胀； \cdot 为闭运算，先膨胀后腐蚀。

2) 梯度幅值和方向计算。借鉴 Sobel 算子的思想，采用 3×3 卷积核对图像进行边缘卷积，卷积核为

$$\begin{cases} W_x = [1 \ 0 \ -1; 2 \ 0 \ -2; 1 \ 0 \ -1] \\ W_y = [-1 \ -2 \ -1; 0 \ 0 \ 0; 1 \ 2 \ 1] \\ W_{45^\circ} = [0 \ -1 \ -2; 1 \ 0 \ -1; 2 \ 1 \ 0] \\ W_{135^\circ} = [0 \ -1 \ -2; 1 \ 0 \ -1; 2 \ 1 \ 0] \end{cases}, \quad (15)$$

式中： W_x 表示 X 轴方向卷积因子； W_y 表示 Y 轴方向卷积因子； W_{45° 表示 45° 方向卷积因子； W_{135° 表示 135° 方向卷积因子。则梯度幅值为

$$M(m, n) = \sqrt{M_x(m, n)^2 + M_y(m, n)^2 + M_{45^\circ}(m, n)^2 + M_{135^\circ}(m, n)^2}, \quad (16)$$

式中： $M(m, n)$ 表示栅格图像像素梯度幅值；下角标 $x, y, 45^\circ, 135^\circ$ 分别表示 X 轴方向、Y 轴方向、 45° 方向、 135° 方向的像素梯度幅值。

3) 非极大值抑制。将像素的八邻域根据像素梯度方向分成 8 份，4 部分。如 $0^\circ < \theta(m, n) < 45^\circ$ 和 $180^\circ < \theta(m, n) < 225^\circ$ 关于中心对称，归为一部分，其中 θ 为像素梯度方向。对梯度方向两侧幅值进行自适应插值，采样点的梯度幅值若大于梯度方向两个插值点的梯度幅值则作为候选边缘点保留^[20]，若小于其临近插值点中的一个，则搜寻该像素点在八邻域内是否有候选边缘点，如果存在，则此点保留。

4) 双阈值算法检测。根据双阈值从候选边缘点中寻找最终的边缘点，因此高低阈值设定会直接影响边缘检测效果。文中通过梯度幅值的直方图自适应地计算出梯度图像分割阈值。

3 实验及分析

为了验证本文算法的有效性和可行性，使用徕卡 ScanStation P30/P40 型号的三维激光扫描仪获取某广场地标雕塑的点云数据，导入 Cloud Compare 中的效果图如图 6 (a) 所示。以 MATLAB2013 作为数据运算工具，对算法性能进行评价。

利用(1)式将采样点进行灰度归一化处理，并将灰度值赋值给相应的栅格形成影像。在此基础上，分别采用本文算法、传统 Canny 算法和 8N-DD 算法对雕塑进行规则化提取，并将三者进行比较分析，其中图 6(b)是本文算法取 $d_{step} = 0.008$ 在最佳投影方向的规则化结果，图 6(c)是传统 Canny 算法规则化结果，图 6(d)是 8N-DD 算法规则化结果。

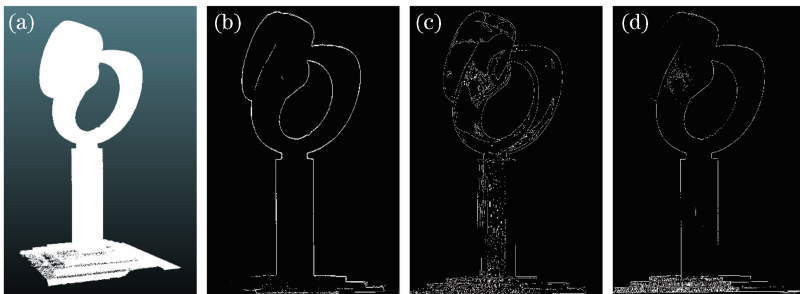


图6 不同算法对雕塑规则化效果对比图。(a)原始点云；(b)本文算法；(c)传统 Canny 算法；(d) 8N-DD 算法

Fig. 6 Comparison of different algorithms for sculptural regularization. (a) Original point cloud; (b) proposed algorithm; (c) traditional Canny algorithm; (d) 8N-DD algorithm

