

doi:10.3788/gzxb20184704.0412002

DIY 三维激光扫描仪内参数的快速标定

宗文鹏^{1,2}, 李广云^{1,2}, 周阳林^{1,2}, 王力^{1,2}, 李明磊^{1,2}

(1 信息工程大学 导航与空天目标工程学院, 郑州 450001)

(2 地理信息工程国家重点实验室, 西安 710054)

摘 要:提出了一种以优化点云数据中平面的平面度和平面面积为目标的内参数标定方法,针对不同情况选用区域生长算法或改进随机采样一致性(RANSAC)算法进行平面提取,并通过提出的单纯形和人工蜂群混合优化算法(NMS-ABC)进行参数解算,实现了DIY系统的内参数标定.利用内参数已知的仿真数据实验验证了NMS-ABC混合算法用于内参数快速求解的有效性,利用不同场景获取的多组实测点云数据进行了标定实验,结果表明:标定后的平面内点百分比和整体平面度均有所提高,并且当平面数不少于3时标定结果更稳定可靠;进行了点位精度测试,经内参数标定后DIY扫描仪的点位测量精度得到提高且在不同水平角度分辨率条件下优于3 mm@4 m;人为增大安置误差,通过对比标定前后的点云及平面提取结果,进一步直观验证了本文所提标定方法的正确性和有效性.

关键词:三维激光扫描仪;内参数标定;平面提取;Nelder-Mead单纯形;人工蜂群

中图分类号:TP732.2; TN16 **文献标识码:**A **文章编号:**1004-4213(2018)04-0412002-11

Rapid Calibration Method of Intrinsic Parameters for DIY 3D Laser Scanner

ZONG Wen-peng^{1,2}, LI Guang-yun^{1,2}, ZHOU Yang-lin^{1,2}, WANG Li^{1,2}, LI Ming-lei^{1,2}

(1 School of Navigation and Aerospace Engineering, Information Engineering University,
Zhengzhou 450001, China)

(2 National Key Laboratory of Geo-Information Engineering, Xi'an 710054, China)

Abstract: A calibration method of intrinsic parameters was proposed, which aimed at optimizing both the flatness and the area of planar patches detected from the point cloud. Either region growing algorithm or improved Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm was chosen to extract planes according to different cases. A hybrid optimization algorithm (i.e. NMS-ABC) integrating the Nelder-Mead Simplex algorithm with the Artificial Bees Colony algorithm was proposed to calculate parameters, by means of which the intrinsic calibration of the DIY system was successfully implemented. Simulation experiments were performed using synthetic data based on known intrinsic parameters, which demonstrated the efficiency of NMS-ABC hybrid algorithm. Actual calibration experiments were conducted with multiple groups of point cloud data acquired in different scenes. Results indicate that both the percentage of planar inliers and the total flatness are improved after calibration. Besides, the calibration results will be more stable and reliable when the number of detected planes is not less than 3. Position precision test was conducted, and position precision of the DIY scanner was improved to the level of 3 mm@4 m after calibration. By increasing installation errors artificially and then contrasting point clouds as well as extracted planes before and after calibration, it is visually validated that the proposed calibration method is correct and effective.

Key words: 3D laser scanner; Intrinsic calibration; Plane extraction; Nelder-Mead simplex; Artificial

基金项目:国家自然科学基金(Nos.41274014,41501491)资助

第一作者:宗文鹏(1990—),男,博士研究生,主要研究方向为多传感器组合测量系统及应用、激光SLAM. Email:la9881275@163.com

导师(通讯作者):李广云(1965—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为精密工程测量、卫星导航与应用. Email:guangyun_li@sohu.com

收稿日期:2017-10-25;录用日期:2017-12-29

<http://www.photon.ac.cn>

bees colony

OCIS Codes: 120.0280; 280.3640; 150.1488; 150.6910

0 引言

三维激光扫描仪是集光学、机械、电子和计算机等众多高新技术于一体的全新测量仪器,它能够实现快速、高效、准确、全方位的三维空间信息获取,获取的海量数据称为点云(Point Cloud),并且绝大多数配有内置或外置相机,能够同时获取目标表面的纹理信息,点云与图像融合后可以获得逼真可量测的三维模型,因而三维激光扫描技术被誉为“实景复制技术”^[1].商业三维激光扫描仪虽然性能优良,但在实际应用中也存在价格昂贵、性能过剩、数据处理困难等问题.为此,2000年以来国内外众多学者尝试探索开发低成本或者专门用途的三维激光扫描仪,称之为DIY三维激光扫描仪,其中最常见的是利用二维激光扫描仪加某种旋转执行机构来实现三维扫描,本文的标定对象即为此类.由于在加工及安装固定过程中,二维激光扫描仪与旋转执行机构间的相对位置关系与理想状态存在一定的偏差,导致点云产生误差和变形.为得到精确的点云数据,有必要对该偏差即六个旋转平移参数进行标定,而这个相对位置关系是对于DIY三维激光扫描仪系统内部两个组件而言的,因此称之为内参数标定.

内参数标定方法主要分为两类:1)基于相机及相机标定板的方法^[2-4],其中棋盘格标定板最为常用.标定过程如下,用DIY三维扫描仪对标定板进行二维扫描获取点云数据,用相机进行拍照,提取两种数据中特征角点并建立对应关系,利用点线或点面约束构建参数模型,能以较高的精度获得全部6个标定参数.该类方法的标定精度较高,如Laksono^[5]提出一种以普通棋盘格为标定板并以点面为约束的标定方法,并通过仿真数据实验得出,该方法角度参数标定误差 0.018° ,平移参数标定误差2 mm.这类方法标定过程较为复杂,适用于设计DIY三维扫描仪时未考虑使二维激光扫描仪光学中心与旋转中心同轴以及要求在实验室条件下进行精确标定的情况.2)以扫描点云数据总体质量为目标,以某种准则构建目标函数进行优化的方法.这类方法通常需要对内参数标定问题进行一定的简化,如设计时使得二维激光扫描仪光学中心与旋转中心严格同轴,相应平移参数量值较小可不予考虑,标定模型只考虑安置角误差.其中,最为常用的是基于平面的标定方法^[6-7],其主要思想是以扫描数据中所提取平面的平面度为优化目标,建立特定的目标函数,通过非线性优化算法求得待标定内参数的最优解.这类方法虽然标定精度相对较低,但其不需要借助额外的仪器及特殊标志,可以进行现场快速标定.

