

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108862

BIM 校正累计误差的激光里程计求解方法^{*}

刘今越, 陈小伟, 贾晓辉, 李铁军
(河北工业大学机械工程学院 天津 300401)

摘 要:建筑机器人室内作业过程中,如何实现里程计精确求解对后续的定位建图及精准作业有着至关重要的影响。针对传统同步定位与地图构建(SLAM)方法由于回环检测导致的准确性问题,提出了一种以建筑信息模型(BIM)数据校正激光里程计累计误差实现精准定位的方法。首先求解机器人初始时刻在 BIM 中的全局初始定位,其次提取三维点云关键点并转换其为二维点云,然后以轮式里程计数据为预测值求解帧间运动,最后结合 BIM 数据消除累计误差得到高精度里程计定位。实验表明:本方法在机器人初始定位、激光点云处理和消除累计误差的运动求解上具有良好的稳定性和准确性,初始定位误差小于 2 mm,里程计偏移量误差控制在 0.09% 内,为建筑机器人精确建图提供了有力保障。

关键词:建筑信息模型;机器人初始定位;点云处理;激光里程计;累计误差校正

中图分类号: TP242 TH-3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

The solution method of laser odometer for BIM correction of cumulative error

Liu Jinyue, Chen Xiaowei, Jia Xiaohui, Li Tiejun

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: During the construction robot indoor operation, how to realize the accurate solution of the odometer has vital influence on the subsequent positioning and mapping and precise operation. The traditional simultaneous localization and map building (SLAM) method has the accuracy problem due to loopback detection. To address this issue, a method using building information modeling (BIM) data to correct the cumulative error of laser odometer is proposed to achieve precise positioning. Firstly, the global initial positioning of the robot in the BIM is solved at the initial moment. Secondly, the key points of the 3D point cloud are extracted and converted into 2D data. Then, the data of the wheel odometer are set as the predicted value to solve the inter-frame transformation. Finally, the BIM data are combined to eliminate the cumulative errors and obtain a high-precision odometer positioning. Experimental results show that this method has good stability and accuracy in robot initial positioning, laser point cloud processing and motion solution for eliminating accumulative errors. The initial positioning error is less than 2 mm, and the odometer offset error is controlled within 0.09%, which provides a strong guarantee for the accurate establishment of the subsequent point cloud map.

Keywords: building information modeling; robot initial positioning; point cloud processing; laser odometer; cumulative error correction

0 引 言

建筑机器人作为推动智能建造技术发展的重要原动力,已经逐渐成为国内外学者的研究热点。面向施工、运维和破拆等不同领域的建筑机器人吸引了众多高校和企业的广泛关注并逐步进入研发测试阶段。在作业环境中精准的定位是建筑机器人精准作业的基本前提。当前建

筑机器人常用的定位建图方法是传统的同步定位与地图构建(simultaneous localization and map building, SLAM)方法,其最早由 Smith 等^[1]提出,相较视觉 SLAM,激光 SLAM 技术凭借稳定、可靠、高性能等技术优势成为机器人定位的核心技术。网格地图^[2]、粒子滤波^[3]和位姿优化^[4]多用于二维激光雷达定位和建图。对于三维激光雷达定位建图,Zhang 等^[5]在 LOAM 中提出了一种实时里程计方法,在不需要高精度测距和惯性测量的基础上可

收稿日期:2021-11-14 Received Date: 2021-11-14

^{*} 基金项目:国家重点研发计划(2019YFB1312103)、国家自然科学基金(U1813222, U20A20283)项目资助

实现低漂移和低计算复杂度,Shan 等^[6]提出了一种轻量级和地面优化的方法,通过对地面的分割降低了数据计算量并成功部署在低功耗的嵌入式系统中,Kuhner 等^[7]提出了激光数据有序化后进行位姿估计的理论,实现了大范围场景下的三维重建。以上方法系统鲁棒性较差且无法消除累计误差,造成定位不精确。目前,消除里程计累计误差多采用回环检测方法。基于滤波^[8-11]和图优化^[12]的理论多用于视觉 SLAM 回环检测。对于激光 SLAM 回环检测,Hess 等^[13]使用分支定界方法,实现了定位建图循环闭合,但该方法对初始帧机器人位姿和计算性能要求很高,易出现构图偏差。Dube 等^[14]通过对点云的分割片段配准实现了回环检测,但该方法匹配效率低,不适用于机器人实际移动速度。因此,如何有效消除激光里程计累计误差目前仍然没有一个被广泛认可的最佳解决方案。另外,建筑机器人一般体积较大且在室内单次运动作业,而回环检测需对比当前帧与过去关键帧的相似度检测回环即需机器人循环往复同一场景,因此,回环检测对于建筑机器人作业条件下里程计累计误差消除并不适用。

建筑信息模型(built information modeling, BIM)将向设计对象添加信息的能力融合到建筑师和工程师创建的功能中^[15-16],使得 BIM 成为推动智能建造技术发展的原动力之一。BIM 数据可提供精准的建筑门窗、墙壁等关键角点坐标信息并生成 BIM 点云数据。通过将激光雷达当前帧点云与 BIM 点云配准,可得到当前时刻机器人在 BIM 环境中的精准定位。这为建筑机器人在室内作业时消除激光里程计累计误差提供了新的解决方向和可行性。

综上,针对室内环境下建筑机器人精准定位问题,本文提出了一类基于 BIM 数据校正累计误差的激光里程计求解方法。第1阶段,将激光雷达首帧数据与 BIM 点云数据进行初始粗配准和后续精配准,实现移动机器人在 BIM 中初始精准定位;第2阶段,实时采集处理激光雷达三维点云数据,从中分割地面点并提取竖直平面特征点,同时进行三维点云数据的二维转换;第3阶段,利用轮式里程计数据为点云匹配提供先验位姿,对点到线距离误差方程进行非线性优化求解帧间运动,计算局部里程计数据,结合初始定位得到机器人在 BIM 中的全局定位;第4阶段,将当前帧点云在全局位姿下的关键点与 BIM 点云数据进行配准计算并消除累计误差。最后,通过实验验证了该方法的稳定性与准确性。

