文章编号:1672-9331(2019)02-0015-07

自适应 α -shapes 平面点云边界提取方法

廖中平^{1,2},陈 立¹,白慧鹏¹,丁美青¹

(1.长沙理工大学 交通运输工程学院,湖南 长沙 410114;2.昆士兰科技大学 电气工程与计算机科学学院,布里斯班 4059,澳大利亚)

摘 要:针对基于微切面的点云边界提取方法在 LiDAR 点云边界提取中效率低,难以保证边界提取的精细 度和完整性问题,提出了一种可调节滚动圆半径的α-shapes 平面点云边界提取算法。该算法首先将点云数 据栅格化,排除非边界点,并通过计算 P 点的 K 个邻近点平均距离和增设调节因子,设置滚动圆半径α,最后 采用α-shapes 算法提取点云边界。对近邻 K 值、点云形状和点云密度等分析,证明近邻 K 值与调节因子 ω 之间具有函数关系,及调节因子与点云密度和点云形状无关的结论。结果证明:该算法在准确提取点云边界 情况下,能够快速提取完整点云边界,提高后续点云重建速度与效率,该算法具有良好的稳健性。

关键词:点云重建;边界提取;α-shapes;自适应;邻近点

中图分类号: P209; TP391.7; O438 文献标识码: A

Adaptive Alpha-shapes plane point cloud boundary extraction method

LIAO Zhong-ping^{1,2}, CHEN Li¹, BAI Hui-peng¹, DING Mei-qing¹ (1. School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2. School of Electrical Engineering and Computer Science, Science and Engineering Faculty, Queensland University of Technology Q4059, Australia)

Abstract: Aiming at improving the efficiency of point cloud boundary extraction method, based on micro-cut surface in LiDAR point cloud, and to ensure the fineness and integrity of boundary extraction, an α -shapes algorithm of adjustable rolling circle radius is proposed to deal with plane point cloud boundary. The algorithm firstly rasterized point cloud data and then excluded non-boundary points. Thirdly, rolling round radius was set by a regulatory factor and the average distance between K adjacent points of P. Finally, α -shapes algorithm was utilized to extract the point cloud boundary. To analyze the relationship among the k nearest neighbors, point cloud shape and point cloud density, it is proved that there is a functional relationship between the K value and the regulating factor ω . And the regulatory factor is independent of point cloud density and point cloud shape. The results showed that this algorithm can quickly extract the complete point cloud boundary and improve the speed and efficiency of subsequent point cloud reconstruction under the condition of accurately extracting the point cloud boundary, with good robustness.

收稿日期:2019-02-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41671446);湖南省科技创新计划(重点研发计划)(2018SK2011);湖南省教育 厅资助科研项目(17B004);长沙理工大学研究生创新项目(CX2017SS03)

通讯作者:廖中平(1972-),男,湖南娄底人,长沙理工大学副教授,博士,主要从事 GNSS、三维点云数据处理等方面的研究。E-mail:cslzhp@csust.edu.cn

Key words: cloud reconstruction; boundary extraction; Alpha-shapes; adaptive; nearest neighbors

三维激光扫描技术能快速获取扫描对象表面 点云数据。基于点云数据对物体进行三维重建, 已成为当前逆向工程三维重构领域中的研究热 点^[1,2]。散乱点云边界特征作为表达曲面的重要 几何特征,对曲面重构精度起着重要的作用[3]。 基于三角网格边界提取算法^[4],由于涉及转换三 角网格模型而导致计算复杂耗时,且会引起误差 传播,因此基于点云提取边界成为研究重点[5-10]。 α -shapes 算法原理是将一个半径为 α 的圆在一堆 无序的点集 S 外滚动,当α足够大时,该圆不会滚 到点集内部,其滚动的痕迹为该点集的边界线。 $当 \alpha 值 足 够 小 时,则 每 个 点 都 可 能 是 边 界 点; 当 \alpha 足$ 够大时,则提取出的边界线为点集 S 的凸包。王 宗跃等^[11]采用α-shapes 算法提取水体边界,首先 将点云栅格化,采用八邻域去除非边缘点云,提高 了α-shapes 算法的效率。但该算法未给出栅格尺 寸设置方法及其值对点云边界提取效果的影响, 同时也未给出半径α的设置公式。沈蔚等^[12]使用 α-shapes 算法提取 LIDAR 点云数据中建筑轮廓 线,其α值设置为大于平均点距小于两倍平均点 距,需要在密度比较均匀的点云中才能有较好的 提取效果。该算法过程较复杂,计算量大;同时该 算法主要提取点集 S 的凸包, 而无法提取点云凹 处边界,不能保证边界的完整性和细节特征,因此 α取值是关键因素之一。