为便于运输和储存,本文待标定的DIY三维激光扫描仪^[8]设计为可拆卸结构,因而在使用过程中需频繁拆装,为保证数据质量需在使用前进行现场快速标定,宜采用第二类方法.针对本文DIY三维激光扫描仪内参数标定问题,在现有算法基础上提出一种新的解决方案;分析对比了四种平面提取算法,以优化点云中平面总体质量为目标,构建一种基于Nelder-Mead单纯形算法(Nelder-Mead Simplex, NMS)和人工蜂群算法(Artificial Bees Colony, ABC)的混合优化算法,用于内参数的求解,实现DIY三维激光扫描仪的内参数标定,并通过仿真和实测数据进行了验证.

1 标定方法

1.1 标定模型

待标定DIY三维扫描仪及其测量坐标系如图1,二维扫描仪SICK LMS511(主要技术参数见表1)在其

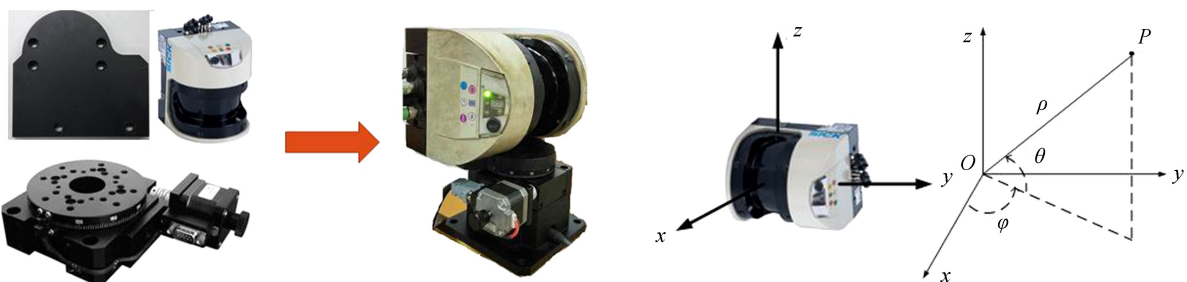


图1 待标定DIY三维激光扫描仪及其测量坐标系

Fig.1 DIY 3D laser scanner to be calibrated and measurement coordinate system

表 1 二维激光扫描仪 SICK LMS511 主要技术参数
Table 1 Key technical specifications for the LMS511 2D laser scanner

Item	Value
Operating range/m	0.7-80
Field of view/(°)	190
Angular resolution/(°)	0.167/0.25/0.5/0.667/1
Scan frequency/Hz	25/35/50/75/100
Measurement accuracy/mm	±12
Divergence angle/mrad	4.7
Laser wavelength/nm	905
Weight/kg	3.7

扫描平面内进行二维扫描测距,提供距离值 ρ 和垂直方向扫描角度 θ ,由精密转台驱动其旋转实现水平方向扫描,水平方向扫描角度 φ ,利用增量型角度编码器测得,从而实现三维扫描测量。

理想状态下, Z 轴应与转台旋转轴重合,则测得的点云坐标可用下式计算得到

$$\begin{cases} x = \rho \cdot \cos \theta \cdot \cos \varphi \\ y = \rho \cdot \cos \theta \cdot \sin \varphi \\ z = \rho \cdot \sin \theta \end{cases} \quad (1)$$

由于连接件加工以及扫描仪安装误差,二维扫描仪与转台间的相对位置关系与理想状态存在一定的偏差,导致按式(1)计算的坐标不准确。理论上,系统内参数包括激光扫描局部坐标系原点即二维激光扫描仪光学中心与激光扫描理想坐标系原点间的 3 个平移参数(安置位置误差)以及两坐标系间的 3 个旋转参数(安置角度误差)。鉴于连接件的设计加工可以保证较高精度,安装固定后二维扫描仪光学中心与设计安装位置偏差可保证在 1 mm 以内,同时考虑到其厘米级的测距精度,因而较小的三个平移参数很难从误差相对较大的点云数据中解算出来;而三个旋转参数中,绕转台旋转轴即激光扫描理想坐标系 Z 轴的旋转角代表的是扫描的水平起始角度,不会引起点云的变形。基于上述分析,内参数标定问题可简化为对如图 2 所示的两个安置角 α_0 (俯仰方向)和 β_0 (侧滚方向)的求解。

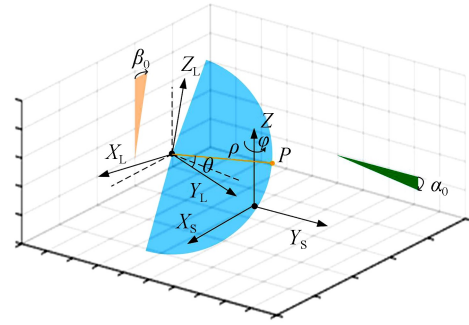


图 2 内参数标定模型
Fig.2 Calibration model of intrinsic parameters

其中,坐标系 \mathcal{L}_s 为激光扫描理想坐标系, \mathcal{L}_L 为激光扫描瞬时坐标系, P 为某激光脚点, ρ 和 θ 为二维激光扫描仪测得的该点距离和线扫描角度, φ 为转台带动二维激光扫描仪转过的相应角度, α_0 为 \mathcal{L}_L 绕 \mathcal{L}_s 的 X_s 轴的旋转角, β_0 为 \mathcal{L}_L 绕 \mathcal{L}_s 的 Z_s 轴的旋转角。

则标定后的点云坐标计算公式表示为

$$\mathbf{r}_s = \begin{bmatrix} \cos \beta_0 \cos \varphi - \sin \alpha_0 \sin \beta_0 \sin \varphi & -\cos \varphi \sin \beta_0 - \cos \beta_0 \sin \alpha_0 \sin \varphi \\ \cos \beta_0 \sin \varphi + \cos \varphi \sin \alpha_0 \sin \beta_0 & \cos \beta_0 \cos \varphi \sin \alpha_0 - \sin \beta_0 \sin \varphi \\ \cos \alpha_0 \sin \beta_0 & \cos \alpha_0 \cos \beta_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho \cos \theta \\ \rho \sin \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

1.2 标定基本原理

DIY 三维激光扫描仪获取扫描数据时,按式(1)计算点坐标并保存相应的极坐标数据,以极坐标数据作为标定算法的输入信息,标定算法的参数变量是 α_0 和 β_0 ,以单站扫描数据中平面特征的总体平面度和平面内点数来评价点云总体质量,构建目标函数式(3),使得该目标函数值最小的函数最优解即为待求内参数的估值 $\hat{\alpha}_0$ 和 $\hat{\beta}_0$ 。

$$\begin{cases} E = N \cdot \sum_{i=1}^K \left(\frac{1}{n_i^2} \sum_{j=1}^{n_j} d_{i,j} \right) \\ (\hat{\alpha}_0, \hat{\beta}_0) = \operatorname{argmin}(E) \end{cases} \quad (3)$$

