

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210829

基于角点稳健提取的长方体参数化拟合方法^{*}

马程远^{1,2}, 沙建军^{1,2}, 王艳恒^{1,2}, 韩明^{1,2}, 谭聪¹

(1. 哈尔滨工程大学智能科学与工程学院 哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学青岛创新发展基地 青岛 266000)

摘要:长方体基元拟合是三维点云几何拟合的典型问题,在三维重建、逆向工程、工业三维量测等实际场景中有着广泛应用。在实际应用中由于遮挡及设备盲区等原因,通常无法获取完整长方体点云数据,导致建模或量测时难以准确拟合长方体结构。针对该问题,本文提出一种结合平面拟合投影分割以及残缺平面垂角检测的长方体参数化拟合方法实现了长方体参数化拟合。首先,该方法通过平面拟合投影分割算法获取强轮廓信息的平面点云;然后,设计了残缺平面垂角检测算法,以拟合长方体真实角点;最后,利用非共面四点法对长方体残缺角点进行计算补全,获得完整的长方体参数信息。实验表明,本文方法在各类情况下均能准确检测并补全长方体角点信息以及平面参数信息,角点查准率召回率均为100%,平均误差仅为 1.204×10^{-3} m,能够实现精确的长方体参数化拟合。

关键词:点云;长方体基元;角点提取;参数化拟合

中图分类号: TP391.41 TH744.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Parametric fitting algorithm for cuboid based on robust corner extraction

Ma Chengyuan^{1,2}, Sha Jianjun^{1,2}, Wang Yanheng^{1,2}, Han Ming^{1,2}, Tan Cong¹

(1. College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;
2. Qingdao Innovation Development Base, Harbin Engineering University, Qingdao 266000, China)

Abstract: The cuboid primitive fitting is a typical problem of 3D point cloud geometric fitting, which is widely used in practical scenes, such as 3D reconstruction, reverse engineering and industrial 3D measurement. In practical applications, it is usually impossible to obtain complete cuboid point cloud data due to occlusion and equipment blind area, which makes it difficult to accurately fit cuboid structure in modeling or measurement. To solve this problem, this article proposes a cuboid parameterized fitting method which combines plane-fitting projection segmentation and incomplete plane vertical angle detection, and realizes the cuboid parameterized fitting. Firstly, the plane point cloud with strong contour information is obtained by the plane fitting projection segmentation algorithm. Then, the detection algorithm of incomplete plane vertical angle is designed to fit the real corner points of cuboids. Finally, the non-coplanar four-point method is used to calculate and complete the incomplete corner points of cuboids to obtain the complete cuboid parameter information. Experiments show that the proposed method can accurately detect and complete cuboid corner point information and plane parameter information in all kinds of situations. The accuracy rate and recall rate of corner point are both 100%, and the average error is only 1.204×10^{-3} m. The proposed method can achieve accurate cuboid parameterization fitting.

Keywords: point cloud; cuboid primitives; corner detection; parametric fitting

0 引言

近年来随着三维测量技术的快速发展,以三维点云数据量测真实世界事物的应用越来越广泛,而真实世界

中的物体往往由各类对象级结构组合而成。因此,获取点云数据中对象级结构的几何信息就极为重要。其中,平面和长方体作为三维结构中普遍存在、广泛使用的几何结构,以及作为纷杂环境中实现建模、量测、定位、抓取的基本组件,对其进行精确参数化建模极为关键^[1-3]。而

如何从复杂环境点云数据中分割长方体、获取其平面参数以及角点坐标是参数化建模中的重点问题。

针对长方体参数化拟合问题,国内外学者进行了大量研究。Cao 等^[4]利用点云到种子点的距离进行迭代分割拟合多个长方体模型,该算法能够分割长方体,但无法获取长方体的平面、边界、角点等参数化信息。李金涛等^[5]提出一种沿坐标轴切片提取特征直线的方法,利用柱体生成方式聚类拟合直线,最后对端点调整优化。该算法可以提取长方体边界信息,但无法拟合平面参数或定位角点信息。Friedrich 等^[6]运用深度学习分类几何基元并通过聚类随机采样一致方法(random sample consensus, RANSAC)拟合平面^[7]以及遗传算法约束生成长方体,该方法可以拟合不同基元类型,并获得平面参数,但对于拟合有相应要求,需要 6 个平面完整且两两平行,且无法获取角点信息。Mishima 等^[8]根据已知的长方体平面参数,求取三垂面交点以获取角点,并通过角点与面间距、法向关系确定长方体大小、位置。该方法能够参数化表示长方体基元,获取角点信息,但需要预先已知平面参数,并且对于边界平面不完整的点云数据拟合效果不佳。Sipiran 等^[9]提出了 3D-Harris 角点检测算法,通过点周围的局部邻域曲面导数计算顶点的 Harris 响应值,以此为基准选择最终的兴趣点集。该方法大部分情况可以直接获取角点信息,但对于残缺结构以及含噪声情况角点提取效果不佳。王君刚等^[10]提供了两种方法,1)先拟合长方体六平面参数,再计算平面间角点并以面间棱边做调整,2)利用部分实测平面点为基准,以面间平行、垂直关系求得 6 个平面参数以拟合长方体。两种方法均可实现结构完整长方体的平面、角点参数化精确拟合,但不适用于缺失平面等情况。上述各类算法分别通过分割模型、提取边界、拟合平面、计算角点响应值以及利用面间关系等方法获取长方体参数化信息,虽逐渐能够获取更丰富的长方体点云参数化信息,但均无法适用于真实场景中遮挡和残缺导致的数据不完整情况,如:平面缺失、边界信息遮挡、角点残缺等,因而难以在复杂的实际场景中实现精确参数化拟合。