从图 6 中整体特征线提取效果看,本文算法基本上保留了建筑物完整的轮廓信息;传统 Canny 算法则存在许多虚假边缘和噪声;8N-DD 算法稍微得到优化,但是在左上角曲面处出现了少部分空洞和

特征线断开现象。通过比较可见,三种算法在提取雕塑上部不规则部分的效果有明显区别,本文算法规则化程度明显优于另外两种算法,即可以完整清晰地提取出不规则曲面的特征线。

表 1 图 6 雕塑模型特征规则化情况和运行时间比较

Table 1 Comparison of feature regularization and running time of sculpture model in Fig. 6

Algorithm	Original point cloud	Extracted points	Boundary points	Running time /s
Algorithm in this paper	2671223	16726	15820	5.0001
Traditional Canny algorithm	2671223	24606	17021	10.0227
8N-DD algorithm	2671223	18716	13412	9.9472

表 1 是 3 种算法对于图 6 进行特征规则化提取的情况和运行时间对比,从运行速度和规则化程度两方面对算法进行定量分析。首先,针对规则化程度,结合表 1 和图 6 可得下述结论:本文算法提取点不是最多的,但从图 6(a) 看出提取边界是最完整的,且有效边界点占总提取点的比例是 94%;传统 Canny 算法虽然提取特征点最多,但是有效边界点占比仅为 69%,且从图 6(c) 看出包含大量非特征点;8N-DD 算法有效边界点占比有所提高,为 72%,但从图 6(d) 看出存在部分特征点缺失和噪声点的不完全剔除现象。从运行速度来看,本文算法在运行速度方面较高。综上所述,文中所提出算法可以

最大限度地规则化处理特征点,为特征点的后续处理提供良好的数据基础;且运行速度相对较高,处理海量数据的时间会缩短。

4 实例分析

为了验证本文算法的优越性,使用多组目标点云进行对比实验。

1) 直线特征规则化提取。截取一部分教室窗户(场景一),在最佳投影方向,对其进行特征规则化提取,图 7(b) 是本文算法在 $d_{\text{step}}=0.015$ 时得到的特征线。

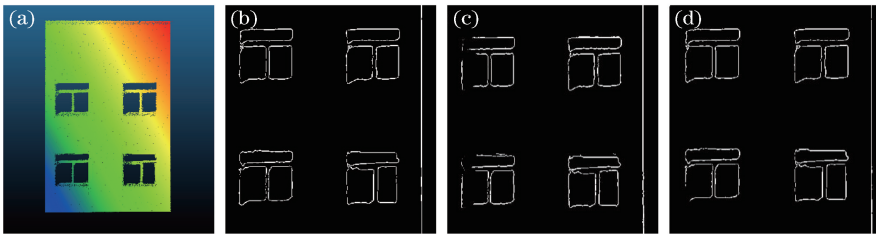


图 7 不同算法对窗户规则化提取效果对比图。(a) 原始点云;(b) 本文算法;(c) 传统 Canny 算法;(d) 8N-DD 算法
Fig. 7 Comparison of different algorithms for window regularization. (a) Original point cloud; (b) proposed algorithm; (c) traditional Canny algorithm; (d) 8N-DD algorithm

由图 7(c) 可知,对窗户等比较规则的线性边界,传统的 Canny 算法提取轮廓比较模糊且出现断裂现象;由图 7(b)、(d) 可知,本文算法和 8N-DD 算法可以提取出较为完整且规则的目标轮廓。

2) 曲线特征规则化提取。图 8 是对桥的立柱使用不同方法进行实验的结果(场景二),其中图 8(b) 为本文算法在最佳投影方向且 $d_{\text{step}}=0.4$ 时得到的特征线。

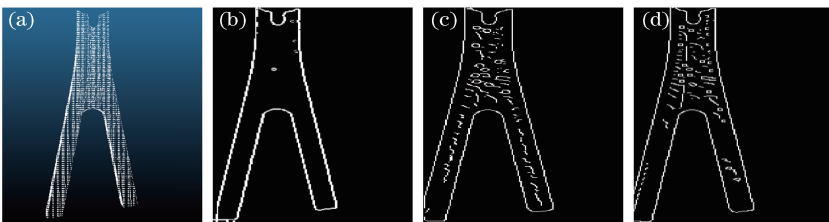


图 8 不同算法对立柱规则化提取效果对比图。(a) 原始点云;(b) 本文算法;(c) 传统 Canny 算法;(d) 8N-DD 算法
Fig. 8 Comparison of different algorithms for column regularization. (a) Original point cloud; (b) proposed algorithm; (c) traditional Canny algorithm; (d) 8N-DD algorithm

