

基于 RANSAC 三维点云的平面提取算法

苏云龙, 平雪良, 李楠

(江南大学 机械工程学院 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要:针对三维激光扫描点云的表面特征获取时间长,提取效果与减少运行时间不能兼得的问题,本文基于随机抽样一致算法(RANSAC)提出一种自动快速识别点云平面特征的算法。通过对RANSAC算法进行改进,提出基于迭代采样子集判断优化的方法,能够快速准确地识别并提取物体的平面特征。实验结果表明,本算法能有效准确地找到扫描物的平面。

关键词:三维;点云;RANSAC;平面特征

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2019.06.025

A planar extraction algorithm based on RANSAC 3D point cloud

SU Yun-long, PING Xue-liang, LI Nan

(Jiangsu Province Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology,
School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Aiming at the long acquisition time of the planar in 3D laser scanning point cloud and the low accuracy of plane extraction, an algorithm for automatic and rapid recognition of the point cloud plane features based on Random Sample Consensus (RANSAC) is proposed in this paper. By improving the RANSAC method, a method based on iteration and sample points judgment optimization is proposed, which can quickly and accurately identify and extract planar features of object. Experimental results show that the algorithm can find the planar of the object effectively and accurately.

Key words: 3D; point cloud; RANSAC; planar feature

1 引言

平面立体结构是一种最为常见而又重要的几何构造,平面提取在计算机视觉与图形领域以及三维点云中是很重要的研究课题。在机器人视觉定位抓取应用中,快速而准确地抓取物体平面特征是机器人抓取的首要条件,因此从点云数据中提取平面特征在自动定位抓取中有着重要的作用和意义^[1]。国内外大量学者对这一领域做了很多研究,其中主要的提取方法有 Hough 变换^[2],区域增长以及随机采样一致(Random Sample Consensus, RANSAC^[3])

等。Krishnapuram^[4]将 2D Hough 变换扩展到三维空间,从而实现三维图像的目标检测。之后, Vosselman^[5]将其引入三维点云数据处理中,用来检测点云中包含的空间平面。Michel^[6]等采用基于小二乘方差的区域增长算法来提取建筑物的平面特征。Fischler^[3]等提出 RANSAC 算法检测平面。后来, Raguram^[7]等对 RANSAC 算法进行了改进,提出矢量驱动的 RANSAC 算法提取三维面片。CHAPERON^[8]利用高斯影像原理和 RANSAC 算法提取点云中的圆柱特征;尚任^[9]用 RANSAC 算法进行圆拟

基金项目:江苏省食品先进制造装备技术重点实验室开放课题资助(江南大学)项目(No. FM-201608)资助。

作者简介:苏云龙(1994-),男,硕士研究生,研究方向为激光三维重建与定位。E-mail:1870679495@qq.com

通讯作者:平雪良(1962-),男,博士,教授,研究方向为曲面测量与检测技术研究。E-mail:ping@jiangnan.edu.cn

收稿日期:2018-09-27; **修订日期:**2018-10-26

合,提取单木的胸径等信息;Tarek M^[10]用 RANSAC 算法从散乱点云中探测平面特征;闫利^[11]也提出了一种将区域增长和 RANSAC 相结合的点云平面分割方法。另外,张见双^[12]提出了一种改进的 Harris 角点检测的配准方法,采用 RANSAC 算法对误匹配点对进行剔除;朱俊^[13]等提出基于 Shi-Tomasi 角点检测的特征匹配算法;熊风光^[14]将 Kmeans 和分裂法相结合,提出了一种剔除三维点云中关键点误匹配的方法,相比 RANSAC 算法时间效率有所提高,但存在剔除过量的缺陷;靳京京^[15]结合 SURF 算法和 RANSAC 算法校准了因图像分割引起的平移误差,但这只是局限于二维图像,无法适用于三维点云;崔昌浩^[16]为寻求算法在计算复杂度和匹配精度上的平衡点,在特征点匹配过程中加入 RANSAC 准则,从而提高配对的准确性。但是以上算法中提取的平面特征的运行时间都很长。而现实中需要将物体所包含的平面特征都提取得到,进而进行筛选选择最好的平面特征。本文在传统 RANSAC 算法的基础上,提出基于循环迭代条件与阈值判断优化策略的提取物体所有平面特征的方法。

本文针对手持扫描仪 handyscan 扫描出的点云数据中平面特征提取问题,分析并提出了一种改进的 RANSAC 算法,并对其中包含的平面点云数据进行提取与显示,最后通过实验对比分析,验证了该算法的优越性。