1 移动机器人初始定位

移动机器人在 BIM 中的初始定位是利用 BIM 消除里程计求解累计误差的前提,精确的初始定位对于累计

误差的求解精度至关重要。本文采取粗配准和精配准实现移动机器人在 BIM 中的初始定位。

1.1 BIM 点云获取

基于 EXPRESS 语言定义的工业基类标准(industry foundation classes, IFC)是 BIM 模型的共同数据标准,样本文件包括项目基本内容、项目基本结构和几何表示,BIM 中的实体几何形状可通过项目基本结构和几何表示进行完整描述。本文根据 IFC 标准信息描述对 IFC 文件进行解析得到 BIM 模型中实际建筑物精准位置信息。图1为本实验室建筑经 IFC 解析所得的三维环境信息,从中提取环境特征点位置信息,进而通过环境特征点三维空间坐标生成 BIM 三维点云数据。

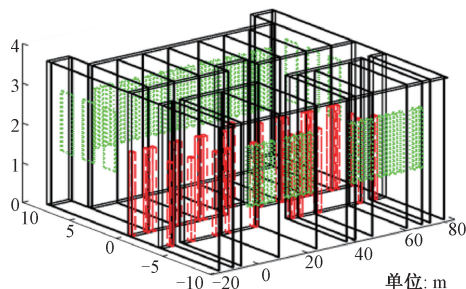


图1 IFC 文件解析结果

Fig. 1 IFC file analysis results

1.2 基于采样一致性的粗配准

由于激光雷达单帧点云数量过多,在配准过程中消耗大量时间,首先对激光雷达帧进行降采样预处理。考虑到室内环境相对简单,因此,本文采用基于体素网格重心临近点的降采样方法。

对点云特征描述采用快速点特征直方图(fast point feature histograms, FPFH)方法。FPFH^[17]是基于点及其邻域点之间法向量夹角、点之间连线夹角的特征描述子,对于点数为 n ,统计邻域为 k 的点云数据集,其时间复杂度为 $O(nk)$ 。对于每个需要查询的点 P_q ,计算该点与其邻域点之间的简化点特征直方图,记为 $SPFH(P_q)$ 。然后重新确定每个点 k 邻域,使用 $SPFH(P_q)$ 计算 FPFH 特征,即:

$$FPFH(P_q) = SPFH(P_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_i} \cdot SPFH(P_q) \quad (1)$$

式中: ω_i 为 P_q 与第 i 个临近点的距离值。

在计算 BIM 点云与初始帧点云 FPFH 特征基础上,采用采样一致性算法进行粗配准矩阵求解,算法如下:

1) 选取采样点:根据点云密度设定距离阈值 d ,在源点云 P 中利用阈值进行采样点的选择,确保所选取两个点之间的距离大于阈值,使得采样点 FPFH 特征相异。

2) 寻找采样点的对应点:搜寻目标点云 Q 中具有相

似 FPFH 特征的点, 视为 P 中采样点的对应点。

3) 变换矩阵求解: 通过对点集进行矩阵变换, 利用变换后的点集间距离误差和误差函数判断当前配准效果。本文利用 Huber 罚函数表示距离误差函数, 记为 $\sum_{i=1}^n H(l_i)$, 其中:

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} l_i^2, & \|l_i\| < m_1 \\ \frac{1}{2} m_1 (2\|l_i\| - m_1), & \|l_i\| > m_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: m_1 是给出确定值, l_i 表示变换后第 i 组对应点间的距离差值。

配准过程即为找出所有点对距离差值的最优解, 当距离误差函数达到最小值, 将其作为初始粗配准阶段求取变换矩阵。

1.3 精配准求解定位矩阵

雷达初始帧点云与 BIM 点云经过采样一致性初始粗配准后仍然存在一定的配准偏差, 需要进一步精配准提高定位精度。

1) 点云重合率计算

对源点云 P 和目标点云 Q , 分别计算两点云重合区域的点云数量与原点云数量的占比记为点云重合率, 可有效评估配准效果。本文利用 k - d 树邻近搜索算法, 在两帧点云中快速搜索满足距离阈值的点对, 将其视为重合点并计算点云重合率, 进而对点云配准加以条件约束。

点云重合率计算过程如下:

(1) 分别设定两点云重合点索引集合 I_p 和 I_q , 根据点云密度设定距离阈值 β 。

(2) 若源点云 P 中点数为 N_p , 对 P 中任一点 p_i 利用 k - d 树邻近搜索算法在目标点云 Q 中搜索对应点 q_j , 若点 p_i 和点 q_j 之间的距离小于距离阈值 β , 则称点 p_i 和点 q_j 为重合点, 把点索引值 i, j 分别保存到 I_p 和 I_q 中直至遍历所有点。

(3) 设索引集合 I_p, I_q 中的点对数为 n , 计算两帧点云重合率为 $\alpha\% = (n/N_p)\%$, $\alpha \in [0, 100]$ 。

2) 条件循环 ICP 配准

迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 通过搜索源点云 P 和目标点云 Q 中距离最近的对应点对 $\{p_i, q_i\}$, 使其欧氏距离的平方和最小:

$$f = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (q_i - R(q_R)p_i - q_T)^2 \quad (3)$$

式中: N_p 为对应点对数, $R(q_R)$ 为旋转矩阵, q_T 为平移矩阵。

以式(3)为目标函数计算两点云之间的变换矩阵, 可用矢量 q 表示:

$$q = [q_R \mid q_T] \quad (4)$$

式中: q 为变换向量, q_R 为旋转向量, q_T 为平移向量。

先计算两点云重心值 u_p 和 u_q , 进而计算协方差矩阵并构造对称矩阵。通过求解对称矩阵最大特征值, 得到单位四元数表示的最优旋转向量 $q_R = [q^0 \ q^1 \ q^2 \ q^3]$ 并计算出旋转矩阵和平移矩阵分别为:

$$R(q_R) = \begin{pmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$q_T = u_q - R(q_R)u_p \quad (6)$$

点云 P 经粗配准初始变换后得到精配准源点云 P' , 对源点云 P' 和目标点云 Q 进行精配准计算, 给定阈值 τ 、最大迭代次数 $N_{\max}$ 、重合率阈值 c 、 k - d 树搜索最近点距离初值 d 、距离递减固定值 Δd 。