图8立柱中存在部分曲线,通过分析可知,传统的Canny算法规则化结果中存在大量非特征点,8N-DD算法提取结果中噪声点有所减少但是规则化程度还是不高,而本文算法在存在曲线的场景中仍能很好地提取出边界特征。

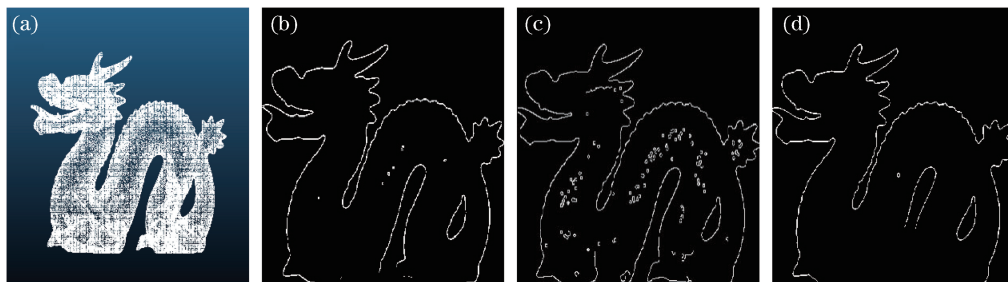


图9 不同算法对龙模型规则化提取效果对比图。(a)原始点云;(b)本文算法;(c)传统Canny算法;(d)8N-DD算法
Fig. 9 Comparison of different algorithms for dragon boundary regularization. (a) Original point cloud; (b) proposed algorithm; (c) traditional Canny algorithm; (d) 8N-DD algorithm

场景三是非规则复杂曲面,由图9(c)可知,传统Canny算法提取边界点较为完整,但结果中存在较多噪声点,不够精确;由图9(d)可知,八邻域深度差算法在该场景下会出现部分缺失;由图9(b)可知,本文算法在减小噪声和提升轮廓的完整性方面效果较为理想。

在这三种场景中,本文算法和8N-DD算法对规则化线性边界的提取效果较好,但是8N-DD算法对于含复杂曲面场景的提取效果较差,会出现特征缺失情况。虽然传统Canny算法能较好地提取场景边界但是存在噪声较多的问题,导致提取不精确。而本文算法可以克服以上缺点,在保证提取精度的同时达到速度最优化。

5 结 论

提出了融合改进Canny算法的特征规则化提取算法。基于点云和影像在特征规则化提取方面的相关优势,通过改进栅格化方法进行灰度赋值,并对散乱点云进行规则化投影。对得到的影像进行特征提取时使用 3×3 卷积核和形态学滤波等方法使边界提取更加准确。将本文算法和传统Canny算法、8N-DD算法进行对比分析,实验结果表明,本文算法提取有效特征的占比为94%,优于其他两种方法,且从效果图可知,本文算法对规则的场景边界和复杂的场景边界的规则化程度较高,这为点云的目标识别和重建提供了新思路,同时为点云和图像的配准等进一步的研究作铺垫。

3)复杂曲面特征规则化提取。前面两个例子是简单的点云模型,为了验证算法对于复杂曲面模型同样适用,采用龙模型进行实验(场景三),图9(b)是本文算法在 $d_{\text{step}} = 0.0005$ 时特征规则化得到的结果。

参 考 文 献

- [1] Xiao J X, Furukawa Y. Reconstructing the world's museums [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(3): 243-258.
- [2] 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.
- [3] Sun D Z, Fan Z X, Li Y R. Automatic extraction of boundary characteristic from scatter data [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2008, 36(8): 82-84.
孙殿柱, 范志先, 李延瑞. 散乱数据点云边界特征自动提取算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(8): 82-84.
- [4] Chen P, Tan Y W, Li L. Extraction of building's feature lines based on 3-D 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.
- [5] Han Y C, Hou H, Bai Y R, et al. A closed point cloud edge extraction algorithm using edge coefficient [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111003.
韩玉川, 侯贺, 白云瑞, 等. 一种基于边缘系数的闭合点云边缘提取算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111003.
- [6] Wang X H, Wu L S, Chen H W, et al. Feature line