针对以上问题,本文提出一种结合平面拟合投影分割和残缺平面垂角检测的长方体角点提取方法(projection segmentation and verticality detection, PSVD)。该方法首先利用区域增长算法^[11]分割点云平面;其次,投影点云平面得到边界特征强化的平面点云数据,解决平面边界信息不完整问题;然后,对每个平面使用残缺平面角点提取算法,提取平面中长方体对应位置角点,确保残缺结构真实角点得以保留。最后,去除冗余角点,以四点法计算补充残缺角点,进而完整的参数化表示长方体平面、边界以及角点信息。本文使用模拟点云数据和多源真实点云数据进行实验验证,证实了该算法能更准确

鲁棒地提取长方体角点信息。本文算法的贡献总结如下:

1)提出了平面拟合投影分割算法。该算法以邻面投影信息作为平面边界约束条件,提升分割拟合后的目标平面边界质量,改善由于区域增长法线变化率限制引起的边界信息丢失问题。

2)提出了残缺平面垂角检测算法。该算法以边界点转角作为判断依据,预选角点、确定主角点并限制角度检测垂角,解决边界点冗余以及残缺平面真实角点判别问题。

3)提出了四点法。该算法以非共面四点估算缺失的角点信息,补充长方体结构,参数化拟合长方体,解决信息缺失或遮挡导致的平面、边界、角点丢失问题。

1 理论分析

本文算法主要包含 3 部分:平面拟合投影分割、残缺平面垂角检测和四点法参数化信息补充。

1.1 平面拟合投影分割算法

平面作为长方体的基本单元,其分割拟合的准确性、完整度深刻的影响着长方体参数化拟合效果^[12]。区域增长聚类分割作为现今较为良好的点云平面分割方法,通过严格设定阈值保障平面不漏检,但对存在一定厚度的平面点云数据可能产生误拟合,出现多平面,且由于边界区域点云法向量变化较大,可能无法归为聚类平面点,致使边界信息丢失严重。针对该类问题,本节提出了平面拟合投影分割算法。具体算法流程如下:

1)点云预处理与平面拟合:首先,结合直通滤波和条件体素滤波对点云数据进行预处理,先进行直通滤波能够去除相关维度方向上超出阈值范围的点,即可粗过滤点云,剔除长方体远距离噪点,再根据条件体素滤波对点云数据进行体素下采样并剔除离散噪点^[13],去除长方体大部分噪点。其次,对点云进行区域增长聚类,以法线平滑度 θ 以及局部相邻连接点数 m 为限制条件分割点云,获取位于不同平面的稀疏点云数据。考虑长方体平面平滑度较高,设置 $\theta=3^\circ$,此时面上点保留度高,非面点判别能力强。另外,依据点云总数设定 m ,当总数小于 10 000 点时 m 值取 50 效果较好;当总数较大时,适当增大 m 值可提升聚类效果。最后对聚类平面数据使用 RANSAC 拟合,并使用 RANSAC 迭代更新后的平面多点构成向量计算平面方程,并通过平面方程获取分割后的平面法线参数。

由于长方体边界处点云法向量变化明显,法线平滑度低,区域增长分割时,边界点云不会归类于各平面,导致边界点云数据缺失较为严重^[14],后续通过边界补充改善。

2) 误拟合平面剔除:为解决多平面误拟合问题,先要判断平面是否为误拟合平面,再对误拟合平面进行剔除。

首先获取拟合后的所有 k 个平面的法向量并归为法向量集合 $C\{\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2, \dots, \mathbf{n}_k\}$,通过式(1)计算两两法向量间夹角 θ_{ij} ,例如:平面 i 与平面 j 法向量分别为 $\mathbf{n}_i = (x_i, y_i, z_i)$ 、 $\mathbf{n}_j = (x_j, y_j, z_j)$,法向量夹角计算公式如下:

$$\theta_{ij} = \arccos\left(\frac{x_i x_j + y_i y_j + z_i z_j}{\sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \sqrt{x_j^2 + y_j^2 + z_j^2}}\right) \quad (1)$$

获得法向夹角集合 $\theta_C\{\theta_{12}, \theta_{13}, \dots, \theta_{ij}\}$,若两平面法向夹角 $\theta_{ij} < \pm 5^\circ$,则计算面间最近点距离 d_1 检测同组多平面,以点云最远点间距 d 为尺度依据,若两平面间距 $d_1 < 0.1d$,则定义两平面为误拟合平面组。其次,计算同平面组中各平面与相邻垂面的法向夹角,将夹角最接近于 90° 的平面定义为同组多平面中的主平面。另外,其余同组误拟合平面上的点数据多为略带偏差的真实长方体点云数据,剔除则可能产生大量面上点丢失,出现平面空洞,以投影方式将误拟合平面点数据投影于主平面可提升点云平面表征能力。投影公式如下:

$$\begin{cases} x = \frac{(B^2 + C^2) \times x_0 - A \times (B \times y_0 + C \times z_0 + D)}{A^2 + B^2 + C^2} \\ y = \frac{(A^2 + C^2) \times y_0 - B \times (A \times x_0 + C \times z_0 + D)}{A^2 + B^2 + C^2} \\ z = \frac{(A^2 + B^2) \times z_0 - C \times (A \times x_0 + B \times y_0 + D)}{A^2 + B^2 + C^2} \end{cases} \quad (2)$$