式中 N 为输入数据点的总数, K 为提取到的平面个数, n_i 为第 i 个平面上的局内点(即点面距小于一定阈值的点)个数, $d_{i,j}$ 为第 i 个平面上第 j 个局内点到平面的距离. 该目标函数中的 $d_{i,j}$ 是随参数变量 α_0 和 β_0 变化的, 并且不能用具体的解析式表示, 因而不能通过常规的非线性函数线性化或需要求导的非线性优化算法求解, 实践证明启发式优化算法能够用于解决该类问题^[9-10]. 可行的非线性优化算法是按照一定的规则在解向量空间搜索判断以及不断的迭代来求解参数变量的, 对于基于平面特征的内参数解算, 每次迭代需要进行的主要步骤为:

- 1) 根据搜索得到的预期解向量 (α_0^p, β_0^p) , 将原始极坐标数据按式(2)转换为笛卡尔坐标;
- 2) 按设定的平面提取算法提取平面特征, 并计算目标函数值;
- 3) 按非线性优化算法的搜索规则产生新的较优的预测解向量.

因此, 实现 DIY 三维激光扫描仪内参数的标定主要是解决两个问题, 一是平面提取, 二是非线性优化.

1.3 标定实现

1.3.1 平面提取

实现标定的先决条件是从初始点云数据中准确提取平面, 常用的平面特征提取方法主要有区域生长^[11-12]、动态聚类^[13-14]、3D 霍夫变换^[15] 和随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法^[16], 其中前三种算法往往都需要计算点云的法矢信息^[17]. 区域生长算法对平面整体平面度要求较低, 即使是略有变形但局部较为平滑的平面也能被提取到, 对法矢信息的精确计算依赖性较小, 但是该算法对平面的连续性要求较高, 若点云中存在孔洞或缝隙会导致平面被隔断从而被识别为不同的平面, 需要进一步进行平面合并, 并且该算法可能将某些变化较为平缓的曲面误识别为平面; 动态聚类算法对面片的连续性无要求, 并且不需要事先指定平面的个数, 但对点云质量及法矢的精确计算要求较高, 而且当平面个数较多时效率较低; 3D 霍夫变换算法严重依赖法矢的精确计算和修正, 若点云本身质量较差, 平面提取的效果和计算效率相应较差. 常规 RANSAC 方法进行平面提取, 无需计算每个点的法向信息, 且算法简单、易于编程实现, 但它存在两个方面的问题: 一是对于较大数量的点云, 每次迭代都需要计算每个点到平面的距离, 算法内部效率较低, 二是容易出现平面过分割和伪平面问题^[18]. 所谓平面过分割, 就是把原本属于同一平面的两片或多片区域错误地分割为两个或多个平面, 如图 3(b)中的左侧墙面被分割成了 2 个平面; 所谓伪平面, 就是出现了实际场景中不存在的平面, 如图 3(b)中的多个线状平面.

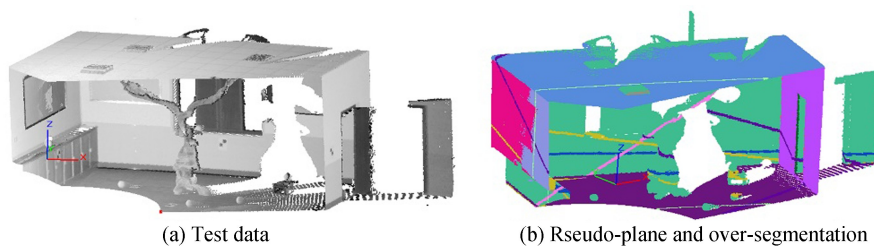


图 3 常规 RANSAC 算法存在的平面过分割与伪平面问题

Fig.3 Over-segmentation and pseudo-plane existing in original RANSAC

现对常规 RANSAC 平面特征提取算法进行改进:

1) 为提高算法效率, 增加一个阈值参数 T_n , 当随机抽取的 3 点构成的平面模型局内点数量超过该阈值时, 对这些局内点利用特征值法重新计算平面参数, 重新统计局内点数, 若超过 T_n 则认为已提取到一个平面, 结束本次循环; T_n 可以设定为绝对值即确定的点个数, 也可以是相对值即百分比, 本文设定为当前剩余点集点数的 10%.

2) 为避免出现伪平面问题, 增加一个阈值参数 δ , 在原始算法随机抽取三点组成平面的基础上, 增加判断条件变为有选择的抽取, 判断所抽取的三个点处的法矢两两夹角, 若超过设定阈值 δ , 则提取的平面可能为伪平面, 放弃该次结果, 继续循环; 该限制条件同时也减少了由大量随机抽取导致的点面间距离计算次数,

阈值 δ 可通过对平面上点的法向夹角统计平均值来确定,本文设置为 8° 。

3) 为避免出现过分割问题,增加阈值参数 T_c 和 T_{od} 完成平面提取后,判断各平面法向两两之间的夹角是否小于阈值 T_c 以及原点到平面距离差值是否小于阈值 T_{od} ,两条条件同时满足则合并两平面,重新计算平面参数;参照文献[15],本文中 T_c 和 T_{od} 分别设为 1° 和 5 cm。

为直观对比各算法的提取效果,以 DIY 三维扫描仪获取的单站点云作为平面特征提取的测试数据,点云原始数据点数为 2 073 445,经滤波去噪^[19]以及重采样后有效点数为 1 311 784(如图 3(a)所示)。应用上述四种平面提取算法对测试数据进行平面提取,结果对比如图 4,提取结果中以不同颜色表示提取到的不同平面。