精配准计算步骤如下:

(1) 对 P' 中所有的点 p_i , 在 Q 中用 k - d 树邻近搜索其对应的最近点 q_i 构成对应点集合 S 。

(2) 采用方向向量阈值法找出点集合 S 中配对错误的点对并剔除, 避免错误点对影响配准精度。

(3) 求解对应点集合的变换矩阵, 并将源点云 P' 转换为点云 P'' , 使 P'' 与 Q 中对应点的距离均方误差 d_k 最小, 即:

$$d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (q_i - (Rp_i + T))^2 \quad (7)$$

式中: N 为对应点对数, R 为旋转矩阵, T 为平移矩阵。

若 P'' 和 Q 的目标函数误差收敛于设定的阈值 (即 $d_k - d_{k+1} < \tau$) 或迭代次数达到设定的最大迭代值 $N_{\max}$, 则终止算法迭代, 否则更新源点云为 P'' , 迭代至满足条件得到变换矩阵和变换点云 P''' 。

(4) 计算 P''' 与 Q 融合率, 若大于等于设定的重合率阈值 c , 则输出精确定位矩阵, 否则返回步骤(1), 将对应点搜索距离减少 Δd , 再一次循环计算, 直至融合率大于等于阈值或达到最大循环次数。

2 点云处理

激光雷达测绘距离长、抗环境干扰能力强, 但数据计算量大, 影响系统实时性。因此, 本文将三维点云转换为二维点云计算里程计初值, 同时对三维点云进行地面点分割并提取竖直平面关键点, 将其与 BIM 点云配准校正累计误差, 以达到减少点云数量, 提高系统实时性的目的。

2.1 三维点云转换为二维点云

在保证精度的前提下, 为加快里程计帧间计算速度, 把 32 线三维激光点云转换为单线二维激光点云, 以转换

后二维激光点云结合轮式里程计的同步数据求解激光里程计的初始值。本文利用 ROS 系统的通讯机制和 pointcloud_to_laserscan 功能包,将三维雷达多条扫描线合成一条三维雷达扫描线,实现三维数据向二维数据的转换。根据雷达和移动机器人的安装位置,输入的三维点云数据以 X 轴正方向为前进方向, Z 轴正方向为重力反方向,根据右手坐标系准则确定 Y 轴正方向。根据雷达安装位置距离地面高度,选定 Z 轴方向有效范围内的激光雷达线合成二维雷达数据。

2.2 点云分割

三维点云数据去除地面点可有效降低点云数据量,提高特征点提取精度。针对室内场景点云地面点分割和竖直平面特征点提取,本文对滤波后点云进行法向量求解,并计算各点三维坐标在法向量方向的投影长度,以法向量阈值和投影长度阈值确定点云预分割区域内的点为分割样本,减少随机采样一致性迭代次数,提高点云处理速度。

1) 点云预分割

三维空间下某一平面和其平行平面上的点法向量相同。可用与坐标轴单位向量的夹角在一定阈值内的法向量表征平行平面上的点。因此,求解点法向量与坐标轴单位向量的夹角可分割出与坐标轴向量垂直或平行的平面点集。

考虑到移动机器人雷达安装位置和室内场景扫描作业过程,设 Z 轴单位向量为 $\mathbf{k} = (0, 0, 1)$,则在雷达点云帧中法向量 $\mathbf{n}$ 平行于 $\mathbf{k}$ 的平面,如地面中所有采样点,法向量恒平行于 $\mathbf{k}$,其与 $\mathbf{k}$ 的夹角记为 θ :

$$\theta = \arccos\left(\frac{\mathbf{n} \cdot \mathbf{k}}{|\mathbf{n}| |\mathbf{k}|}\right) \quad (8)$$

理论上,同一个平面内所有点指向雷达坐标原点的向量在其法向量上的投影长度一致,即为该平面到原点的距离长度。因此,求解点投影长度可分割出同一投影长度的特定平面点集。如图 2 所示,对于平面 P 上任意点 q 来说,向量 $\mathbf{Oq}$ 在点 q 法向量上的投影长度 l 恒等于雷达坐标原点 O 到平面 P 的距离 $\mathbf{OO}'$,可表示为:

$$l = \left| \frac{\mathbf{n} \cdot \mathbf{Oq}}{|\mathbf{n}|} \right| \quad (9)$$

定义向量夹角阈值和投影长度阈值,可在整个点云中利用式(8)和(9)初步确定待分割点集。

2) 分割模型判别准则

分割点云平面 γ ,设在平面 γ 上的点满足平面模型参数方程:

$$Ax + By + Cz = D \quad (10)$$

式中: (x, y, z) 为采样点的空间坐标, (A, B, C) 为 γ 法向量且有 $A^2 + B^2 + C^2 = 1$, D 为原点到 γ 的距离。

对点云平面的分割即为对平面参数的求解。在建立

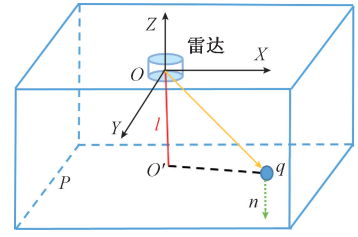


图2 点云投影

Fig.2 Point cloud projection

平面参数模型后,设计判别准则。设定平面分割的评定依据为点集中点 $p_i(x, y, z)$ 到平面模型的距离:

$$d(p_i) = |Ax + By + Cz - D| \quad (11)$$

式中: $d(p_i)$ 表示点 p_i 到平面 γ 的距离。

由于激光雷达点云无序且分布不均,平面 γ 上的点并不都处于理论平面上。另外,平面模型是具有一定厚度的拟合平面,计算时根据雷达安装误差设定点到拟合平面的距离阈值为 τ ,若点到拟合平面的距离 d 小于阈值 τ 视为局内点,反之视为局外点。

3) 地面点分割和竖直平面特征点提取

对于地面点分割,根据雷达安装位置,确定地面与点云帧原点坐标 O 的距离 l_0 ,允许误差阈值为 Δl ,地面点法向量与 Z 轴单位向量夹角误差阈值为 $\Delta\theta$ 。分割算法过程如下:

(1) 点云 P 经滤波去除杂点得到点云 P' 。

(2) $k-d$ 树邻域搜索计算 P' 中采样点的法向量 $\mathbf{n}$ 。

(3) 根据投影长度 l 和向量间夹角 θ 设定的阈值,对 P' 初步预分割得到点云 P'' 。

(4) 利用 RANSAC(random sample consensus) 平面模型分割点云 P'' ,得到地面点点集 P_g 。 P' 中除 P_g 外剩余点集用 P_r 表示。

提取竖直平面关键点。假定点云中竖直平面关键点为 p_s ,所求法向量为 $\mathbf{n}_s$ 。设 X 轴单位向量为 $\mathbf{i} = (1, 0, 0)$, Y 轴单位向量为 $\mathbf{j} = (0, 1, 0)$, $\mathbf{u}_1 = \mathbf{n}_s \times \mathbf{i}$, $\mathbf{u}_2 = \mathbf{n}_s \times \mathbf{j}$, 竖直平面关键点特征可用向量 $\mathbf{u}$ 表示:

$$\mathbf{u} = \begin{cases} \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_1 \neq 0 \\ \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_1 = 0 \end{cases} \quad (12)$$

根据雷达安装位置,向量 $\mathbf{u}$ 必平行于 Z 轴单位向量 $\mathbf{k}$ 。设向量 $\mathbf{u}$ 与 $\mathbf{k}$ 夹角误差阈值为 $\Delta\theta_1$,根据 $\Delta\theta_1$ 对 P_r 进行初步预分割,进而利用平面模型提取关键点。

在一帧点云数据中提取水平面点和竖直面点后,剩余点则为装饰点。

3 校正累计误差的激光里程计求解

3.1 轮式里程计和激光雷达的标定

对于两轮差速移动机器人,若轮式里程计坐标与机

机器人坐标相同,以激光雷达估计的位姿为基准,对里程计位姿变换进行优化,求解轮式里程计的轮距 l_w 和左右半径 r_L, r_R , 并计算激光与轮式里程计的位姿变化 $T(l_x, l_y, l_\theta)$ 。如图3所示,任取一组一般不均匀分布的时间序列 $t_1 < \dots < t_k < \dots < t_n$, 假设在第 k 个时间间隔,机器人的初始和最终姿态分别为 $q^k = q(t_k)$ 和 $q^{k+1} = q(t_{k+1})$, s^k 表示雷达在时间段 $t \in [t_k, t_{k+1}]$ 上的位移,则机器人运动可表示为:

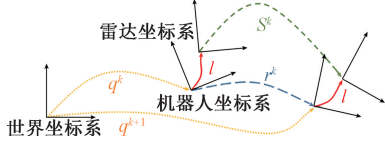


图3 帧间坐标系位移

Fig. 3 Inter-frame coordinate system displacement

$$s^k = \Theta(q^k \oplus l) \oplus (q^{k+1} \oplus l) \quad (13)$$

式中: q^k 为机器人 k 时刻相对于世界坐标系的姿态, l 为激光雷达相对于机器人的姿态, $\oplus$ 和 Θ 为李群算子符号,且:

$$\begin{aligned} \oplus &\Leftrightarrow \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ a_\theta \end{pmatrix} \oplus \begin{pmatrix} b_x \\ b_y \\ b_\theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_x + b_x \cos(a_\theta) - b_y \sin(a_\theta) \\ a_y + b_x \sin(a_\theta) + b_y \cos(a_\theta) \\ a_\theta + b_\theta \end{pmatrix}, \\ \Theta &\Leftrightarrow \Theta \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ a_\theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -a_x \cos(a_\theta) - a_y \sin(a_\theta) \\ a_x \sin(a_\theta) - a_y \cos(a_\theta) \\ -a_\theta \end{pmatrix} \end{aligned}$$

令 $r^k = \Theta q^k \oplus q^{k+1}$ 表示机器人在此时间段内的位移,则雷达的位移 s^k 可改写为:

$$s^k = \Theta l \oplus r^k \oplus l \quad (14)$$

对激光雷达和里程计标定,根据激光雷达帧间匹配方法得到 s^k 的估计值 $\hat{s}k$, 标定问题转换为:在时间 $t \in [t_k, t_{k+1}]$ 内给定机器人两轮转速 $\omega_L(t), \omega_R(t)$ 以及在时间序列 $t_1 < \dots < t_k < \dots < t_n$ 上激光雷达观测估计值 $\hat{s}k$, 即可为 $l_w, r_L, r_R, l_x, l_y, l_\theta$ 求解最大似然估计值。

本文通过时间戳将激光点云与轮式里程计数据对齐,控制机器人使其原地旋转标定出左右轮距、直行标定出两轮半径,综合机器人运动标定激光雷达和轮式里程计的外部参数,标定精度为毫米级别。

3.2 运动求解

不同于传统 ICP, 点到线迭代最近点 (point-to-line ICP, PLICP) 采用点到线的距离作为配准的评判标准,如图4所示。将两帧点云配准求解过程视为两个映射关系的迭代应用:匹配函数用 M 表示,将第 k 帧点云变换姿态 q_k 映射到一组点到线段的对应关系 C_k 上,记为 $q_k \xrightarrow{M} C_k$; 求解函数用 S 表示,用于最小化对应关系的

误差项,进而求解点云第 $k+1$ 帧变换姿态 q_{k+1} , 记为 $C_k \xrightarrow{S} q_{k+1}$ 。由于 C_k 和 q_k 是相互决定的,因此,将先进进行 S 再进行 M 的映射关系记为 $M \circ S$, 连续帧间求解可表示为:

$$q_0 \xrightarrow{M} C_0 \xrightarrow{M \circ S} C_1 \xrightarrow{M \circ S} C_2 \longrightarrow \dots \quad (15)$$

两帧点云关系记为 $C_{k+1} = [M \circ S](C_k)$, 那么存在一个有限的数 n , 对于 $\delta \geq 1$, 有对应关系: $C_n = [M \circ S]^\delta(C_n)$ 。这组稳定的对应关系对应于一个同样稳定的点 $q_{n+1} = S(C_n)$, 即: $q_{n+1} = [S \circ M]^\delta(q_{n+1})$, 因此, PLICP 算法会在有限的步骤内收敛。