其中,平面方程为: $Ax + By + Cz + D = 0$;平面点坐标为: (x_0, y_0, z_0) ;投影点坐标为: (x, y, z) 。

3) 噪点剔除与边界、平面信息补充。

针对平面边界点云数据丢失问题,如图 1(a) 和 (c) 所示。本节以拟合平面为底面,利用相邻面间垂直关系将立面投影于平面,以投影信息作为目标平面边界,补充边界信息,同时依据对立面平行关系将顶面点云投影于底面,补充得到较完整的平面点云。算法过程如下:

将各个平面依次作为底面,计算底面与其余平面的法向夹角,若夹角与 90° 相差 $\pm 5^\circ$,则两面为垂向平面,若夹角与 0° 相差 $\pm 5^\circ$ 且平面最近点距离大于 $0.1d$,则定义为对立面,利用式(1),将垂面以及对立面点云投影至底面,补充底面点云数据,可提升平面的数据完整度以及边界清晰度,使平面和长方体拟合达到如图 1(b)、(d) 所示的理想状态。

1.2 残缺平面垂角检测算法

平面分割后,需要进行角点提取以精准参数表示长方体模型。传统的凸包算法^[15]能够获取平面边界

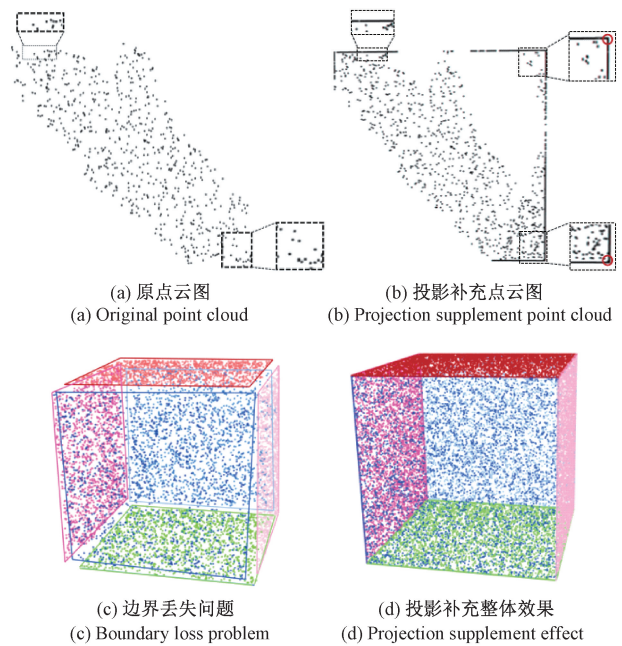


图1 平面拟合投影分割算法效果

Fig. 1 Effect of the plane fitting projection segmentation algorithm

点,但对于缺失角点的平面,存在较多非角点位置冗余点,如图 2(a) 所示,这些杂点对于长方体角点检测有很大干扰,需要判断剔除以获取真实角点,实现如图 2(b) 中所示效果,可见右下放大区域真实长方体对应角点得以保留,而左边放大区域的误拟合角点能够完全剔除。

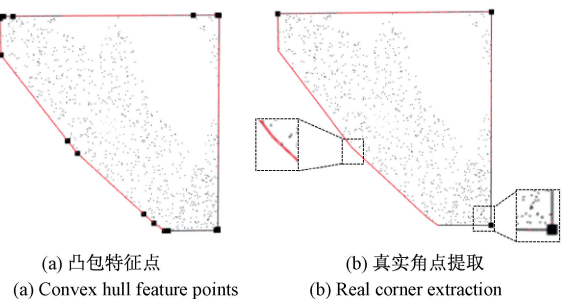


图2 残缺平面垂角检测算法效果

Fig. 2 Effect of the incomplete plane verticality detection algorithm

残缺平面垂角检测算法主要包含 3 个部分:改进凸包预选角点、平面同位点剔除以及检测垂角提取平面角点。首先利用改进凸包算法对残缺平面提取角点位置处平面同位点;其次,通过距离阈值判别平面同位点组,以转角角度确定主角点,剔除冗余同位点;最后,依据垂角

角度判别检测真实角点,完成残缺平面垂角检测。具体流程如下:

1)改进凸包预选角点:利用凸包算法对平面点云数据进行边界轮廓特征点提取。再将凸包算法获得的边界轮廓点首尾相接,计算点间线段转角角度,选取 p_1 个最大转角角点作为预选点保留,剔除大部分冗余边界点。由于长方体平面垂角个数为4, p_1 在此基础上可多保留2~4个大角度转角角点,即取6~8,防止在转角处出现平面同位点平分角度导致的真实角点漏检的情况。原理如图3所示。