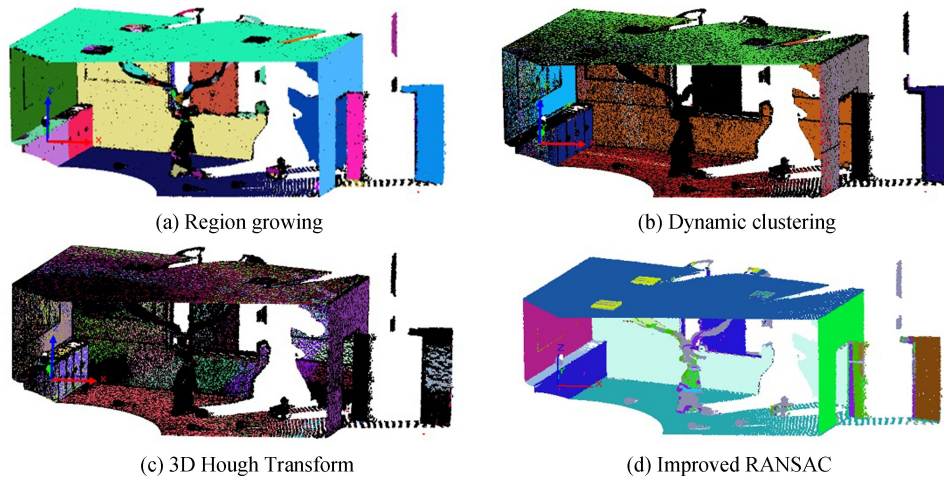


图 4 四种平面特征提取算法结果比较

Fig.4 Plane extraction results of four algorithms

从上述四种平面特征提取算法的提取结果来看,对于本文 DIY 三维扫描仪获取的点云数据,采用区域生长算法或改进 RANSAC 算法,效果较好;动态聚类算法和 3D 霍夫变换算法提取的结果较差,从图中可以看到很多点被误识别为平面局外点(部分黑色点),这可能是由于本文系统所获取点云数据的点间距较大以及测量精度本身较低导致法矢未能精确计算而造成的。

1.3.2 混合优化算法

单纯形算法(Nelder-Mead Simplex,NMS)于 1965 年由 Nelder 和 Mead 提出^[20],算法实现简单且无需目标函数导数信息,是一种具有较强局部搜索能力的多维非线性无约束优化算法.该算法用到“Simplex”即“单纯形”这一概念,它指的是由 N 维向量(N 个参数变量)空间中 $N+1$ 个顶点构成的凸多面体,如 2 维空间即平面中的三角形,3 维空间中的四面体,单纯形的变化代表了搜索空间的变化.其主要思想是通过直接判断初始各个顶点目标函数值的大小,找到其中的最优点、次优点和最差点,通过反射、扩张、压缩或收缩产生一个新的较好点并用它替换掉最差点,得到一个新的单纯形,经过多次迭代搜索,最终使得单纯形越来越小从而不断逼近最优解。

NMS 算法计算复杂度较低、搜索速度快,因而得到广泛应用,特别适合于解决变量较少的优化问题,但它也存在如下问题:

- 1) 对单纯形的初值敏感,初值选择不当可能导致寻优效果较差;
- 2) 可能陷入局部极值,得不到全局最优解;
- 3) 作为一种无约束优化算法,可能在搜索时超出实际问题中变量的取值空间。

群体智能优化算法是目前智能优化领域的研究热点,Karaboga^[21]于 2005 年提出的人工蜂群算法就是其中较新的一种,其灵感来自蜜蜂群体的采蜜行为.蜜蜂在相对复杂的环境中,能够通过蜜蜂各群体间相互配合完成高效的采蜜活动,相应的仿生优化算法能够通过不同分工的人工蜂群个体的局部寻优以较快的速度最终获得全局最优解.ABC 算法模型包含三个基本要素:蜜源、雇佣蜂和未雇佣蜂.每个蜜源的位置代表优化问题的一个可行解,蜜的数量代表相应解的质量并用适应度表示.每个雇佣蜂关联一个蜜源,因而其数量与蜜源数量一致,它以一定的概率将蜜源信息分享给其他蜂.未雇佣蜂又分为观察蜂和侦察蜂,观察蜂根据

雇佣蜂提供的蜜源信息通过一定原则选择较优个体并在其附近进行交叉搜索,而侦查蜂随机搜索蜜源,提供一定的变异性。

设待优化的 D 维目标函数为 $f(X)$, $X=(x_1, x_2, \dots, x_D)$ 为解向量, ABC 算法的主要流程为

1) 种群初始化, 雇佣蜂、观察蜂以及蜜源数量均为 NP 个, 在可行域空间中按式(4)生成初始的蜜源位置, 即初始可行解, 每个蜜源处放置一个雇佣蜂, 其中, u_i 和 l_i 分别为参数变量 x_i 的取值区间的上下界;

$$x_i = \text{rand}(0, 1) \times (u_i - l_i) + l_i \quad i=1, 2, \dots, \text{NP} \quad (4)$$

2) 雇佣蜂阶段, 对于每一个雇佣蜂个体 m , 随机选择另外一个雇佣蜂个体 k 逐维进行交叉搜索并按式(5)变异产生新的蜜源(可行解) $V=(v_1, v_2, \dots, v_D)$, 其中 φ_{mj} 为 $[-1, 1]$ 的随机数, 然后按式(6)计算相应的适应度并采用贪心原则进行选择;

$$v_{mj} = x_{mj} + \varphi_{mj} \times (x_{mj} - x_{kj}) \quad j=1, 2, \dots, D \quad (5)$$

$$\text{fit}(X) = \begin{cases} \frac{1}{1+f(X)} & f(X) \geq 0 \\ 1+\text{abs}(f(X)) & f(X) < 0 \end{cases} \quad (6)$$

3) 观察蜂阶段, 观察蜂接收到雇佣蜂分享的蜜源信息, 采用轮盘赌或其他方式选择较优个体, 按式(7)计算蜜源的被选择概率 P , 选中一处蜜源后按式(5)产生新蜜源并计算适应度, 按贪心原则选择蜜源;

$$P_m = \text{fit}(X_m) / \sum_{i=1}^{\text{NP}} \text{fit}(X_i) \quad (7)$$

4) 侦察蜂阶段, 若某处蜜源经过雇佣蜂设定的 n_{limit} 次尝试后, 对应解的质量得不到提高, 雇佣蜂转为侦察蜂并放弃其拥有的蜜源, 然后进行随机搜索即按式(4)生成新的蜜源;

5) 循环执行步骤 2)~4) 并在其过程中记录最好的蜜源位置, 直到完成指定次数的循环。

NMS 算法采用的是直接搜索法, 具有较强的局部搜索能力, 但其对初值敏感、容易陷入局部最优; 而 ABC 算法是一种具有一定鲁棒性的启发式全局搜索法, 因而具有较强的全局搜索能力, 但其局部搜索能力较弱, 算法后期收敛很慢。在解决复杂非线性优化问题上往往采用全局优化算法与局部寻优算法组合的形式, 从而实现算法的优势互补。