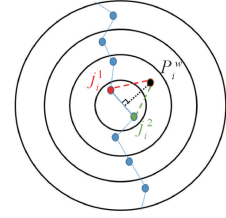


图4 点到线标准

Fig. 4 Point-to-line standard

令索引 i 表示 t 时刻第2帧点云 y_t 中的点, 索引 j 表示 $t-1$ 时刻第1帧点云 y_{t-1} 中的点, k 表示算法的迭代次数, 对两帧点云数据 y_{t-1}, y_t 进行帧间求解。设定最大迭代次数 $N_{\max}$ 和目标函数误差阈值 ζ 。

计算过程如下:

1) 根据轮式里程计确定预测值 $q_k = (t_k, \theta_k)$, 计算第2帧点云在第1帧点云坐标系中的坐标, 将第2帧原始点 p_i 转换为 p_i^w , 即:

$$p_i^w \triangleq p_i \otimes q_k = R(\theta_k) p_i + t_k \quad (16)$$

式中: p_i^w 为第2帧原始点转换后的点, $\otimes$ 为点的坐标变换操作。

2) 对于每个变换后点 p_i^w , 在第1帧中找到两个最近点并标记索引为 j_1^i 和 j_2^i , k 次迭代中, 找到所有点到线对应关系, 记为 $C_k = \langle i, j_1^i, j_2^i \rangle$ 。

3) 构建误差方程使得每一个点 p_i^w 到线段 $j_1^i-j_2^i$ 的距离最短, 即:

$$J(q_{k+1}, C_k) = \sum_i (n_i^T [R(\theta_k) p_i + t_k - p_{j_1^i}])^2 \quad (17)$$

4) 式(17)将运动求解转化为非线性优化问题, 进而通过隐式最小二乘方法最小化该误差方程, 求解 $q_{k+1} = (t_{k+1}, \theta_{k+1})$, 并计算点到线距离均方误差:

$$dk + 1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (n_i^T [R(\theta_{k+1}) p_i + t_{k+1} - p_{j_1^i}])^2 \quad (18)$$

式中: N 为第2帧点云中有线段对应关系的数量。

5) 迭代计算直至达到最大次数 $N_{\max}$ 或函数误差小于阈值 ζ , 即 $d_{k+1} - d_k < \zeta$ 。

3.3 BIM 消除累计误差系统

如图 5 所示,系统经联合标定和初始定位完成初始

化。循环接收雷达点云数据,实现里程计运动的求解,并校正求解过程中产生的累计误差。

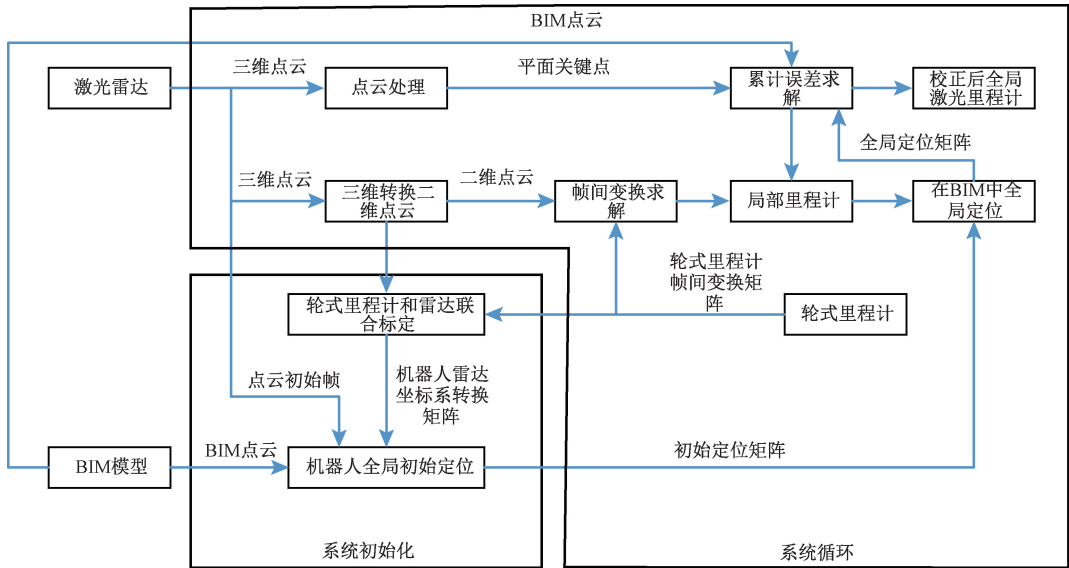


图 5 BIM 校正累计误差系统

Fig. 5 BIM correction cumulative error system

系统整体求解流程为:

1) 系统初始化阶段,求解点云初始帧在 BIM 中的初始全局定位矩阵 M_{L-B} ,将轮式里程计与激光雷达联合标定,求解机器人中心到雷达坐标系的转换矩阵 M_{R-L} ,得到移动机器人在 BIM 中的初始全局定位矩阵 $M_{R-B} = M_{R-L} \cdot M_{L-B} \odot$

2) 利用时间戳将雷达与轮式里程计数据对齐。

3) 前端里程计求解:

(1) 根据轮式里程计中当前帧数据与前一帧数据,结合机器人雷达定位矩阵 M_{R-L} ,估计两帧间运动 $\Delta x, \Delta y, \Delta \theta$,并转换为当前时间段内两帧点云预测转换矩阵 $M_{pre-two} \odot$

(2) 根据步骤 1) 中预测的两帧点云转换矩阵,估计当前帧点云在点云初始帧坐标系下的转换矩阵: $M_{pre-par-c} = M_{pre-two} \cdot M_{exa-par-old}$,其中, $M_{exa-par-old}$ 为前一帧点云在初始帧点云坐标下的精确转换矩阵。

(3) 对变换到初始帧坐标系下的当前帧和前一帧点云进行帧间运动求解,计算精确的两帧点云转换矩阵 $M_{exa-two}$,得到当前帧在初始帧坐标系下的精确转换矩阵: $M_{exa-par-c} = M_{exa-two} \cdot M_{exa-par-old} \odot$

