

基于改进图优化的移动机器人二维激光同步定位与建图算法

郝宇, 张亿, 黄磊*, 虞立斌, 袁宇辰

南京林业大学机械电子工程学院, 江苏 南京 210037

摘要 针对室内环境下传统的二维激光同步定位与建图(SLAM)图优化算法在定位与构建地图时点云特征提取不明显,前端精度不高容易导致误差累积,后端容易出现错误回环等问题,提出一种在复杂环境下基于改进图优化的二维激光SLAM算法。首先运用协方差分析法得到点云平面变化因子,自适应地提取局部邻域特征点;其次在前端利用惯性测量单元(IMU)预积分为扫描匹配提供初值;然后分析退化环境下利用扫描匹配方法得到的姿态协方差矩阵大小特征值的关系来确定机器人位姿,减小扫描匹配的定位误差;最后在回环检测部分使用两级滤波方法引入最大回环兼容子集法选择正确的闭环回路,并进行里程检查,消除SLAM中错误闭环产生的影响。使用差速轮式 automated guided vehicle (AGV)在实际场景进行验证,结果表明与Hector-SLAM和Cartographer算法相比,所提算法实现了高精度的前端位姿估计,在需要回环检测的大场景环境下精确找到了回环约束。与实际场景对比,相对误差仅有约0.21%。研究结果对于提高二维激光SLAM构建地图的精度具有一定的理论和工程意义。

关键词 激光同步定位与建图;图优化;前端匹配;IMU预积分;回环检测

中图分类号 TP242

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP240717

Mobile Robot 2D Laser Simultaneous Localization and Mapping Algorithm Based on Improved Graph Optimization

Hao Yu, Zhang Yi, Huang Lei*, Yu Libin, Yuan Yuchen

School of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China

Abstract Aiming at the problems that the traditional 2D laser simultaneous localization and mapping (SLAM) map optimization algorithm in indoor environments is not obvious in point cloud feature extraction when positioning and constructing maps, the front-end accuracy is not high and prone to error accumulation, and the back-end is prone to error loopbacks, we propose a 2D laser SLAM algorithm based on the improvement of the map optimization in complex environments. First, covariance analysis is applied to obtain the point cloud plane change factor to adaptively extract the local neighborhood feature points. Second, the inertial measurement unit (IMU) pre-integration is used in the front-end to provide the initial value for scanning matching. Then the relationship between the eigenvalues of the magnitude of the attitude covariance matrix obtained by scanning matching method is analyzed to determine the robot position in degraded environments and to reduce the problem of localization error of scanning matching. Finally, a two-stage filtering method is used in the loopback detection part to introduce the maximum loopback-compatible subset method to choose the correct closed-loop loop, and mileage checking is performed to eliminate the local neighborhood eigenpoints of SLAM. And the mileage check is performed to eliminate the effect generated by the wrong closed loop in SLAM. The results are validated in real scenarios using a differential wheeled automated guided vehicle (AGV), and show that the front-end pose estimation is highly accurate compared to Hector-SLAM and Cartographer algorithms, and the loop constraints are found accurately in large scenarios where loopback detection is required. The relative error is only about 0.21% compared with the real scene. The results of the study have certain theoretical and engineering significance for improving the accuracy of 2D laser SLAM map construction.

Key words laser simultaneous localization and mapping; graph optimization; front end matching; inertial measurement unit pre-integration; loop detection

收稿日期: 2024-02-21; 修回日期: 2024-04-16; 录用日期: 2024-05-07; 网络首发日期: 2024-05-16

基金项目: 2022江苏省产学研合作项目(BY2022713)、2023南京林业大学大学生创新创业训练计划项目

通信作者: huanglei@njfu.edu.cn

1 引言

目前移动机器人已经开始应用于社会各个领域。激光同步定位与建图(SLAM)技术是机器人自主导航的关键技术之一^[1-3],其可以在较差的光照条件下运行,配合其他用于估计机器人位置的传感器可以生成可靠且精度高的栅格地图,已经应用在无人驾驶汽车、服务机器人、automated guided vehicle (AGV) 等领域^[4-5]。SLAM技术通常分为两类:基于激光雷达的激光SLAM和基于相机的视觉SLAM。激光SLAM具有测距准确、室外环境建图稳定、不受光照影响等优点^[6]。基于激光的SLAM算法大体上可以分为两种不同的框架:一种是基于滤波的激光SLAM^[7],另一种是基于图优化的激光SLAM^[7]。基于图优化的激光SLAM算法运用非线性优化方法来求解机器人状态的全局最优估计,这种方法通过迭代优化,逐步修正先前估计的误差,从而有效减小累积误差,从而生成更为准确的地图。