2 传统的 RANSAC 算法

RANSAC^[3]算法中的采集的样本分为两类:一类是符合模型所需要的点集数据,也被称为类内点(inliers);另一类则是不符合模型所描述的点集数据,即异常数据点(outliers)。异常数据包括噪声点,也包括由于计算错误或测量误差导致的异常点。根据要求,RANSAC 算法中会给出相应的获得符合要求点集数据的计算方法。

RANSAC 基本计算原理^[17]为:

假设所有点云数据集为 A ,选取一个最小样本数为 n 的最小抽样集(n 根据初始化模型所需参数确定)和一个样本集 P ,样本集 P 包含的样本数大于 n ,从样本集 P 中随机抽取符合最小抽样集的子集 S 作为初始化模型 M ;设定目标函数为 C ,余集中与模型 M 偏差小于预设阈值 t 的点集和上述子集 S 构成 S^* 。 S^* 称作内点集,它们统称为 S 的一致集;如果内点集的数量大于预设标准值 N ,则得到了符合条件的点集模型,并通过最小二乘法等方法对内点集 S^* 进行计算验证,进而构成新的模型 M^* ,重复抽

取新的样本子集 S 并重复以上步骤。

在完成一定的抽样次数后,如果还是没有找到符合条件的一致集,那么就认为算法失败,如若找到所需一致集,则对最大一致集进行判断与验证,算法完成。

2.1 子集的大小

在算法的迭代过程中,它是从数据集 A 中随机采样一个子集,然后对参数进行估计与确认的循环,每次循环中都会对余集进行判断与验证(此过程无意中加长了算法的运算时间),其中每个子集都是一个大小为 P 的最小采样。

3 改进的 RANSAC 算法

针对传统算法中最小子集采样无初始判断,在迭代算法中耗时过长的问题,本文进行了以下的优化与改进。

3.1 最小子集的采样

对数据集进行采样时,传统算法采用完全随机的方式,这种方式主要处理对数据完全不知道的情况,缺点是如果选择的点不是类内点也不会事先做好判断,依然会执行下面的算法,直到最后出的结果不符合要求再舍弃掉,这样会大大降低算法执行的效率。本文将对一开始随机抽取的 3 个点进行一个初始判断,在 3 个随机点能构成平面的前提下,分别以 3 个点为球心, r 为半径构成 3 个球,对 3 个球内包含的点云进行判断,设三个球内包含的点云个数分别为 m_1 、 m_2 、 m_3 ,若到平面距离在拒绝阈值 t 内的点数大于预设值 n ,则继续下一步算法,否则重新随机抽取 3 个点。这样看似多了一步判断,但若随机点不是类内点,就会直接省略后续的剩余点集判断(这个过程是相当耗时的),而本文根据点云密度设定的 r 值来进行搜索判断,所增加的耗时会远远小于前者。

假设判断一个点到平面的距离所需的时间为 t_1 ,点云所包含的总个数为 q ,抽取到符合条件的三点所需次数为 w ,则传统算法判断所有点到平面距离所需要的时间为:

$$T_{\text{trad}} = w(q - 3)t_1 \quad (1)$$

本文算法所需的时间为:

$$T_{\text{now}} = w(m_1 + m_2 + m_3)t_1 + (q - 3)t_1 \quad (2)$$

则本文所节省的时间为:

$$\begin{aligned} T_{\text{save}} &= T_{\text{trad}} - T_{\text{now}} \\ &= [(w - 1)(q - 3) - (m_1 + m_2 + m_3)]t_1 \quad (3) \end{aligned}$$

由式(3)可知,只有当 $w = 1$ (即一次性成功抽取符号条件的三个随机点)时,传统算法用时稍微少一点,由于 $m_1 + m_2 + m_3 = q$, t_1 也很小,所以本文算法在这种情况下只会多耗一点点的时间,但是

随着 w 的增加,本文算法的优势便显现出来了,抽取的次数越多,本文算法所节省的时间也越多。而 RANSAC 算法在运行时,无法保证一开始随机抽取的三个点就符合条件,一般都会抽取若干次才能成功,本文算法在提高抽样准确性的同时也减少了算法本身运行的时间。

4 算法实现

根据实验室扫描仪扫描的点云密度、被扫描物体表面粗糙度和扫描质量,设定样本污染率 ε 为 0.1%、拒绝阈值 t 为 0.5、平面参数个数 n 为 3,单个平面最少点数 N 为 400,最小迭代次数 K ,至少取得一个合格采样子集的概率为 P ,最小迭代次数的