(4) 循环步骤 1) ~ 3), 实时获取当前帧在雷达初始帧坐标下的前端里程计定位矩阵,并计算在 BIM 中的全局定位矩阵: $M_{exa-glo-c} = M_{L-B} \cdot M_{exa-par-c} \odot$

(5) 前端里程计求解的同时,将当前帧点云在全局定位矩阵 $M_{exa-glo-c}$ 下的关键点与 BIM 点云进行配准,求解

误差矩阵 M_e ,更改前端里程计精确转换矩阵为: $M_{exa-par-c} = M_e \cdot M_{exa-two} \cdot M_{exa-par-old} \odot$

4 实 验

拟从机器人初始定位、点云特征提取稳定性、点云地面点分割与关键点提取有效性、运动轨迹定位精度 4 个方面评价本文方法的有效性,搭建实验平台如图 6 所示。

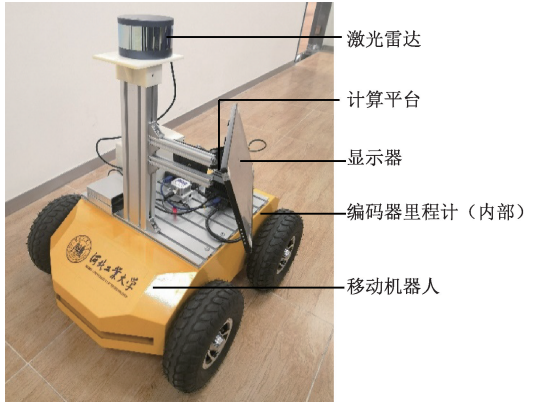


图 6 实验平台

Fig. 6 Experimental platform displacement

雷达采用北科天绘 R-Fans32 型 32 线三维激光雷达,输出频率为 10 Hz;移动底盘为基于 STM32 开发的四轮差速移动机器人,内部嵌有光电编码器里程计,输出频

率为 10 Hz;上位机计算平台为英伟达生产 Jeston AGX Xavier,系统 JetPack4. 2. 3 是基于 Ubuntu18. 04 的官方定制系统。采用 C++语言编写程序算法,通信机制为 ROS 分布式通信。

实验场景选用两个室内作业环境,场景一为空旷走廊,如图 7(a)所示,场景二为物体较多的办公室,如图 7(b)所示。



图 7 实验场景
Fig. 7 Experimental scenarios

4. 1 移动底盘在 BIM 中初始定位

由于累计误差校正时,需实时获取移动底盘在 BIM 中全局定位矩阵,所以需要对移动底盘进行初始定位。如图 8 所示,从 BIM 原始数据中获取特征点,进而对特征点插值得到 BIM 点云平面。

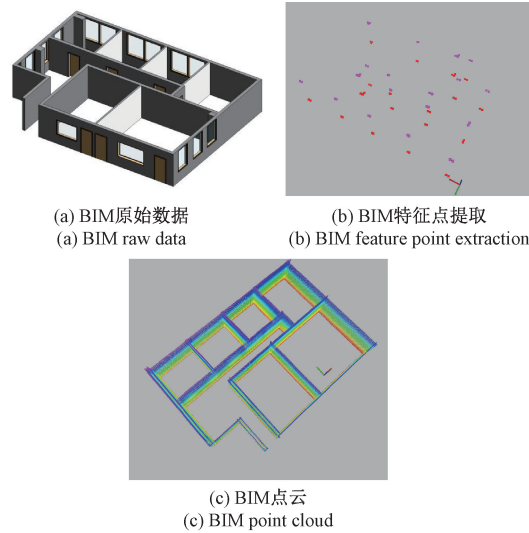


图 8 BIM 点云获取
Fig. 8 BIM point cloud acquisition

将激光雷达初始帧点云与 BIM 点云数据进行初始粗配准和后续精配准,可实现移动机器人在 BIM 中初始精准定位,图 9 为两场景中雷达初始帧在 BIM 中的初始定位。其中,灰度最大点为雷达初始帧点云,灰度最小点为 BIM 点云。本文以激光测距确定移动机器人在 BIM 坐标系下初始定位实测坐标,以定位输出坐标为初始定位坐标,计算两坐标间直线距离评估定位精度。如表 1

所示,场景 1 下粗配准定位误差为 0. 022 3 m,再经精配准后定位误差距离为 0. 001 2 m,场景 2 下粗配准定位误差为 0. 020 7 m,再经精配准后定位误差距离为 0. 001 5 m。因此,初始定位精度在 2 mm 之内。

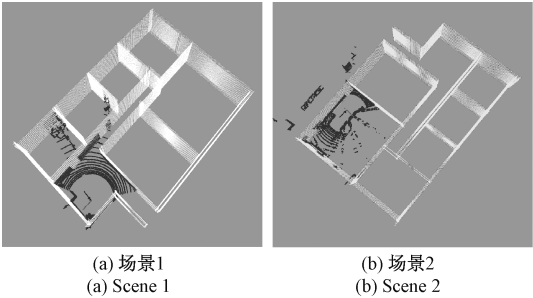


图 9 移动机器人初始定位
Fig. 9 The initial positioning of the mobile robot

表 1 初始定位误差
Table 1 Initial positioning error m

场景	实测坐标	配准方法	定位坐标	误差距离
场景 1	(1. 286 4,	粗配准	(1. 274 3, 8. 413 8)	0. 022 3
	8. 432 5)	粗+精	(1. 285 2, 8. 432 7)	0. 001 2
场景 2	(13. 468 9,	粗配准	(13. 452 7, 10. 284 5)	0. 020 7
	10. 271 6)	粗+精	(13. 467 7, 10. 272 5)	0. 001 5

4. 2 点云转换的稳定性

本文使用 32 线激光雷达,每帧点云包含 2 000×32 个点,使用二维点云表达三维点云平面特征,在不降低整体精度的前提下提高点云帧间求解效率。对两个实验场景连续三帧三维点云转换得到的二维点云数据,如图 10 所示,其中,灰度最小点为转换后的二维点云,灰度最大点为雷达一帧的三维点云。