因此, 本文构建一种由两者组成的混合优化算法, 即基于 NMS 的改进人工蜂群算法(NMS-ABC)来求解内参数。该算法的具体做法为, 完成一次蜂群搜索即执行完 2)~4) 后, 将 ABC 算法搜索到的当前最优解作为 NMS 算法的初值构建初始单纯形, 通过单纯形的反射、扩张、压缩及收缩操作来进行快速高效的局部寻优并保存寻优结果, 然后进入下一次循环, 当迭代次数超过预设值或最近两次循环求解的结果各分量之差小于 0.01 时结束循环, 并以最后两次结果之均值作为待求内参数的最优估值。

2 实验与分析

本文 DIY 三维激光扫描仪内参数标定整体流程如图 5。在利用 NMS-ABC 算法对目标函数式(3)进行优化求解时, 需不断计算目标函数值以得到相应可行解的适应度, 而平面提取是计算目标函数的先决条件。基于前述平面提取算法对 DIY 扫描仪所采集点云数据的处理效果, 并结合区域生长算法和改进 RANSAC 算法的自身特点可知, 相比于改进 RANSAC 算法, 区域生长算法的最大特点是其利用了点云表面的连续性, 即使内参数较大导致平面整体存在较大变形, 但在局部邻域仍然可视为平面, 因而通过不断生长传递的方式, 变形的表面也能完整提出。而当内参数较小, 获得的点云平面度较好时, 宜采用更鲁棒的改进 RANSAC 方法。因此, 在进行内参数优化求解前需要先通过判断点云变形程度(或平面度)来确定选用何种平面提取算法。首先, 对输入点云利用区域生长算法提取主要平面, 提取到的平面上的点的集合记为候选集, 然后对各平面上的点进行抗差平面拟合, 参照文献[11]以点云厚度 $d_{\text{th}} = 2\sigma_v$ 为判断阈值, 其中 σ_v 为点云局部平面拟合标准差的平均值, 反映点云到局部拟合面的平均离散程度。若某点到拟合平面的距离小于 d_{th} , 则判断其为平面内点, 统计内点与候选集总点数之比例, 若该比例超过 80%, 则利用下述思路 1) 计算目标函数, 否则采用思路 2):

1) 每次计算目标函数值都需要利用改进 RANSAC 算法对点云数据进行平面提取, 在该提取过程中每当提取到一个平面时, 计算该平面中内点到平面的距离, 并根据目标函数式(3)于平面提取完毕时返回所需

目标函数值;

2) 读取点云数据后采用区域生长算法进行一次平面提取并保存各平面上的点,此后在计算目标函数值时无需再进行平面提取,直接对保存的每一平面的点集进行基于抗差估计的平面拟合,然后分别计算平面内点到所拟合平面的距离,从而得到目标函数值.

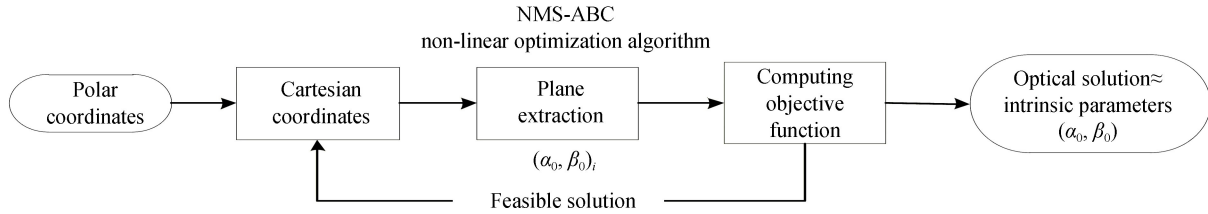


图 5 内参数标定整体流程

Fig.5 Calibration procedure of intrinsic parameters

2.1 仿真数据实验

为验证所提内参数标定方法的有效性,利用 MATLAB 软件生成带有固定内参数的仿真点云数据,并转化为极坐标形式输出.仿真数据由三个平面组成,每个平面包含 4 000 个点,图 6 展示了部分仿真数据,各平面的点云用不同颜色区分,未变形标准平面用网格线表示.

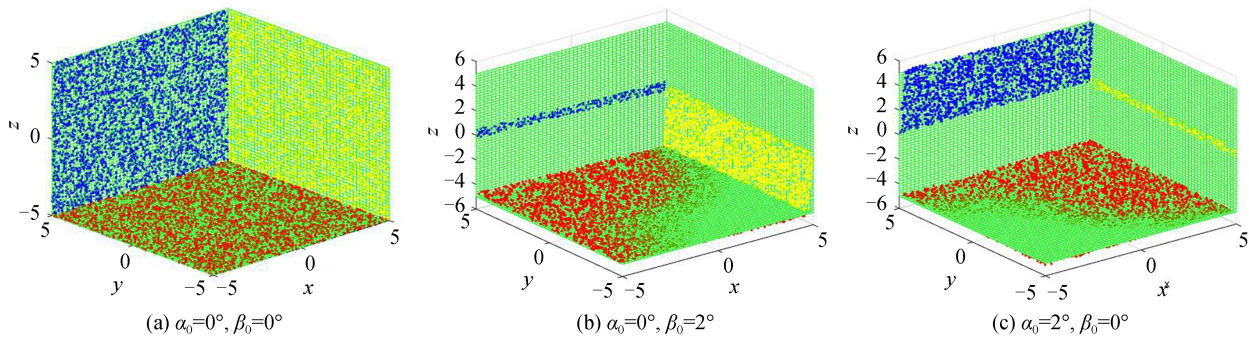


图 6 带有固定内参数的仿真点云数据

Fig.6 Calibration procedure of intrinsic parameters

以内参数值已知的仿真数据作为标定算法的输入点云,分别利用 NMS、ABC 和本文提出的 NMS-ABC 算法进行优化求解.参照文献[22],NMS 算法中的反射系数、扩展系数和压缩系数分别设为 1、2 和 0.5;ABC 算法中的种群数和蜜源数 NP 设为 40, n_{limit} 设为 80.通过实验,发现 NMS 算法总能很快收敛到局部极小值,但其求解的结果严重依赖于预先设定的初始值,只有当初始值接近真值时,NMS 算法才能得到较好结果,否则 NMS 算法每次得到的结果具有较大差别,即不能得到稳定的全局最优解,可视之为算法不收敛,因此在