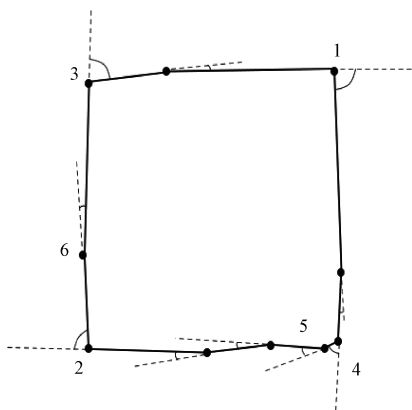


图3 凸包转角计算图

Fig. 3 Calculation diagram of convex hull corner angle

2)平面同位点剔除:针对长方体平面角点位置处可能出现同位多点的情况,如图3中的4,5两点,本文以点云最远点间距 d 为尺度依据,以 $0.01d$ 为点间距阈值判别平面同位点,若两点间距小于 $0.01d$,则定义两点为平面同位点,并保留较大转角角度点作为主角点,剔除重复平面同位点。

3)检测垂角提取平面角点:将各主角点作为预选角点再次进行首尾相接以及转角角度计算,并以角度阈值 $\pm 5^\circ$ 为偏差保留角度近似 90° 的角点为真实角点。该方法能够有效剔除平面中检测到的伪角点,而保留准确的真实角点坐标。

1.3 四点法补充参数化信息

长方体角点位置由多个平面角点组成,因此需剔除冗余点获取其中单点作为体结构角点。另外,长方体点云数据可能存在平面缺失问题,一些角点无法通过平面拟合投影分割算法进行提取,使得长方体角点缺失。针对上述问题,本文提出了四点法对角点进行补充,具体流程如下:

1)多面同位点去除。

将各平面角点记录到一个集合 C_1 中,计算各点间距均值 d_2 ,因存在非同位点, d_2 相对于同位点距离而言较大,以其比例阈值0.1为基准对获取的角点进行多面

同位点判断,可准确判别多面间同位点组,之后在各组中以多面同位点的中心点代替同位点组位置角点,即可提取长方体各位置唯一准确角点。可见图4(a)中右下角放大位置由三个平面角点组成多面同位点,经过该步骤剔除后得到图4(b)所示的单角点结果。

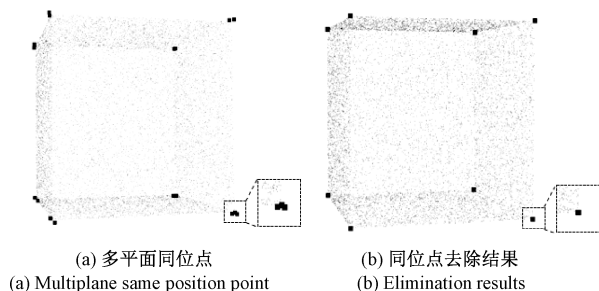


图4 多面同位点剔除效果

Fig. 4 The elimination effect of points in the same spatial position of multiple planes

2)残缺角点估值补充。

若此时角点数为8,则角点均提取完整,不需要该部分角点补充。若角点数目不足8个,则存在角点残缺问题,需通过计算点与已知平面间距,提取非共面点,并以四点法补充角点坐标。四点法以3个共面点以及一个非共面点为基准,进行以下计算获取八角点估值位置。

首先依次连接3个共面点获取3条点间连线方向向量;其次计算方向向量夹角以获取垂直原点位置;之后计算得到非共面点与平面距离以及位置关系;最后,结合原点位置、共面点坐标以及非共面点与平面关系建立长方体坐标系,计算八角点估值坐标,公式如式(3)所示。

8个角点分别为:底面4点 P_o, P_x, P_y, P_{xy} ,和顶面四点 $P_z, P_{xz}, P_{yz}, P_{xyz}$,其中, $P_o(x_o, y_o, z_o)$ 为共面三点中的垂直原点, P_x, P_y 为共面中其余两点, P_z 点坐标计算公式如下:

$$\begin{cases} x = \frac{H \times A}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} + x_o \\ y = \frac{H \times B}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} + y_o \\ z = \frac{H \times C}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} + z_o \end{cases} \quad (3)$$

其中, H 为非共面点到平面距离, A, B, C 为底面平面法向系数。

其余各点 $P_{xy}, P_{xz}, P_{yz}, P_{xyz}$ 可通过点间距离以及方向计算确定。若估值位置存在原角点则以原角点替之,即可获得长方体八角点准确坐标。

3)残缺平面参数化拟合。

以补充的八角点坐标计算相应残缺平面的法向参数以及残缺边界参数,补全长方体基元参数化拟合结果。

2 实验验证

2.1 实验数据与实验设置

本文实验以自主构建的模拟数据、GeoSLAM 扫描仪采集的真实数据以及 FARO 激光扫描仪获取的实际场景数据为数据来源,并以算法对各类点云结构数据的参数化拟合性能为分类原则,将长方体点云分为 3 个类别,分别为结构完整长方体点云、结构残缺长方体点云以及实际场景长方体点云。分别验证算法的抗噪性、适应性、鲁棒性,以及在实际应用中的可靠性。其中,完整结构部分添加了含高斯噪声以及密度不均两种类型作为检测效果验证;残缺结构部分依据实际应用中可能的遮挡情况,包含了遮挡平面、遮挡角点、遮挡平面以及角点等类型,并在消融实验部分与完整结构对比检验遮挡前后角点检测效果;最后,在多个分辨率多个类别实际场景中验证算法可靠性。

如图 5 为本实验选取的各类长方体点云数据,其中,图 5(a)~(c)为结构完整的模拟长方体点云数据,图 5(d)~(h)为结构残缺的模拟长方体点云数据,其中

图 5(d)和(e)为遮挡平面,图 5(f)和(g)为遮挡多处角点,图 5(h)为遮挡平面以及角点,图 5(i)和(j)为 GeoSLAM 扫描仪采集的室外街景建筑场景数据,图 5(k)和(l)为 FARO 激光扫描仪采集的室内多目标长方体结构箱体场景数据,详细数据信息如表 1 所示。