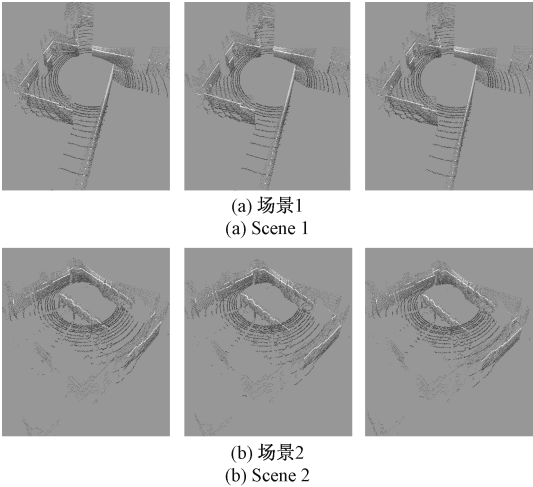


图 10 三维点云转换二维点云
Fig. 10 3D point cloud conversion to 2D point cloud

从图 10 所示两个场景连续三帧二维点云数据可知,点云帧间运动求解过程依赖于三维点云精准的转换,转换得到的二维点云连续帧特征点之间的共性对本文方法起着关键作用。本文转换方法可较好保留三维点云的平面特征,能够代替三维雷达点云计算帧间运动变换矩阵。

4.3 地面点分割和关键点提取

针对室内环境,分割地面点并提取竖直特征平面点,提高配准速度和精度。图 11 为两个场景提取的地面点,其中,弧线点为提取的地面点。在剩余点云中提取竖直关键点,如图 12 所示,其中灰度最大点为竖直平面面关键点。

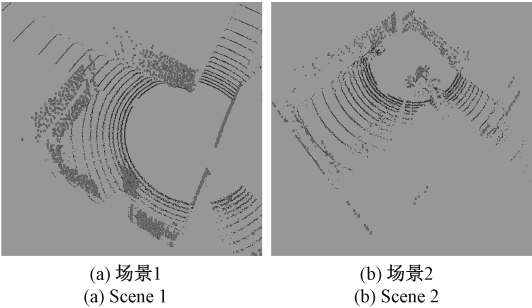


图 11 地面提取点
Fig. 11 Ground point extraction

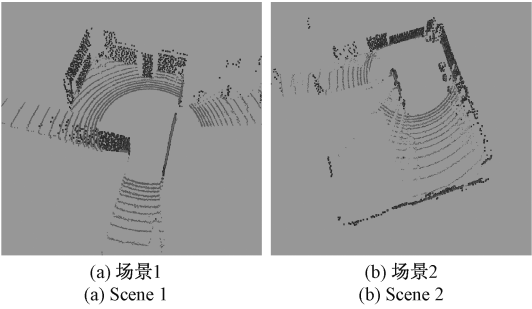


图 12 竖直面点提取
Fig. 12 Vertical surface point extraction

由图 11 可明显看出,本文提取地面点的方法通过求解预分割区域,环境中地面点被有效分割。

由图 12 可知,由于室内环境内平面较多,特征点提取有效提取了环境中竖直平面的特征点,较好地表述了环境。

4.4 定位精度的准确性分析

分别从场景 1 中选取 963 帧数据,从场景 2 中选取

1 209 帧数据,做为 BIM 校正累计误差的里程计求解数据,与同时间段内的 LOAM 激光里程计数据和轮式里程计数据进行对比实验。在实验中,移动机器人分别以逆时针和顺时针方式在两个场景中运行两圈,记录三种里程计中的移动轨迹,如图 13 所示。其中,选取机器人行进过程中两点及终点为观测点计算里程计定位误差。里程计数据以移动机器人初始位置为坐标原点,激光测距测量观测点机器人的实测坐标数据,计算里程计每两帧距离数据进行累加,得到移动机器人运动路程,求解里程计定位坐标和实测坐标之间的差值,以其占路程比值作为里程计的误差标准,如表 2 所示。

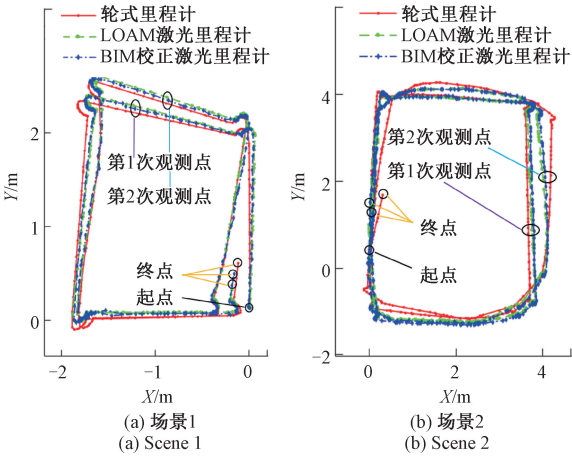


图 13 运动轨迹对比
Fig. 13 Comparison of motion trajectories

由图 13 可知,3 种里程计在起始时间段内轨迹较为贴合,但由于累计误差和轮子转弯飘移的原因,LOAM 激光里程计和轮式里程计随着运动路程的增加分别出现了位姿估计不准确和飘移量过大造成的偏离实际位置的情况。而本文方法结合 BIM 数据估计并消除累计误差,一定程度上避免了因数据增加而带来的误差累计的影响,从而可以较为准确的表征机器人的移动轨迹。由表 2 3 次数据可知,在相同数据样本的情况下,空旷走廊场景 1 下本文方法偏移量占比在 0.09% 内。而在室内障碍物较多的会议室内场景 2 下,本文方法偏移量占比在 0.08% 内,误差低于 LOAM 激光里程计算法,说明在室内空旷和障碍物较多场景内,本文方法相较于 LOAM 算法和轮式里程计均有着更强的鲁棒性。