表 2 仿真数据实验结果

Table 2 Experimental results of simulated data

(α_0, β_0) ground truth/(°)	NMS Estimated result/(°)	ABC Estimated result/(°)	NMS-ABC Estimated result/(°)
(0, 0.5)	X	(0.35, 0.79)	(-0.05, 0.44)
(0, 1.0)	X	(0.19, 0.68)	(0.06, 0.95)
(0, 2.0)	X	(-0.17, 2.53)	(-0.11, 1.96)
(0.5, 0)	X	(0.24, -0.21)	(0.47, 0.05)
(1.0, 0)	X	(0.68, -0.27)	(1.09, -0.04)
(2.0, 0)	X	(1.58, 0.34)	(1.89, -0.06)
(1.0, 1.0)	X	(1.26, 1.15)	(1.08, 0.93)
(3.0, 3.0)	X	(3.40, 2.55)	(3.10, 2.95)
(5.0, 5.0)	X	(5.37, 4.78)	(4.87, 4.91)
(10.0, 10.0)	X	(10.87, 10.64)	(10.10, 9.83)
Average elapsed time/s	6.7	692.4	148.1

表 1 中用“X”表示.由仿真数据实验结果可知,相比于 ABC 算法,NMS-ABC 算法不仅大大提高了优化求解效率,同时也显著提高了内参数标定精度.

2.2 实测数据实验

将 DIY 三维激光扫描仪安装好后,在不同室内场景中共采集 4 组极坐标点云作为内参数标定的输入数据,并对输入数据进行一定的重采样以减小点数,从而减少标定算法解算时间.如图 7,点云 1、2 和 3 分别包含 2 到 4 个较大的平面用于内参数求解;而点云 4 是较大场景中采集的数据,包含多个平面,为对比标定所用平面的个数对标定结果的影响,在不同实验中每次优化求解时只利用其中指定数量的较大平面,如指定数量为 8,则只用平面面积最大的 8 个平面参与解算.由于预期内参数较小,点云变形较小,计算目标函数时程序经过自动判断选用改进 RANSAC 算法进行平面提取.考虑到所用二维激光扫描仪自身厘米级的测距精度以及统计所得点云厚度,点面距离阈值设置为 1 cm,标定结果见表 3.

表 3 多组点云内参数标定结果

Table 3 Intrinsic calibration results of multiple groups of point clouds

Data	Total number of points	Number of big planes used	Calibration result/(°)	Elapsed time/s
Point cloud 1	7 350	2	(0.02,0.61)	103.8
Point cloud 2	9 835	3	(-0.07,0.49)	112.4
Point cloud 3	14 017	4	(-0.10,0.45)	145.1
Point cloud 4	129 203	5	(-0.09,0.47)	239.8
Point cloud 4	129 203	6	(-0.10,0.50)	246.4
Point cloud 4	129 203	7	(-0.09,0.48)	251.3
Point cloud 4	129 203	8	(-0.11,0.46)	258.9

由表 3 中标定结果可知,当平面数 ≥ 3 时标定结果基本趋于稳定,因此建议在实际标定过程中尽量选择具有 3 个以上较大平面且平面度良好的场景进行内参数标定.当标定程序求得最优解后,最终显示标定后点云数据的平面提取效果,点云最终显示结果如图 7 所示,各平面以不同颜色区分,其中黑色点为平面局外点.

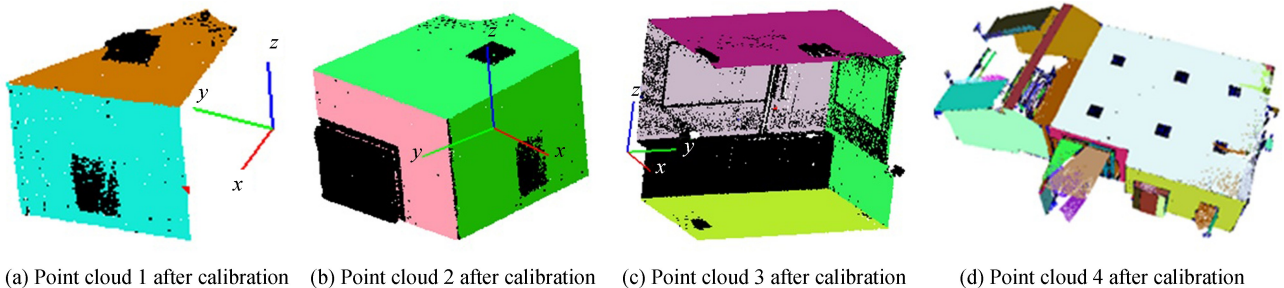


图 7 多组点云内参数标定后显示结果

Fig.7 Display results after calibration of multiple groups of point clouds

为验证标定结果的正确性,引入激光扫描点云数据处理中常用的两个量作为点云质量评价指标,一个是点云中平面内点与总点数的百分比 p ,另一个是点云的整体平面度 σ_T ,分别如式(8)和(9)所示,其中各变量与目标函数式(3)中变量意义相同. p 的大小可以理解为平面面积的大小,而 σ_T 是单个平面的平面度的广义化,反应了点云总体质量水平.

$$p = \frac{\sum_{i=1}^K n_i}{N} \times 100 \quad (8)$$

$$\sigma_T = \sqrt{\sum_{i=1}^K \left(\frac{1}{n_i^2} \sum_{j=1}^{n_j} d_{i,j} \right) / \sum_{i=1}^K n_i} \quad (9)$$

标定前后点云质量统计结果如表 4,由表中数据可知,标定后点云总体质量得到一定提高,标定方法是正确有效的;但所求内参数即安置角偏差较小,由此造成的点云变形较小,因此标定前后点云质量提高并不显著,这与我们的预期是一致的.