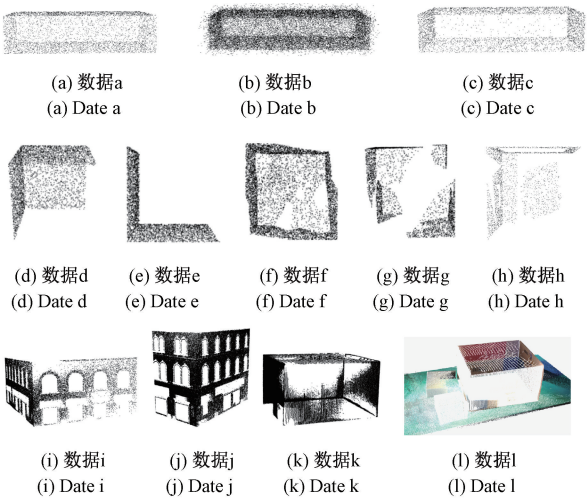


图 5 各类长方体点云数据

Fig. 5 Different kinds of cuboid point cloud data

表 1 实验数据详细信息
Table 1 Experimental data details

数据	点的个数	点距/m	边长/m	数据类别
数据 a	5 000	0.040	(5,10,20)	标准数据
数据 b	20 000	0.010	(5,10,20)	含高斯噪声
数据 c	4 000	0.451	(5,10,20)	非均匀密度
数据 d	5 000	0.060	(10,10,10)	三平面
数据 e	3 398	0.059	(10,10,10)	双平面
数据 f~h	3 352~7 654	0.060	(10,10,10)	残缺平面/残缺角点
数据 i	28 731	0.218	(21.4,17.1,9.2)	GeoSLAM 采集建筑点云 1
数据 j	145 633	0.036	(13.6,7.7,11.9)	GeoSLAM 采集建筑点云 2
数据 k	76 736	0.002	(0.4,0.4,0.2)	FARO 采集实验场景点云部分
数据 l	733 079	0.002		FARO 采集实验场景点云整体

本文利用对比实验检验该算法的拟合性能以及对不同点云数据的泛化能力。对比算法包括:RANSAC 拟合平面交点算法和 3 D-Harris 角点检测算法。另外为了量化分析算法的拟合效果和参数的提取精度,本文采用了查准率、召回率以及平均误差作为评价指标。其中,查准率表示正确提取的角点占总提取角点的比例;召回率表示被准确拟合的角点占数据真实角点的比例;平均误差表示提取角点与真实角点坐标间距误差的均值。

实验使用的计算机 CPU 为 Intel i7-10875H CPU,算法开发平台为 Windows10 系统环境下的 Visual Studio 2019 编程开发软件,配置环境 PCL1.11.1 版本库,利用 CloudCompare_v2.12 软件制作模拟数据。

2.2 实验结果与分析

1) 消融实验

使用 3 类不同结构点云数据对算法各步骤进行消融实验验证,包含:完整结构点云数据、缺失角点点云数据、

缺失平面及角点云数据,分别验证平面拟合投影分割、残缺平面垂角检测、四点法的实际效用。如图6所示,第1列为仅使用区域增长算法以及凸包算法的拟合效果;第2列为仅使用平面拟合投影分割算法结合凸包算法的拟合效果;第3列为结合平面拟合投影分割与残缺平面垂角检测但未使用四点法的拟合效果;第4列为本文算法完整步骤拟合效果。

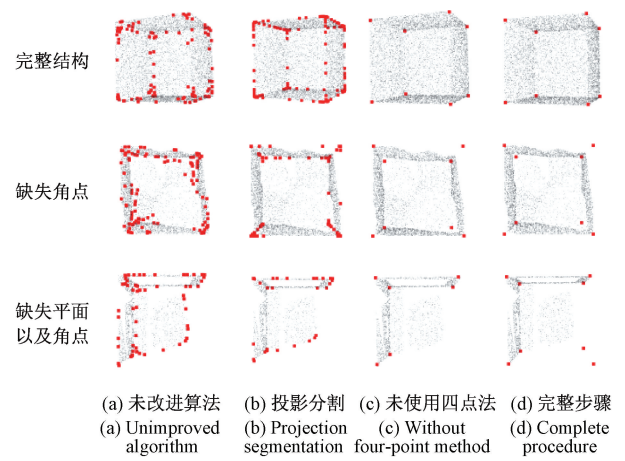


图6 算法各步骤消融实验

Fig. 6 Ablation experiments of each step of the algorithm

对比图6中前两列可知,运用平面拟合投影分割算法后,边界信息更为准确清晰。由图6中2、3列可以看出,运用残缺平面垂角检测算法后,能够剔除边界点中非角点位置的冗余点,保留长方体真实角点信息。最后,由图6中第4列可以看出,添加四点法后,算法能够准确提取完整结构角点并估算缺失角点坐标。