表 2 定位误差
Table 2 Positioning error

观测次数	场景	路程/m	实测坐标/m	方法	定位坐标/m	偏移量/m	占比/%
第 1 次	场景 1	4. 587	(−1. 081,2. 229)	轮式里程计	(−1. 08,2. 216)	0. 013 0	0. 280 0
				LOAM	(−1. 079,2. 234)	0. 005 4	0. 117 4
				本文方法	(−1. 083,2. 227)	0. 003 6	0. 078 6
	场景 2	11. 843	(3. 773,1. 474)	轮式里程计	(3. 733,1. 422)	0. 065 6	0. 553 9
				LOAM	(3. 742,1. 476)	0. 310 6	0. 262 3
				本文方法	(3. 768,1. 468)	0. 007 8	0. 066 0
第 2 次	场景 1	12. 513	(−0. 852,2. 341)	轮式里程计	(−0. 892 9,2. 289)	0. 061 5	0. 528 7
				LOAM	(−0. 874 1,2. 373)	0. 038 9	0. 310 7
				本文方法	(−0. 859,2. 347)	0. 009 2	0. 073 7
	场景 2	26. 152	(4. 062,1. 894)	轮式里程计	(4. 274,1. 77)	0. 245 6	0. 939 1
				LOAM	(4. 025,1. 813)	0. 089 1	0. 340 5
				本文方法	(4. 067,1. 877)	0. 017 7	0. 067 75
终点	场景 1	18. 376	(−0. 146,0. 507 2)	轮式里程计	(−0. 113 8,0. 618 1)	0. 115 5	0. 628 5
				LOAM	(−0. 168 4,0. 450 2)	0. 061 2	0. 333 3
				本文方法	(−0. 158 0,0. 496 8)	0. 015 9	0. 086 4
	场景 2	38. 316	(0. 114 6,1. 247)	轮式里程计	(0. 322 3,1. 690)	0. 489 3	1. 277 0
				LOAM	(0. 058 44,1. 429)	0. 190 5	0. 497 2
				本文方法	(0. 093 18,1. 268)	0. 030 0	0. 078 3

5 结 论

本文探索了建筑机器人室内作业时基于 BIM 消除累计误差的激光里程计求解方法。将移动机器人初始帧与 BIM 点云进行配准,得到高精度移动机器人初始定位;以保障精度为前提,将三维点云转换为二维点云,并以轮式里程计作为初值求解激光里程计,加快了帧间求解速度;将当前帧三维点云在全局位姿下的关键点与 BIM 点云配准,消除累计误差。经实验测定,本文方法在室内实验场景中定位误差偏移量控制在 0. 09% 内,极大抑制了累计误差,增强了系统的鲁棒性。但仍有许多待改进之处,如不适用于无 BIM 数据的室外场景,初始定位效率有待进一步提升。既为后续的三维建图提供了有力的支撑也带来了新的挑战。

参考文献

[1] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[J]. Machine Intelligence & Pattern Recognition, 1988, 5 (5): 435-461.

[2] KOHLBRECHER S, STRYK O V, MEYER J, et al. A

flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]. IEEE International Symposium on Safety Security and Rescue Robotics, Kyoto, Japan, 2011: 155-160.

[3] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.

[4] KONOLIGE K, GRISETTI G, KUMMERLE R, et al. Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping[C]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010: 22-29.

[5] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.

[6] SHAN T, ENGLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain [C]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Madrid, Spain, 2018: 4758-4765.

[7] KUHNER T, KUMMERLE J. Large-scale volumetric

- scene reconstruction using lidar [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Paris, France, 2020: 6261-6267.
- [8] CASTELLANOS J A, MONTIEL J, NEIRA J, et al. The SPmap: A probabilistic framework for simultaneous localization and map building[J]. Robotics & Automation IEEE Transactions on, 1999, 15(5): 948-952.
- [9] HUANG G P, MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. Analysis and improvement of the consistency of extended Kalman filter based SLAM[C]. 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Pasadena, CA, USA. IEEE, 2008: 473-479.
- [10] EUSTICE R M, SINGH H, LEONARD J J. Exactly sparse delayed-state filters [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, IEEE, 2006, 22(6): 1100-1114.
- [11] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. Fast SLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [J]. AAAI-2002, 2002:593-598.
- [12] THRUN S, MONTEMERLO M. The graph SLAM algorithm with applications to Large-scale mapping of urban structures [J]. International Journal of Robotics Research, 2006, 25(5-6): 403-429.
- [13] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Sweden, IEEE, 2016, Jun: 1271-1278.
- [14] DUBE R, DUGAS D, STUMM E, et al. SegMatch: Segment based place recognition in 3D point clouds[C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Singapore, IEEE, 2017: 5266-5272.
- [15] MIETTINEN R, PAAVOLA S. Beyond the BIM utopia: Approaches to the development and implementation of building information modeling [J]. Automation in Construction, 2014, 43: 84-91.
- [16] EASTMAN C, TEICHOLZ P, SACKS R, et al. BIM Handbook: A guide to building information modeling for owners, managers, designers, engineers, and contractors[M]. Wiley Publishing, 2011.

- [17] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, Kobe, Japan, 2009: 1848-1853.

作者简介



E-mail: ljiy@hebut.edu.cn

Liu Jinyue received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hebei University of Technology in 2000 and 2005, and received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2008. He is currently a professor at Hebei University of Technology. His main research interests include robot environment perception, intelligent inspection and control.



Chen Xiaowei received his B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2018. He is currently a master student at Hebei University of Technology. His main research interests include multi-sensor information fusion mobile robot location mapping and point cloud segmentation.



E-mail: 2010081@hebut.edu.cn

Jia Xiaohui (Corresponding author) received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hebei University of Technology in 2000 and 2003, and received her Ph. D. degree from Tianjin University in 2010. She is currently an associate professor at Hebei University of Technology. Her research interests include tactile perception, gait recognition, mechanism design and dynamic of compliant precision positioning system.

刘今越, 分别在 2000 年和 2005 年于河北工业大学获得学士学位和硕士学位, 2008 年于天津大学获得博士学位, 现为河北工业大学教授, 博士生导师。主要研究方向为机器人环境感知, 智能检测与控制。

陈小伟, 2018 年于河北工业大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为多传感信息融合的移动机器人定位建图与点云分割。

E-mail: chenxiaowei_tf@139.com

贾晓辉(通信作者), 分别于 2000 年和 2003 年于河北工业大学获得学士学位和硕士学位, 2010 年于天津大学获得博士学位, 现为河北工业大学副教授, 主要研究方向为触觉感知、步态识别、柔性精密定位系统设计和机械系统动力学研究。