表 4 标定前后点云质量对比

Table 4 Comparison of point clouds quality before and after calibration

Data	Objective function value E		Plane inliers ratio $P/(%)$		Overall flatness σ_T/mm	
	Before calibration	After	Before calibration	After	Before calibration	After
Point cloud 1 (2 planes)	16.8×10^3	16.2	84.2	86.6	3.5	3.3
Point cloud 2 (3 planes)	18.9×10^3	18.1	80.7	83.5	3.4	3.1
Point cloud 3 (4 planes)	25.2×10^3	24.5	63.4	67.8	3.7	3.2
Point cloud 4 (5 planes)	23.3×10^3	21.8	47.5	50.3	3.6	3.2
Point cloud 4 (6 planes)	26.8×10^3	23.2	54.1	56.9	3.7	3.3
Point cloud 4 (7 planes)	27.1×10^3	24.7	60.2	63.1	3.8	3.3
Point cloud 4 (8 planes)	26.7×10^3	24.6	65.0	67.7	3.8	3.4

为进一步验证本文标定方法的有效性,以及探究内参数标定对 DIY 三维激光扫描仪测量精度的影响,进行了标定前后点位精度的对比实验.如图 8 所示在室内布设 5 个标准 FARO 球形靶标(半径为 72.5 mm),各靶标与架设扫描仪处的距离约 4 m 左右.首先利用高精度商业三维扫描仪 FARO Focus^{3D} S120(25 m 内测量精度 2 mm)对球形靶标进行扫描并利用配套的 Scene 软件提取五个靶标中心坐标作为基准值.而后利用 DIY 扫描仪进行扫描,垂直扫描分辨率设为 0.167° ,水平扫描分辨率分别设置为 0.167° 、 0.126° 、 0.084° ,每次扫描时分别按标定前后坐标计算公式保存两组点云数据,因此,扫描共获得六组点云数据,图 8 为其中一次扫描结果的点云灰度显示.提取球形靶标点云并计算中心坐标后,将各组结果统一转换到 FARO 坐标系下,计算各坐标分量与基准值的差,并用式(10)计算各组数据的点位误差,前后点位精度对比列于表 5,由表中数据可知,经过内参数标定后,DIY 三维扫描仪的点位测量精度在不同水平扫描分辨率条件下均有所提高.

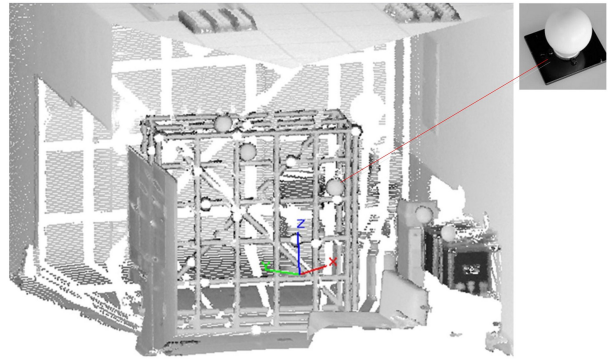


图 8 点位精度实验设置

Fig.8 Setup of position precision test

$$m_p = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^5 (\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2 + \Delta z_i^2)}{5}} \quad (10)$$

表 5 标定前后点位精度对比

Table 5 Comparison of position precision before and after calibration

Position precision/mm	Horizontal resolution		
	0.167°	0.126°	0.084°
Before calibration	2.79	2.84	2.61
After calibration	2.46	2.48	2.11

为直观展现利用所提出的标定方法进行标定后的效果,在安装二维激光扫描仪时将其一侧明显抬高,使得安置角偏差明显变大,然后对某实验室墙角进行扫描测量,可观察到点云发生明显的变形(如图 9(a)所示),经标定内参数为 $\alpha_0 = -15.39^\circ$, $\beta_0 = -0.25^\circ$,利用该标定结果加以改正后的点云如图 9(b)所示,明显比标定前点云规整;采用相同的阈值分别对标定前后的两个点云进行平面提取,从图中可以看到,场景中包含的 4 个主要平面(椭圆框出)在标定前由于变形扭曲严重,在平面提取时被检测为多个小平面,而标定后,4 个主要平面都能完整提取到.该实验以更加直观的方式验证了本文所提标定方法的正确性和有效性,同时也证明本文方法面对较大的安置角偏差仍然适用.

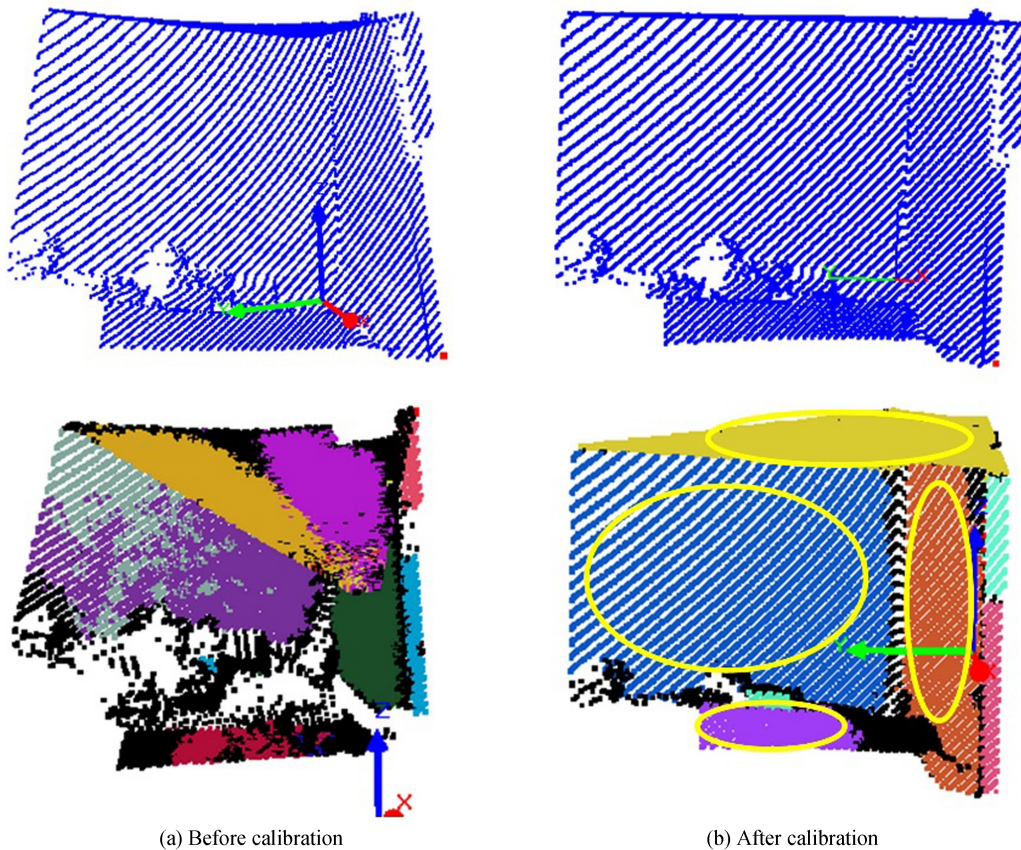


图9 人为增大安置误差后的点云数据标定前后对比

Fig.9 Comparison of point clouds before and after calibration (after increasing installation errors artificially)