作者在此算法的基础上做了一点改进,提出 一种自适应α-shapes 算法,使得滚动圆在边界滚 动时能够自适应调节半径α的值,能够在保证边界 精细度和完整性前提下快速提取在微切面上的二 维点云的边界,并给出了α的设置经验公式。

1 自适 α -shapes 平面点云边界提取方法

为避免激光扫描噪声和散乱点云内点间距不 确定性对确定α-shapes 滚动圆半径等的影响,本 算法采用模拟规则点云数据进行试验分析,取点 云内任一点至相邻4点欧氏距离相等的点云数据 进行分析。

1.1 点集的几何特性分析

判断点 P 的近邻点分布,若近邻点偏向一侧, 则认为点 P 为边界点;若邻近点均匀分布在其四 周,则认为点 P 为内部点。取判断点 P(x_i,y_i)的 K 个近邻点的距离平均值作为参考值,来判断点 P 是否为边界点(如图 1 所示),其计算公式为:

$$D = \frac{\sum_{j=1}^{n} D_j}{K}.$$
 (1)

假设近邻点一定时,点 P 的近邻点分布有以 下几中情况(如图 1 所示):①点 P 1 为边界点且在 边界的凸包处上,此时邻近点平均值为 D_1 ;②点 P 2 为边界点且在直线上时,此时邻近点平均值为 D_2 ;③点 P 3 为边界点且在有弧度的凹曲线上,此 时邻近点平均值为 D_3 ;④点 P 4 为边界点且在点 云图形的凹处,此时邻近点平均值为 D_4 ;⑤点 P 5 为非边界点且在内部细小孔洞边缘上,此时邻近 点平均值为 D_5 ;⑥点 P 6 为非边界点且在点云图 形内部,近邻点在其四周均匀分布,此时邻近点平 均值为 D_6 。



图1 点集不同特性分布图



如图 1 所示,规则点云中,边界点的 K 个邻近 点平均距离大于非边界点的 K 个邻近点平均距 离。因此,将点 P 的 K 个邻近点平均距离值作为 判断点 P 是否为边界点的判断条件。当 K 值较 小时, D_4 、 D_5 和 D_6 数值大小接近,在边界点提取时,将导致边界点与非边界点同时提取出来;当K值较大时,算法耗时增加,边界点提取时间效率低。本研究K值将分别取4、8、12、16、20、24、32、36、40、44、48、52进行分析与研究。

1.2 自适应α-shapes 算法基本流程





Fig. 2 Chart of adaptive α -shapes algorithm

1.3 自适应α-shapes 算法基本步骤

 1)点云数据网格化,对平面点云进行组织,使 其形成类似图像的栅格阵列的数据形式。

①统计点云数据的 x、y 坐标的最大值、最小值, Max X, Max Y、Min X、Min Y。

②确定网格尺寸。平面网格边长的大小直接 影响到特征点的提取和特征线的构造精度。为了 减少平面网格边长对特征提取的影响,提高算法 的稳健性。参考文献[1]网格尺寸大小的选取方 法,β的取值为 1.5。网格尺寸计算公式为:

$$len = \beta \times \sqrt{\frac{(Max \ X - Min \ X)(Max \ Y - Min \ Y)}{N}}_{N}$$

式中:β是尺度因子,用于调节网格边长的大小;N 是点的个数。

③将各点分配到各个网格:首先根据当前点的坐标(x,y)计算该点所在的行r和列c,即:r = [(y - MinY)/len]+1, c = [(x - MinX)/len]+1。然后将该点添加第<math>r行c列的网格中,为进行

后续处理需将网格向外进行扩展一行(列)的网格。网格数据组织结果如图 3(a)所示。

2) 排除非边界的网格。

①将点云数据网格化后,设置一幅大小为 M×N的二值图像与之对应,若对应格网内点数 为零则像素值0,否则为1。

②求出边界网格:对每个网格进行判断,若该 网格的点数不为零且其 8 邻域网格内点数也都不 为零,则该网格为非边界网格,如图 3(b)所示。对 于非边界网格内的点云,则无需进行α-shapes 算 法判断。