计算公式推导如下:

根据概率论可得:

$$P = 1 - (1 - (1 - \varepsilon)^n)^K \quad (4)$$

换位得:

$$(1 - (1 - \varepsilon)^n)^K = 1 - P \quad (5)$$

两边取对数为:

$$\log(1 - (1 - \varepsilon)^n)^K = \log(1 - P) \quad (6)$$

最小迭代次数为:

$$K = \frac{\log(1 - P)}{\log(1 - (1 - \varepsilon)^n)} \quad (7)$$

算法流程如图 1 所示。

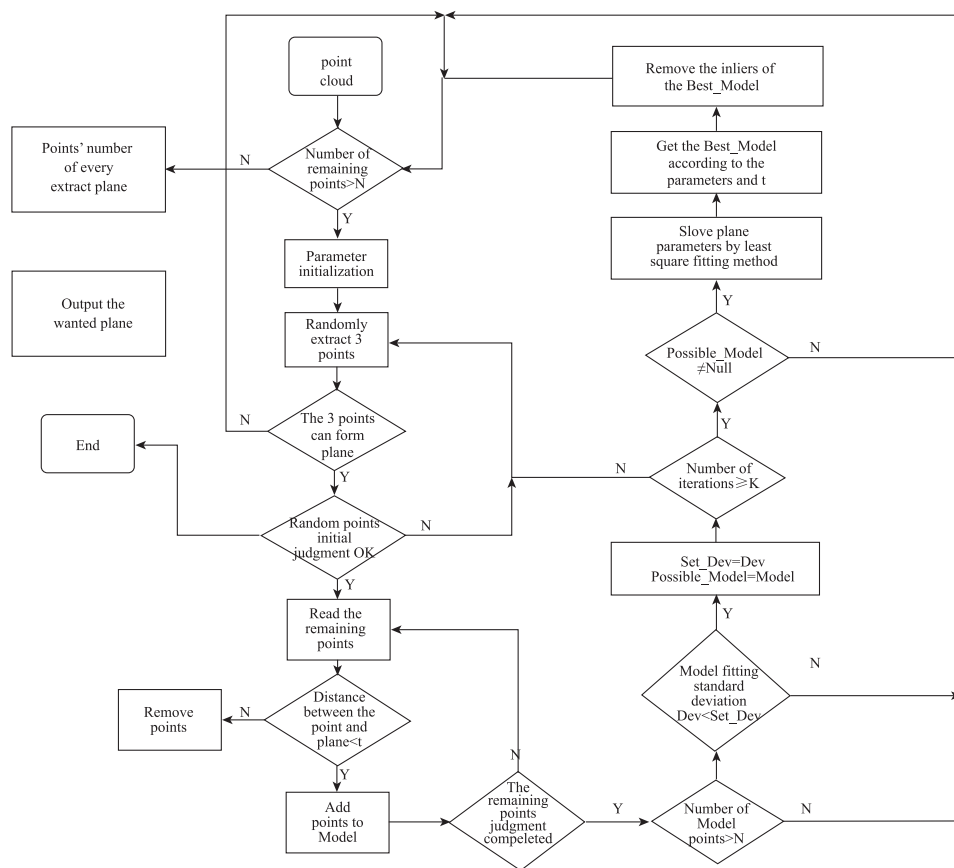


图1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

5 实验与分析

为了验证本文算法的有效性,本文选择了一个包含多个平面的棱台(10万点云量)和包含多个曲面与平面的电话模型(100万点云量)作为实验对象,采用 Point Cloud Library(PCL)开源库在 Visual Studio 2012 中实现算法。并通过与传统算法和计算几何算法库^[18](Computational Geometry Algorithms Library, CGAL)算法进行对比分析。CGAL 是一种在点云几何计算领域中高效、可靠的算法库。

本文扫描采集的棱台模型和点云如图 2 所示。不同算法提取的平面如图 3 所示,表 1 为传统 RANSAC 算法、CGAL 算法与本文算法运行时间的对比,如图 3 所示的对比效果图以及提取平面的点集数来看本文算法提取的点集数较少,三种算法提取的平面轮廓都很清晰,在十万级点云中,传统算法提取平面需要 3.2 s,CGAL 算法需要 1.4 s,而本文算法只需要 0.9 s,本文算法在不影响提取效果的情况下,相比传统算法与 CGAL 算法大大减少了运行时间。