3 结论

针对 DIY 三维激光扫描仪的内参数现场快速标定问题提出了一种新的标定方法,该方法无需设置标定场以及额外的仪器与特殊标靶,可在扫描作业前在现场实现快速内参数标定;只需扫描包含较大平面的场景,后续标定过程可实现自动处理,无需人工干预.给出了内参数标定模型,阐述了标定的基本原理,对常规 RANSAC 算法进行了改进并与其他三种平面特征提取算法进行了比较,构建了一种适用于本文内参数求解的 NMS-ABC 混合优化算法.通过内参数已知的仿真数据以及实际采集的多组试验点云数据验证了所提方案的可行性,并通过两个点云质量评价指标和点位精度给出了标定前后的定量对比,经内参数标定 DIY 扫描仪的点位测量精度可达 $3\text{ mm}@4\text{ m}$ 以内,最后还通过人为增大误差后的点云数据进一步直观验证了本文标定方法的正确有效性.本文提出的标定方案具有较强的针对性,但对其它类型的三维激光扫描仪内参数的标定问题也具有一定的实用和参考价值.同时需要指出的是,本文标定方案精度有限,难以给出其实际内参数标定结果的不确定度,需进一步研究实验室条件下的高精度标定方法,并与本文方法进行对比,这将是后续需要开展的工作.

参考文献

- [1] LI Ming-lei, GAO Xin-yuan, LI Guang-yun, *et al.* High accuracy calibration of installation parameters between 3D terrestrial laser scanner and external-installed digital camera[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, **24**(9): 2158-2166.
李明磊, 高欣圆, 李广云, 等. 地面三维激光扫描仪与外架数码相机间安置参数的高精度标定方案[J]. *光学精密工程*, 2016, **24**(09): 2158-2166.
- [2] FAN H, LI G, DONG L. The calibration algorithm between 2D laser range finder and platform[C]. International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. Sanya, Hainan, China, IEEE, 2009: 781-783.
- [3] SO E W Y, BASSO F, MENEGATTI E. Calibration of a rotating 2d laser range finder using point-plane constraints[J]. *Journal of Automation Mobile Robotics & Intelligent Systems*, 2013, **7**(2): 30-38.
- [4] SO E, MENEGATTI E. A unified approach to extrinsic calibration between a camera and a laser range finder using point-

- plane constraints[C]. Proceedings of the 1st International Workshop on Perception for Mobile Robots Autonomy, 2012.
- [5] KURNIANGGORO L, HOANG V D, JO K H. Calibration of a 2D laser scanner system and rotating platform using a point-plane constraint[J]. *Computer Science & Information Systems*, 2015, **12**(1): 307-322.
- [6] GLENNIE C, LICHTI D D. Static calibration and analysis of the Velodyne HDL-64E S2 for high accuracy mobile scanning[J]. *Remote Sensing*, 2010, **2**(6): 1610-1624.
- [7] CHEN C Y, CHIEN H J. On-site sensor recalibration of a spinning multi-beam LiDAR system using automatically-detected planar targets[J]. *Sensors*, 2012, **12**(10): 13736-13752.
- [8] ZONG Wen-peng, LI Guang-yun, WANG Li. Design and implement of low-cost 3D laser scanner [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2016(11): 31-34.
宗文鹏, 李广云, 王力. 低成本三维激光扫描仪的设计与实现[J]. 测绘通报, 2016(11):31-34.
- [9] CHEN Gui-bin, GAO Zhen-hai, HE Lei. Step-by-step automatic calibration algorithm for exterior parameters of 3D Lidar mounted on vehicle[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, **44**(10): 1010004.
陈贵宾, 高振海, 何磊. 车载三维激光雷达外参数的分步自动标定算法[J]. 中国激光, 2017, **44**(10): 1010004.
- [10] DUAN Lu-lin, LIU Dong, ZHANG Yu-peng, et al. Lidar data gluing technology based on hybrid intelligent algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, **37**(6): 0601002.
段绿林, 刘东, 张与鹏, 等. 基于混合智能算法的激光雷达数据拼接技术[J]. 光学学报, 2017, **37**(6): 0601002.
- [11] LI Ming-lei, ZONG Wen-peng, LI Guang-yun, et al. Extraction of structure line segments from point clouds using voxel-based region growing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38**(01): 0112001.
李明磊, 宗文鹏, 李广云, 等. 利用体素生长的点云结构直线段提取[J]. 光学学报, 2018, **38**(1):0112001.
- [12] RUTZINGER M, ELBERINK S O, PU S, et al. Automatic extraction of vertical walls from mobile and airborne laser scanning data[C]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Paris, France, 2009, **38**(W8):7-11.
- [13] HANSEN W V, MICHAELSEN E, THONNESSEN U. Cluster analysis and priority sorting in huge point clouds for building reconstruction[C]. International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, China, IEEE, 2006: 23-26.
- [14] LU Wei-xin, WAN You-chuan, HE Pei-pei, et al. Extracting and plane segmenting buildings from large scene point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, **42**(9): 336-342.
卢维欣, 万幼川, 何培培, 等. 大场景内建筑物点云提取及平面分割算法[J]. 中国激光, 2015, **42**(9):336-342.
- [15] LI Ming-lei, LI Guang-yun, WANG Li, 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.
- [16] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, **24**(6): 381-395.
- [17] LI Ming-lei, ZHANG Rui, LI Guang-yuan. Accurate normal calculating and surface smoothing of laser-scanned point clouds[J]. *Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, **27**(7): 1153-1161.
李明磊, 张蕊, 李广云. 激光扫描点云法矢精确计算与表面光顺方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, **27**(7): 1153-1161.
- [18] AWWAD T M, ZHU Q, DU Z, et al. An improved segmentation approach for planar surfaces from unstructured 3D point clouds[J]. *The Photogrammetric Record*, 2010, **25**(129): 5-23.
- [19] LI Ming-lei, LI Guang-yun, ZONG Wen-peng. Accurate and fast denoising method of laser-scanned point clouds[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2015(12): 27-29
李明磊, 李广云, 宗文鹏. 激光扫描点云准确快速去噪方法[J]. 测绘通报, 2015(12): 27-29.
- [20] NEUBURGER M, ROTZINGER M, KAISER H. A simplex method for function minimization[J]. *Computer Journal*, 1965, **7**(4): 308-313.
- [21] KARABOGAD. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Technical Report, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [22] NOCEDAL J, WRIGHT S. Numerical optimization[M]. Springer Science & Business Media, 2006.