2) 结构完整长方体点云拟合实验

结构完整长方体点云数据包含标准长方体点云、非均匀密度长方体点云以及含噪声长方体点云。其中,通过对标准长方体点云数据采取部分降采样策略可获得非

均匀密度长方体点云,对标准长方体点云添加高斯噪声可获取含噪声点云。拟合效果如图7。

从图7第2列可以看出,RANSAC拟合平面交点算法对含噪声点云拟合效果不佳。由图7第3列可以看出,在非均匀密度点云拟合时,3D-Harris角点检测算法由于部分角点处点密度低,导致角点未能准确提取出,而在含噪声点云中因散乱噪点法向变化大而出现大量误拟合。对比图7第4列可以看出,本文算法在处理结构完整的长方体点云数据时,角点均能准确提取,且未出现误拟合问题。

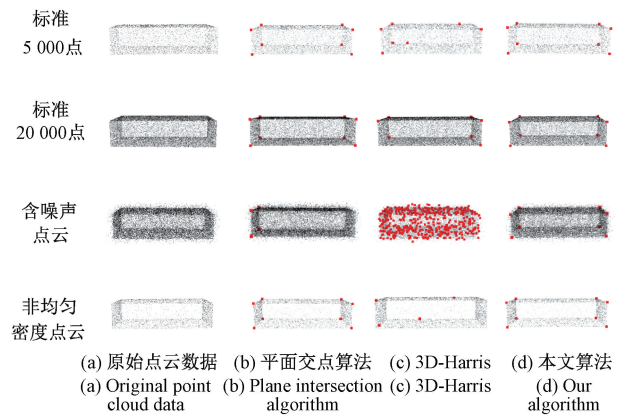


图7 完整长方体结构点云拟合效果

Fig. 7 Fitting effect of point cloud of complete cuboid structure

以原始数据角点为真值,对各算法拟合角点进行评估,计算拟合查准率、召回率以及平均误差,结果如表2所示。3D-Harris算法由于对噪声以及点密度更为敏感,在含噪声点云拟合时,出现大量误拟合角点,导致查准率过低,拟合效果不理想。平面交点算法与本文均基于平面拟合进行角点检测,受噪声以及点密度影响较小,查准率以及召回率较高。各算法提取的角点中,本文算法以及平面交点算法提取的角点平均误差较小,拟合精度较高。

表2 完整长方体结构点云拟合结果分析

Table 2 Analysis of point cloud fitting results of complete cuboid structure

参数	方法	标准 5 000	标准 20 000	含噪声点云	非均匀密度点云	均值
查准率/%	平面交点算法	100	100	100	100	100
	3D-Harris	71.4	100	13.5	50	58.7
	本文算法	100	100	100	100	100
召回率/%	平面交点算法	100	100	50	100	87.5
	3D-Harris	62.5	87.5	100	25	68.8
	本文算法	100	100	100	100	100
平均误差/cm	平面交点算法	4.2×10^{-5}	2.7×10^{-5}	0.019 1	7.13×10^{-5}	0.004 8
	3D-Harris	1.170 3	0.129 0	0.287 2	4.031 9	1.404 6
	本文算法	1.3×10^{-5}	1.1×10^{-5}	0.175 0	6.62×10^{-5}	0.044 0

3) 结构残缺长方体点云拟合实验

长方体不同的残缺情况对角点检测的影响也不同,缺失平面会导致无法聚类提取平面点云数据致使角点提取失败,缺失角点会导致单平面角点检测受到影响而无法完整获取平面边界角点,大面积遮挡若导致仅存在共面角点,则无法进行角点检测以及补充,若存在多个非共面角点,则可通过检测以及角点估计进行补充完整。因此本实验将残缺长方体点云数据依据残缺情况分为:缺失平面、缺失角点以及缺失平面及角点类型。本实验依据分类类别,对标准长方体 10 m×10 m×10 m 点云做相应切分获得各残缺类别点云数据以验证算法对于残缺遮挡长方体点云数据的适用性。拟合效果如图 8。

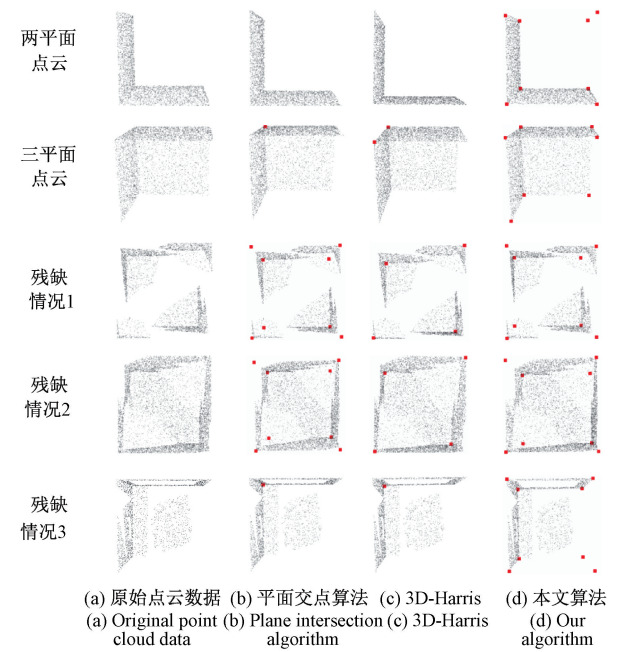


图 8 残缺长方体结构点云拟合效果

Fig. 8 Point cloud fitting effect of incomplete cuboid structure

由图 8 第 2 列可以看出,RANSAC 拟合平面交点算法对于缺失平面点云数据拟合效果较差,仅能提取三面交点处的角点。图 8 第 3 列中可以看出,3D-Harris 角点检测算法仅能检测出特征明显的角点,对于缺失数据的点位没有相应估算补充能力。本文算法如图 8 第 4 列所示,对于各类残缺情况点云数据,均能准确提取角点,且对缺失角点,能够通过计算补充获取。