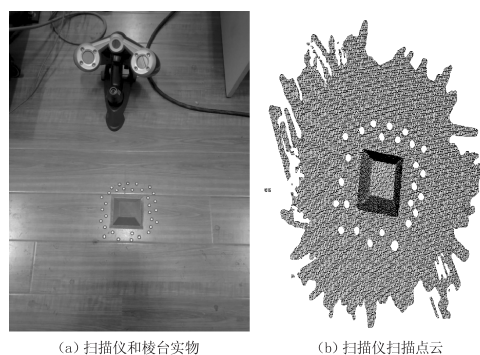


图2 实验所用扫描仪设备与点云效果图
Fig.2 Scanner equipment and point cloud renderings used in the experiment

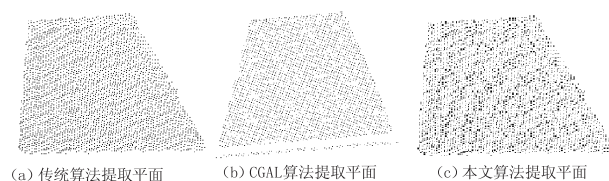


图3 三种算法提取对比图
Fig.3 The comparison of three algorithms' extraction

表1 传统 RANSAC 算法,CGAL 算法与本文算法提取棱台模型点云平面结果比较
Tab.1 Comparison between the traditional RANSAC algorithm,CGAL algorithm and the algorithm of this paper in terms of plane of frustum of a prism

Algorithm	The number of points in frustum of a prism	The number of points in extracted plane	Time/s
Traditional RANSAC algorithm	115675	3662	3.2
CGAL extraction algorithm	115675	3022	1.4
The improved algorithm of this paper	115675	2835	0.9

本文扫描采集的电话模型和点云如图4所示。三种算法提取的平面如图5所示,表2为三种算法运行时间的对比,从图5可以看出三种算法所提取的平面效果都很理想,从运行时间上看,传统算法在百万级点云中提取平面需要12s,CGAL需要3.7s,而本文算法只需要2.6s,本文算法在保证提取平面效果良好的前提下,运行时间也得到了大大减少。

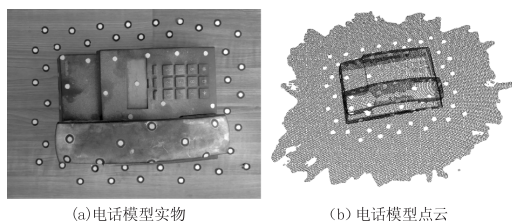


图4 实验所用电话模型与点云效果图
Fig.4 Phone model and point cloud renderings used in the experiment

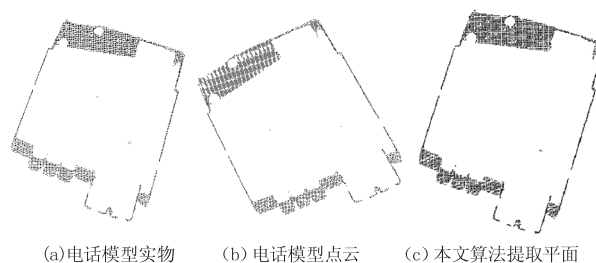


图5 三种算法提取对比图
Fig.5 The comparison of three algorithms' extraction

表2 CGAL 提取算法与本文算法提取电话模型点云平面结果比较

Tab.2 Comparison between the CGAL extraction algorithm and the algorithm of this paper in planar extraction of phone model point cloud

Algorithm	The number of points in phone model	The number of points in extracted plane	Time/s
Traditional RANSAC algorithm	1015345	37335	12
CGAL extraction algorithm	1015345	31247	3.7
The improved algorithm of this paper	1015345	29623	2.6

6 结 语

本文提出一种改进的 RANSAC 快速提取三维点云平面的算法,通过对随机抽取点进行初始判断减少算法迭代时间。本文算法相比传统算法和 CGAL 算法运行时间大大减少。将本文算法与传统算法和 CGAL 算法进行实验对比,通过对包含不同平面特征的模型,在包含不同点云数量级的情况下分别进行对比试验,实验结果表明此方法在保证提取效果的前提下大大提高了运行速度。

参考文献:

- [1] WANG Ke, JIA Songmin, LI Xiuzhi. Improved RANSAC algorithm based on total probability updating[J]. Control and Decision, 2017, 32(3): 427-434. (in Chinese)
王可, 贾松敏, 李秀智. 基于全概率更新的改进 RANSAC 算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(3): 427-434.
- [2] CHEN Qingen, ZHANG Xinggan. Rapid extraction of parameters of Micro-Motion target based on time-frequency analysis and random Hough transformation[J]. Journal of Nanjing University: Natural Science, 2017, 53(6): 1178-1186. (in Chinese)
陈沁根, 张兴敢. 基于时频分析-随机 Hough 变换的微动目标参数快速提取[J]. 南京大学学报: 自然科学