图3 排除非边界网格



3) 对边界网格内的各点进行α-shapes 算法 判断。

①对于边界网格内的任一点 *P*,搜索邻域 24 网格中的 *K* 个距离最近的近邻点,并采用欧氏距 离计算到 *K* 个点的距离 *D_i*,求其平均值,即为设 置滚动圆半径α的相关值,控制邻域范围和邻近点 个数。在点云内搜索到 *P* 点的欧氏距离小于 2 α 内所有点,记为点集 *Q*。α的设置公式为:

$$\alpha = \omega \times \frac{\sum_{j=1}^{k} D_j}{K} \,. \tag{3}$$

式中: ω 为调节因子。

②选取 Q 中任意一点 $P_1(x_1, y_1)$,根据 P 和 P1 两点坐标和 α ,计算出滚动圆圆心坐标,其中圆 心 P_2 、 P_3 为经过 P、 P_1 两点且半径为 α 的两种情 况下的圆心坐标^[12],其坐标计算公式为:

$$x_{2} = x + \frac{1}{2}(x_{1} - x) - H \times (y_{1} - y);$$

$$y_{2} = y + \frac{1}{2}(y_{1} - x) - H \times (x - x_{1}). \quad (4)$$

$$x_{3} = x + \frac{1}{2}(x_{1} - x) - H \times (y_{1} - y);$$

$$y_{3} = y + \frac{1}{2}(y_{1} - x) - H \times (x - x_{1}), \quad (5)$$

式中:
$$H = \sqrt{\frac{\alpha^2}{S^2} - \frac{1}{4}}$$
; $S^2 = (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2$ 。

③在Q点集中除去 P_1 点后,计算剩余点分别 到 P_{2} 、 P_{2} 点距离。若所有点到 P_{2} 或者 P_{2} 点的 距离均大于 α ,则表明 P 为边界点。

④若剩余的点到 P2 或者 P3 点的距离不全大 于 α ,则遍历点集 Q 内所有点轮换作为 P_1 点。若 存在某一点满足步骤(2)、(3),则表明该点为边界 点,终止该点的判断,判断下一点。若Q中所有邻 近点中均不存在 P1 这样的点,则表明 P 点为非 边界点。

试验及分析 2

2.1 不同密度点云边界提取

算法是在 PC 机配置为 Inter(R)Core(TM) i7-7200 2.7 GHz, 内存为 8.0 GB, Windows 7 32 位系统上运行,使用 MATLAB R2015b。本试验 使用模拟的规则点云数据,选取两套密度不同、形 状相同、点数相同的点云数据,点间距 d 分别为 0.002,0.02 m, 点数为 35 425, 点云分布如图 4(a) 所示。由于算法与调节因子 ω 及邻近点数量 K 有关,将K 值设置为4、8、12、16、20、24、32、36、 40,44,48,52。在不同的 K 值下,计算调节因子 ω 的阈值,一旦调节因子小于该值,将会提取出内部 点。调节因子取位精确到 0.01。点云边界如图 4(b)所示。搜索 K 邻近的范围在 24 邻域网格 内,计算在不同 K 值提取边界时调节因子 ω 的的 阈值(如表1所示)。

由表1可知,①K 值越大,调节因子ω变化率 减小,同时也耗时增大;K值大于40后,调节因子



	表 1	边界	提取阈值表	長
Table 1	Bour	ndary	extraction	threshold

<i>K</i> 值	调节因子 ω	耗时/s	边界点个数
4	0.72	1.720	801
8	0.60	1.722	801
12	0.49	1.725	801
16	0.43	1.728	801
20	0.41	1.731	801
24	0.37	1.734	801
32	0.32	1.739	801
36	0.31	1.742	801
40	0.30	1.744	801
44	0.30	1.748	801
48	0.30	1.749	801
52	0.30	1.751	801

注:规则点云点间距取 d=0.002 m。

ω趋于稳定,滚动圆半径α可调节区间变小且其平 均距离无法反映边界点特性;②K值与调节因子ω 存在函数关系(如图5所示),其曲线拟合采用非 线性曲线最小二乘拟合,拟合函数模型为f(x) = $ax^{b}e^{cx}$, 残差平方和为 0.007; ③滚动圆半径 α 的主 要由与邻近点关系决定,距离越远的点对α的设置 影响越小;④根据以上结论,从耗时、调节因子的 稳定性和邻近点的影响力分析,K值的最佳取值 为20和24。



图5 K与 (1)之间的函数关系图

Fig. 5 Function diagram between K and ω

当点云点间距 d = 0.02 m 时,提取完整边界 情况下,K 值与调节因子 ω 之间关系如表 2 所示。

由表 2 和表 3 可知,规则点云利用 α -shapes 算法提取点云边界在设置α时,调节因子不受点云 密度的影响。

19

表 2 不同密度点云调节因子阈值表

 Table 2
 Different density point cloud adjustment factor

 threshold
 threshold

<i>K</i> 值	调节因子 ω	耗时/s	边界点个数	
4	0.72	1.722	801	
8	0.60	1.725	801	
12	0.49	1.729	801	
16	0.43	1.732	801	
20	0.41	1.735	801	
24	0.37	1.738	801	
32	0.32	1.741	801	
36	0.31	1.745	801	
40	0.30	1.749	801	
44	0.30	1.750	801	