量化对比分析各算法对残缺情况数据的角点检测效果以及精度结果如表 3 所示,可见,在无噪点环境中,除了双平面点云外,各算法在角点查准率上均实现 100% 检测准确率,检测出的角点均为正确角点。但平面交点算法与 3D-Harris 算法均有不足,平面交点算法对于缺失平面的点云数据无法通过平面拟合角点,导致召回率低,3D-Harris 检测算法不能完成缺失角点的数据补充,召回率也较低。本文算法通过平面投影补充以及残缺平面角点检测,保证非平面间交点位置角点也可准确检测,且通过四点法使得缺失的角点信息得以计算补充。虽然本文算法由于估计角点坐标导致平均误差变高,但保证角点完整度的情况下,与其他算法精度相差并不大,足以满足角点检测要求。

4) 实际场景点云数据拟合实验

本实验使用激光扫描仪采集的类长方体结构室外街景建筑点云数据以及多目标长方体室内环境箱体结构点云数据为拟合数据,对算法的可靠性进行验证,拟合效果如图 9。由于建筑点云数据采集不便,并且门窗结构平面受到透光性影响,采集到的数据会出现空洞残缺等情况。

由图 9 中第 2、3 列可以看出,平面交点算法由于无法拟合平面导致无法获取角点,而 3D-Harris 算法受到数

表 3 残缺长方体结构点云拟合结果分析

Table 3 Analysis of point cloud fitting results of incomplete cuboid structure

参数	方法	两平面点云	三平面点云	残缺情况 1	残缺情况 2	残缺情况 3	均值
查准率/%	平面交点算法		100	100	100	100	100
	3D-Harris		100	100	100	100	100
	本文算法	100	100	100	100	100	100
召回率/%	平面交点算法	0	12. 5	100	100	12. 5	45
	3D-Harris	0	25	50	50	12. 5	27. 5
	本文算法	100	100	100	100	100	100
平均误差/cm	平面交点算法		2. 2×10 ⁻⁵	7. 5×10 ⁻⁵	5. 1×10 ⁻⁵	5. 4×10 ⁻⁵	0. 000 1
	3D-Harris		0. 158 5	0. 132 1	0. 121 4	0. 116 3	0. 209 2
	本文算法	0. 160 0	0. 054 8	3. 8×10 ⁻⁵	6. 0×10 ⁻⁵	0. 765 4	0. 235 4

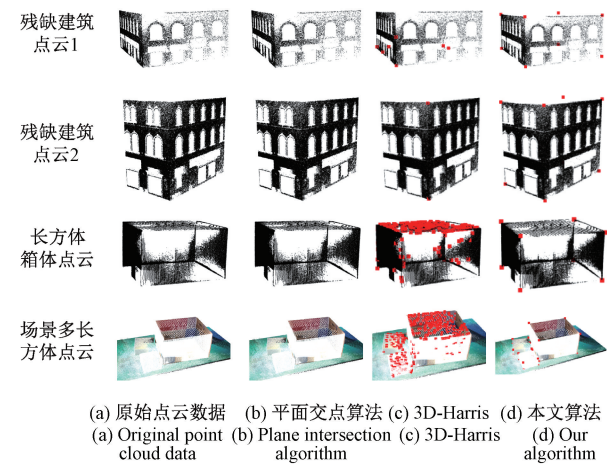


图 9 实际场景点云数据拟合效果

Fig. 9 Point cloud fitting effect of actual scene

表 4 实际场景点云数据拟合结果分析

Table 4 Analysis of fitting results of actual scene point cloud data

参数	方法	残缺建筑 点云 1	残缺建筑 点云 2	长方体箱 体点云	场景多长 方体点云	均值
查准率/%	平面交点算法	0	0	0	0	0
	3D-Harris	14.3	100	7.4	0.125	40.6
	本文算法	100	100	100	100	100
召回率/%	平面交点算法	0	0	0	0	0
	3D-Harris	12.5	25	25	0	20.8
	本文算法	100	100	100	100	100
平均误差/cm	平面交点算法					
	3D-Harris	0.555 9	0.064 3			0.310 1
	本文算法	0.263 1	0.063 7	8.9×10^{-5}	8.9×10^{-5}	0.081 7

3 结 论

由于长方体实物被遮挡或光照影响等原因,采集的长方体点云数据往往残缺导致参数化拟合受到干扰。针对上述问题,本文以区域增长聚类、凸包关键点提取以及RANSAC平面拟合为基础,改进并提出了平面拟合投影分割结合残缺平面垂角检测的长方体角点提取方法。该算法采用平面拟合投影分割算法分割获取轮廓信息强的平面点云;通过残缺平面垂角检测算法,获取长方体的角点;利用非共面四点法对长方体残缺角点进行计算补全,进而得到相应平面、边界参数。实验表明本文算法在各类典型情况下均能准确检测并补全长方体角点信息,实现了良好鲁棒的长方体拟合效果。在后续研究中,本文算法是否可用于类长方体及其他几何基元参数化拟合将是讨论的重点之一,同时引入弧面拟合能否进一步提高长方体及类长方体参数化拟合精度,值得深入研究。