- 版,2017,53(6):1178-1186.
- [3] Martin A Fischler, Robert C Bolles. Random sample consensus[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6).
- [4] Krishnapuram R, Casasent D. Determination of three-dimensional object location and orientation from range images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(11):1158-1167.
- [5] Vosselman G, Dijkman S. 3D building model reconstruction from point clouds and ground plans[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2001, 34(3/W4):37-44.
- [6] Michel Morgan, Ayman Habib. Interpolation of LiDAR data and automatic building extraction[J]. Computers & Geosciences, 2002, 25(7):158-164.
- [7] Raguram R, Chum O, Pollefeys M, et al. USAC: a universal framework for random sample consensus[J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 2013, 35(8):2022-2038.
- [8] CHAPERON T, GOULETTE F. Extracting cylinders in full 3-d data using a random sampling method and the Gaussian image[J]. VMV, 2001(1):35-42.
- [9] SHANG Ren, XI Xiaohuan, WANG Cheng, et al. Retrieval of individual tree parameters using terrestrial laser scanning data[J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(9):78-81. (in Chinese)
尚任, 习晓环, 王成, 等. 利用地面激光扫描数据提取单木结构参数[J]. 测绘科学, 2015, 40(9):78-81.
- [10] TAREK M A. Planar surface extraction for complex facades from unstructured TLS point Clouds[D]. Wuhan: Wuhan University, 2010. (in Chinese)
TAREK M A. 基于散乱地面激光扫描点云数据的复杂立面中平面的自动提取[D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
- [11] YAN Li, XIE Hong, HU Xiaobin, et al. A new hybrid plane segmentation approach of point cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(5):517-521. (in Chinese)
闫利, 谢洪, 胡晓斌, 等. 一种新的点云平面混合分割方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2013, 38(5):517-521.
- [12] ZHANG Jianshuang, ZHANG Hongmin, LUO Yongtao, et al. Image registration method based on improved Harris corner detection algorithm[J]. Laser & Infrared, 2017, 47(2):230-233. (in Chinese)
张见双, 张红民, 罗永涛, 等. 一种改进的 Harris 角点检测的图像配准方法[J]. 激光与红外, 2017, 47(2):230-233.
- [13] ZHU Jun, REN Mingwu, YANG Zhangjing, et al. Fast matching algorithm based on corner detection[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2011, 35(6):755-758. (in Chinese)
朱俊, 任明武, 杨章静, 等. 基于角点检测的快速匹配算法[J]. 南京理工大学学报, 2011, 35(6):755-758.
- [14] XIONG Fengguang, HUO Wang, HAN Xie, et al. Removal method of mismatching keypoints in 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2):0210003. (in Chinese)
熊风光, 霍旺, 韩燮, 等. 三维点云中关键点误匹配剔除方法[J]. 光学学报, 2018, 38(2):0210003.
- [15] JIN Jingjing, LU Wenlong, GUO Xiaoting, et al. Position registration method of simultaneous phase-shifting interferograms based on SURF and RANSAC algorithms[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10):1012002. (in Chinese)
靳京京, 卢文龙, 郭小庭, 等. 基于 SURF 和 RANSAC 算法的同步相移干涉图位置配准方法[J]. 光学学报, 2017, 37(10):1012002.
- [16] CUI Changhao, WANG Xiaojian, LIU Xin. Electronic image stabilization algorithm based on feature points matching[J]. Laser & Infrared, 2015, 45(9):1119-1122. (in Chinese)
崔昌浩, 王晓剑, 刘鑫. 基于特征点匹配的电子稳像算法研究[J]. 激光与红外, 2015, 45(9):1119-1122.
- [17] FENG Yicong. The quickly automated extraction of building facades information from mobile lidar point clouds[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014. (in Chinese)
冯义从. 车载 LiDAR 点云的建筑物立面信息快速自动提取[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
- [18] WANG Zhizhou, SUN Xiaofeng, YIN Yong, et al. Ship floating calculation based on CGAL[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(9):1957-1963, 1969. (in Chinese)
王智洲, 孙霄峰, 尹勇, 等. 基于 CGAL 的船舶浮态计算[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(9):1957-1963, 1969.