注:规则点云点间距取 d=0.02 m。

表3 不同图形阈值表

Table 3 Different graphical threshold tables

图形	<i>K</i> 值	调节因子	耗时/s	边界点个数
	20	0.41	2.19	1 512
(a)	24	0.37	2.20	1 512
(1)	20	0.41	2.40	1 712
(D)	24	0.37	2.53	1 712
	20	0.41	3.56	1 605
(c)	24	0.37	3.58	1 605

2.2 不同形状点云边界提取

本试验使用模拟的规则点云数据,选取三类 形状不同、点间距相同的点云数据,点云图形及其 边界如图 6 所示。图 6(a)为工字型点云,点数为 49 402;图 6(b)为回字形点云,点数为 49 794;图 6 (c)复杂形点云,点数为 96 970。将 K 值分别设置 为 20、24,计算提取效果最好的调节因子ω,调节 因子取位精度为 0.01,阈值表如表 3 所示。

由表 3 可知,在规则点云提取边界中,调节因 子ω取值与点云形状无关。

2.3 含孔洞复杂点云边界提取

本试验使用模拟的规则点云数据,选取图形 如图 6(c)所示。点间距相同的点云数据,且在点 云内部裁剪出不同大小的孔洞,边长为 1~10 个 点的正方形,点云形状如图 7 所示。将 K 值分别 设置为 20、24,在完整提取点云内外边界情况下, 计算调节因子 ω 阈值。调节因子 ω 取位精度为 0.01,其边界提取效果如图 8 所示,其阈值表如表 4 所示。

由图 8 和表 4 可知,当调节因子为一倍阈值 时,提取不出边长为 1 个点的孔洞,其图形最凹处 的一个点也提取不出来;当调节因子为两倍阈值



图6 点云形状及其边界





图7 含有孔洞的点云

Fig. 7 Point cloud with holes



图8 孔洞边界提取效果图

Fig. 8 Schematic diagram of hole boundary extraction

时,提取不出边长为2个点的孔洞,其图形凹处两 侧相邻两个点提取不出来;当调节因子为三倍、四 倍阈值时,提取不出边长为3、4个点的孔洞,同时 内部边界凹处开口也将增大。因此,在规则点云 边界提取中,调节因子取值为其阈值的整倍数时, 调节因子与有效提取点云内部孔洞的尺寸存在线 性关系;同时,调节因子取值越大,点云内部丢失 的孔洞尺寸也越大。

表4 孔洞阈值表

Table 4 Table of hole threshold

<i>K</i> 值	阈值	调节因子	边界提取效果图
20	0.41	0.41	(1)
20	0.41	0.82	(2)
20	0.41	1.23	(3)
20	0.41	1.64	(4)
24	0.37	0.37	(1)
24	0.37	0.74	(2)
24	0.37	1.11	(3)
24	0.37	1.48	(4)

2.4 试验结果分析

为验证本研究算法的先进性,试验中采用文 献[12]中方法与本研究方法进行比较。在不同的 数据量下,两种方法边界提取总时间如表 5 所示。 数据采用点间距 d = 0.02,本研究方法取 K = 20, $\omega = 0.41$ 。根据文献[12]滚动圆半径取大于平均 点距小于两倍平均点距,取 $\alpha = 0.03$,同时对文献 [12]中方法采用文献[11]网格化方法进行处理。

表5 两种算法比较数据表

Table 5 Comparing dat	a table of two	algorithms
------------------------------	----------------	------------

点云数	本研究方法/s	文献[12]方法/s
35 425	1.735	14.570
251 001	6.278	86.385

从表 5 的数据可以看出,只有当数据量很小时,算法耗时相差较小。而随着数据量的增大,本研究方法就更显优势。其主要原因是建立了合理的网格尺寸,能快速排除大量的非边缘点;滚动圆 半径设置合理,减少了 2 α内点集 Q 的数据量,减 少了判断次数,从而节省了大量的判断时间。

3 结论

针对α-shapes 算法的α值不确定问题,在分析 平面点云特性的基础上,提出了优化的α-shapes 算法,使得α值能够自适应调节。其结论如下。

 1)通过模拟规则点云数据,对不同点云密度、 不同点云形状和含空洞复杂点云的实验分析,证 明了近邻 K 值与调节因子ω之间存在函数关系, 且调节因子的取值与点云密度和点云形状无关。 若调节因子设置过大,将导致无法提取点云内部 孔洞的边界信息。

 2)本研究给出的平面点云边界提取算法αshapes 算法的α值设置经验公式,能使该算法中滚 动圆能够自适应调节其半径α值,从而快速准确地 提取点云边界特征。

但本研究没有顾及实测点云中激光扫描噪声 和散乱点云点间距离散程度对确定α-shape滚动 圆半径的影响。

〔参考文献〕

 [1] 程效军,方芳.基于形态学的散乱点云轮廓特征线提取[J].同济大学学报:自然科学版,2014,42(11): 1738-1743.