据中的噪点以及密度不均问题影响,出现大量误检以及漏检。而图 9 第 4 列中可见本文算法能准确检测角点坐标并补充残缺角点,可见本文算法更为可靠、稳健,由表 4 也可通过查准率、召回率、检测精度定量分析本文算法的高效性能。

通过上述各实验可以表明,本文算法在完整长方体结构点云、残缺长方体结构点云以及实际场景点云数据中,均能完整准确地获取长方体角点;对于含有噪声以及密度不均等问题,具有很好的鲁棒性;在实际场景应用中也体现了良好的适应性和可靠性。该算法检测的角点坐标平均误差仅为 1.204×10^{-3} m,长方体拟合精度高。

参考文献

[1] 王伟,于磊,任国恒,等. 城市建筑立面三维"线-面"结构快速重建[J]. 电子学报, 2021, 49(8): 1551-1560.
WANG W, YU L, REN G H, et al. Rapidly reconstructing 3D line-plane structures of urban building facades[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(8): 1551-1560.
[2] 丁吉祥,董寰宇,秦训鹏. 面向结构件几何特征保留的点云精简方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 196-204.
DING J X, DONG H Y, QIN X P. Point cloud simplification method for geometric feature preservation of structural parts[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 196-204.
[3] ZHANG X Z, LI X H, ZHOU J H. Robotic Grasping method based on 3D vision for stacked rectangular

- objects[C]. Thirteenth International Conference on Digital Image Processing Singapore, Singapore, 2021, 11878: 1-7.
- [4] CAO C K, WANG G P. Fitting cuboids from the unstructured 3D point cloud[C]. the 10th International Conference on Image and Graphics (ICIG) Beijing, China, 2019, 2: 179-190.
- [5] 李金涛, 程效军. 建筑物立面点云直线段特征提取方法[J]. 中国激光, 2019, 46(11): 1-12.
- LI J T, CHENG X J. Straight-line-segment feature-extraction method of building-facade point-cloud data[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(11): 1-12.
- [6] FRIEDRICH M, ILLIUM S, FAYOLLE P A, et al. A hybrid approach for segmenting and fitting solid primitives to 3D point clouds [C]. 15th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications, 2020, 1: 38-48.
- [7] 殷宗琨, 江明, 柏受军, 等. 基于2D预处理的点云分割和测量研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(9): 53-63.
- YIN Z K, JIANG M, BAI SH J, et al. Research on point cloud segmentation and measurement based on 2D preprocessing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(9): 53-63.
- [8] MISHIMA M, UCHIYAMA H, THOMAS D. RGB-D SLAM based incremental cuboid modeling [C] 15th European Conference on Computer Vision (ECCV), Munich, Germany, 2018, 11129: 414-429.
- [9] SIPIRAN I, BUSTOS B. Harris 3D: A robust extension of the harris operator for interest point detection on 3D meshes [J]. Visual Computer, 2011, 27(11): 963-976.
- [10] 王君刚, 王解先. 长方体的拟合方法[J]. 工程勘察, 2013(11): 75-79.
- WANG J G, WANG J X. The fitting method of cuboid[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2013(11): 75-79.
- [11] RABBANI T, HEUVEL F A, VOSSELMAN G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint[J]. ISPRS Commission V Symposium 'Image Engineering and Vision Metrology, 2006, 36(5): 248-253.
- [12] 费鲜芸, 戴哲, 刘如飞. 三维激光点云中建筑物立面边界特征提取方法[J]. 山东科技大学学报: 自然科学版, 2022, 41(2): 21-30.
- FEI X Y, DAI ZH, LIU R F. Boundary feature extraction method of building facade in 3D laser point cloud[J]. Journal of the Shandong University of Science and Technology, 2022, 41(2): 21-30.
- [13] 李茂月, 马康盛, 王飞, 等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 55-66.
- LI M Y, MA K SH, WANG F, et al. Research on the preprocessing method of blade point cloud based on structured light on-machine measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 55-66.
- [14] 郭保青, 余祖俊, 张楠, 等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2103-2111.
- GUO B Q, YU ZH J, ZHANG N, et al. 3D point cloud segmentation, classification and recognition algorithm of railway scene [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2103-2111.
- [15] JEONGHO L. Extraction and regularization of various building boundaries with complex shapes utilizing distribution characteristics of airborne LIDAR points[J]. Etri Journal, 2011, 33(4): 547-557.

作者简介



马程远, 2020 年于中北大学获得学士学位, 现为哈尔滨工程大学硕士研究生, 主要研究方向为三维重建。

E-mail: mcy15110403297@163.com

Ma Chengyuan received his B. Sc. degree from North University of China in 2020. He is currently a master student at Harbin Engineering University. His main research interest is 3D Reconstruction.



沙建军 (通信作者), 2005 年于解放军理工大学获得学士学位, 2009 年于解放军理工大学获得硕士学位, 2012 年于中科院遥感与数字地球所获得博士学位, 现为哈尔滨工程大学青岛创新发展基地副教授, 主要研究方向为遥感图像处理、目标探测、三维视觉

与机器人、光电对抗技术等。

E-mail: shajianjun_hh@163.com

Sha Jianjun (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from PLA University of Science and Technology in 2005 and 2009, and received his Ph. D. degree from Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences in 2012. He is currently an associate professor at Qingdao Innovation Development Base, Harbin Engineering University. His main research interests include remote sensing image processing, object detection, 3D vision and robotics, electro-optical countermeasure technology.