- extraction from a point cloud based on region clustering segmentation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1110001.
- 王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 基于区域聚类分割的点云特征线提取[J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1110001.
- [7] Wang Y, Ewert D, Schilberg D, *et al.* Edge extraction by merging 3D point cloud and 2D image data [C] // 2013 10th International Conference and Expo on Emerging Technologies for a Smarter World (CEWIT), October 21-22, 2013, Melville, NY, USA. New York: IEEE, 2013: 14041978.
- [8] Oesau S, Lafarge F, Alliez P. Indoor scene reconstruction using feature sensitive primitive extraction and graph-cut [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 90: 68-82.
- [9] Zhang F, Gao Y L, Huang X F, *et al.* Spherical projection based straight line segment extraction for single station terrestrial laser point cloud [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(6): 655-662.
- 张帆, 高云龙, 黄先锋, 等. 基于球面投影的站地面激光点云直线段提取方法[J]. *测绘学报*, 2015, 44(6): 655-662.
- [10] Lin Y B, Wang C, Cheng J, *et al.* Line segment extraction for large scale unorganized point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 102: 172-183.
- [11] Zhang Z J, Wei X, Zhou Z Q, *et al.* 8N-DD-based point cloud edge extraction algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(8): 2015-2021.
- 张志佳, 魏信, 周自强, 等. 一种基于八邻域深度差的点云边缘提取算法[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(8): 2015-2021.
- [12] Liu H, Li D, Yu Z G, *et al.* Boundary point extraction of point cloud based on range image [J]. *Journal of Water Resources and Architectural Engineering*, 2013, 11(3): 156-158.
- 刘浩, 李冬, 于振国, 等. 基于深度图像的点云边界点提取[J]. *水利与建筑工程学报*, 2013, 11(3): 156-158.
- [13] Yan L, Wei F. Single part of building extraction from dense matching point cloud [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(7): 0710004.
- 闫利, 魏峰. 利用密集匹配点云的建筑单体提取算法研究[J]. *中国激光*, 2018, 45(7): 0710004.
- [14] He L, Li J, Zheng D H. Boundary detection of point cloud data based on grid [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2013, 22(3): 69-73.
- 何丽, 李嘉, 郑德华. 基于栅格的点云数据的边界探测方法[J]. *测绘工程*, 2013, 22(3): 69-73.
- [15] Tang X Y, Zhou G E, Liang X. Building extraction from LiDAR data based on digital image processing [J]. *Sichuan Building Science*, 2010, 36(3): 335-337.
- 唐咸远, 周国恩, 梁鑫. 基于数字图像处理技术的LiDAR数据建筑物提取[J]. *四川建筑科学研究*, 2010, 36(3): 335-337.
- [16] Lu X S, Huang L. Grid method on building information extraction using laser scanning data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(10): 852-855.
- 卢秀山, 黄磊. 基于激光扫描数据的建筑物信息格网化提取方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2007, 32(10): 852-855.
- [17] Zhou C Y, Luo M, Zou Z R. Digital image assisted point cloud feature extraction [J]. *Microcomputer Information*, 2011, 27(10): 140-141, 131.
- 周春艳, 罗敏, 邹嵘嵘. 数字图像辅助激光点云特征提取[J]. *微计算机信息*, 2011, 27(10): 140-141, 131.
- [18] Yang C Q, Ye Z T, Lu X S, *et al.* Transforming vehicle-borne laser point cloud to grid point cloud [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2009, 34(5): 23-24, 20.
- 杨长强, 叶泽田, 卢秀山, 等. 车载激光点云数据的栅格化处理[J]. *测绘科学*, 2009, 34(5): 23-24, 20.
- [19] Wang Z C, Liu X D, Xue L X. Improved method of Canny operator edge detection [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(34): 202-204, 248.
- 王佐成, 刘晓冬, 薛丽霞. Canny算子边缘检测的一种改进方法[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(34): 202-204, 248.
- [20] Sun Z P, Shao X H, Wang Z, *et al.* The improved adaptive Canny edge detection algorithm [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2016, 53(6): 17-21.
- 孙智鹏, 邵仙鹤, 王翥, 等. 改进的自适应Canny边缘检测算法[J]. *电测与仪表*, 2016, 53(6): 17-21.