CHENG Xiao-jun, FANG Fang. Morphology-based scatter point cloud contour extraction[J]Journal of Tongji University : Natural Science, 2014. 42(11): 1738-1743.

[2] 张娟,侯进,吴婷婷,等.三维散乱点云模型的快速曲 面重建算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018,30(2):235-243.

ZHANG Juan, HOU Jin, WU Ting-ting, et al. Fast surface reconstruction algorithm for 3D scattered point cloud model [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2018, 30 (2): 235-243.

 [3] 王琼,王海燕,孙保群,等.车辆曲面重构中点云精简
 算法的研究与改进[J].电子测量与仪器学报,2017, 31(11):1693-1701.

WANG Qiong, WANG Hai-yan, SUN Bao-qun, et al. Research and improvement of point cloud reduction algorithm for vehicle surface reconstruction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017,31(11):1693-1701.

- [4] 詹曦,张建生.点云边界提取及三角网格生成的集成 算法研究[J].计算机仿真,2013,30(11):272-275.
 ZHAN Xi, ZHANG Jian-sheng. Research on integrated algorithm of point cloud boundary extraction and triangle mesh generation[J]. Journal of Computer Simulation,2013,30(11):272-275.
- [5] 陈义仁,王一宾,彭张节,等.一种改进的散乱点云边 界特征点提取算法[J].计算机工程与应用,2012,48
 (23):177-180.

CHEN Yi-ren, WANG Yi-bin, PENG Zhang-jie, et al. Improved algorithm for extraction of boundary characteristic point from scattered point cloud [J]. Journal of Computer Engineering and Applications, 2012,48(23):177-180.

- [6] 廖中平,刘科,向雨,等. 多阈值提取平面点云边界点的方法[J]. 计算机应用,2016,36(7):1933-1937.
 LIAO Zhong-ping,LIU Ke,XIANG Yu, et al. Method for extracting boundary point cloud boundary points by multiple thresholds[J]. Journal of Computer Applications,2016,36(7):1933-1937.
- [7] 蒋梅笑,章光,徐卫青,等.基于三维激光扫描点云的 边界特征自动提取算法[J].武汉理工大学学报, 2017,39(6):68-72.

JIANG Mei-xiao, ZHANG Guang, XU Wei-qing, et al. Automatic extraction algorithm for boundary features based on 3D laser scanning point cloud [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2017, 39 (6):68-72.

[8] 丁承君,孙刚,尹李亮,等.散乱点云的边界提取[J].

计算机技术与发展,2017,27(7):83-86.

DING Cheng-jun, SUN Gang, YIN Li-liang, et al. Boundary extraction of scattered point clouds [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27 (7):83-86.

- [9] 杜秋,郭广礼.三维激光扫描点云边界提取研究[J]. 金属矿山,2017(10):67-71.
 DU Qiu,GUO Guang-li. Research on 3D laser scanning point cloud boundary extraction [J]. Metal Mine,2017(10):67-71.
- [10] 刘庆,章光,陈西江.融合改进场力和判定准则的点 云特征规则化[J/OL].中国激光:1-15[2019-02-21].

LIU Qing, ZHANG Guang, CHEN Xi-jiang. The regularization of point cloud features based on improved field force and criterion[J/OL]. China Laser:1-15[2019-02-21].

[11] 王宗跃,马洪超,徐宏根,等.海量点云的边缘快速 提取算法[J].计算机工程与应用,2010,46(36): 213-215.

> WANG Zong-yue, MA Hong-chao, XU Hong-gen, et al. Fast edge extraction algorithm for massive point cloud [J]. Journal of Computer Engineering and Applications, 2010, 46(36):213-215.

[12] 沈蔚, 王林, 王崇倡, 等. 基于 LIDAR 数据的建筑三 维重建[J]. 辽宁工程技术大学学报: 自然科学, 2011, 30(3): 373-377.

> SHEN Wei, WANG Lin, WANG Chong-chang, et al. 3D reconstruction of buildings based on LIDAR data[J]. Journal of Liaoning Technical University : Natural Science Edition, 2011, 30(3): 373-377.