图优化SLAM算法一般由数据预处理、扫描匹配、闭环检测、后端优化组成。在数据预处理方面,由于激光雷达在不同的扫描距离输出的点云密度不同,当障碍物较近时,采集的点云比较密集,导致扫描匹配的计算量较大,特征较为复杂,容易造成点云误匹配和匹配漂移等问题。Cartographer算法采用自适应体素滤波的方法在空间中创建固定大小的体素,将体素内所有的点化简为一个代表点从而减少点云数量,但会导致高密度区域重要几何特征消失。张文明等^[8]使用冯米塞斯分布进行边缘点提取,对非边缘点以点的法向量为基础赋予其距离权重进行阈值判断,从而提取特征点,在未增加点云复杂度且避免产生点云空洞的同时有效保留了点云特征。章紫辉等^[9]提出一种基于邻域点位置特征的点云数据精简方法,对目标点云进行有效的精简。针对现有图优化算法中点云扫描匹配时效率低、精度不高等问题,通过基于局部邻域平面特征变化因子的自适应特征点提取方法,提高点云配准时的准确性。

扫描匹配方法主要包括迭代最近点(ICP)^[10]和点

线ICP^[11]法。其主要的思想就是最小化两帧点云数据中点与点和点与线的欧氏距离,从而优化相对位姿并不断重复该过程直至收敛。然后,出现了N-ICP^[12]和IMLS-ICP^[13]等优化算法,通过计算点云中的法向量并将点云拟合成曲线实现了更加精准的匹配效果,但不同版本的ICP算法都需要处理大量数据,不适用于实时点云匹配^[14]。Biber等^[15]提出基于高斯分布的点云变化方法,将搜索空间的点云划分为分段不连续的似然场并将当前帧投影到似然场中进行点云匹配,这种匹配方法比较依赖环境,在局部搜索时容易陷入局部极值。Hector-SLAM将激光点与现有地图对齐,其累积误差较大。Olson^[16]提出相关扫描匹配的方法,将搜索空间划分为网格,并且枚举所有的网格获得最优位姿,解决了局部极值的问题,但是这种方法耗时较长,在需要实时建图时根本无法使用。针对现有扫描匹配算法容易陷入局部极值且无法适应退化环境造成的影响等问题,本文通过惯性测量单元(IMU)提供扫描匹配时的初值,并使用高斯牛顿方法进行精匹配,大大改善了陷入局部极值的问题,并利用扫描匹配时的位姿协方差矩阵分析退化环境,调整扫描匹配的位姿,提升退化环境下扫描匹配后位姿估计的稳定性。

在回环检测方面:Olson等^[17]提出多分辨率的闭环检测方法,将激光点云和多分辨率的地图进行匹配;Konolige等^[18]提出稀疏姿态调整(SPA)方法,该方法利用姿态图的稀疏性,使图优化方法的计算复杂度大幅降低;目前业界最常用的Cartographer算法^[19]采用低分辨率相关扫描匹配(CSM)方法进行粗匹配,采用分支定界加速的方法加速扫描匹配的速度,但在大规模场景下还是存在闭环错误等问题。针对Cartographer在退化环境下容易出现错误闭环等问题,本文在Cartographer回环检测方法的基础上采用两级滤波的方法,通过引入最大回环兼容子集法选择正确的闭环回路,并使用里程计检查错误的闭环。

2 算法流程

所提算法整体优化流程如图1所示,具体步骤如下:

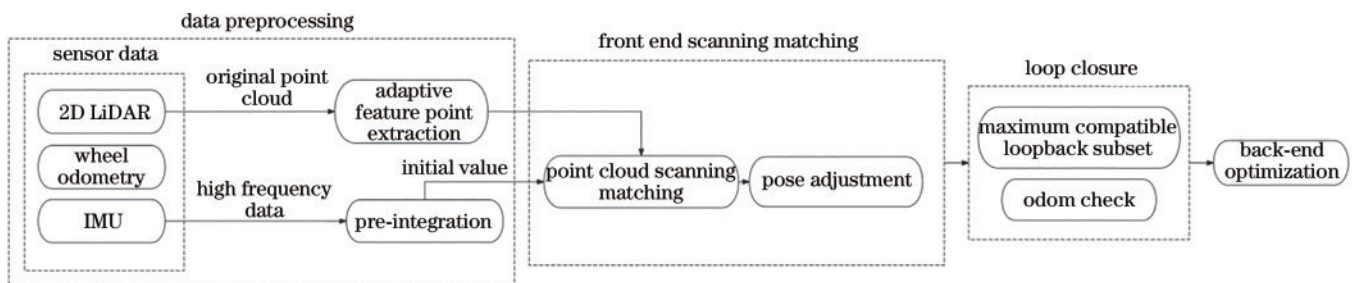


图1 SLAM优化算法流程与框架

Fig. 1 SLAM optimization algorithm process and framework

1) 特征点提取的优化与初始位姿估计:首先,采用基于协方差分析的方法从点云原始数据中自适应提取局部邻域的特征点。与传统的随机或体素滤波降采样相比,通过点云平面变化因子识别出更具代表性的特征点,从而提高后续匹配的准确性和效率,之后利用 IMU 数据的预积分技术为点云扫描匹配提供更为准确的初始位姿估计,提升位姿估计的初步精度。

2) 扫描匹配的位姿调整:利用点云扫描匹配得到的得分位姿和协方差矩阵,进一步分析退化环境下的协方差矩阵特征值,调整位姿估计。针对 SLAM 在退化环境例如长走廊中构建地图时出现累积误差导致地图弯曲等问题,提升算法在前端建图中的精确度。

3) 闭环检测的错误消除优化:最后,为了消除错误闭环回路对 SLAM 系统的影响,引入最大回环兼容子集法来选择正确的闭环回路,并进行里程检查以消除错误闭环的干扰,避免累积误差导致地图出现歧义。

3 具体改进方法

3.1 自适应特征点提取

在点云法向量和曲率的估计中常采用协方差分析 (PCA) 法^[20],记点云中的一点为 $p_i, p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{ik}$ 为 p_i 的邻域点,则 p_i 的邻域协方差矩阵可以表示为

$$C = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (p_{ij} - \bar{p}_i)(p_{ij} - \bar{p}_i)^T \quad (1)$$

式中: $\bar{p}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k p_{ij}$, 表示 k 个邻域点的质心。

为克服协方差分析法由于低通滤波特性在法向量或曲率在特征变化较大时估计不够准确的问题,引入距离权重函数:

$$C = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (p_{ij} - \bar{p}_i)(p_{ij} - \bar{p}_i)^T \exp\left(-\frac{\|p_{ij} - p_i\|^2}{r^2}\right) \quad (2)$$

式中: $\exp\left(-\frac{\|p_{ij} - p_i\|^2}{r^2}\right)$ 为权重函数,是随邻域点 p_{ij} 与 p_i 的距离增大逐渐递减的函数; r 为 p_i 邻域的半径。如图 2 所示,法向量 e_i 为 p_i 处 λ_1 对应的特征向量。

根据式(2)中的协方差矩阵可以求得特征值 λ_1, λ_2 ,若 $\lambda_1 < \lambda_2$,则 λ_1 对应的特征向量为点 p_i 的法向量 e_i ,

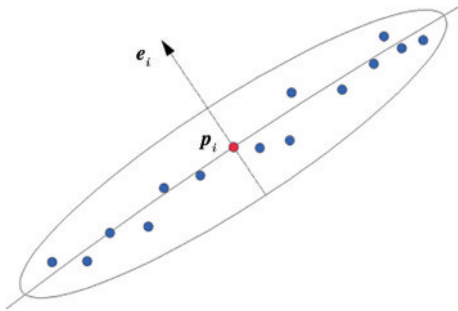


图 2 局部邻域内 p_i 点的特征向量

Fig. 2 Feature vector of point p_i within a local neighborhood

p_i 的邻域特征变化因子 $\sigma(p_i)$ 可表示为

$$\sigma(p_i) = \frac{2\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (3)$$

鉴于局部邻域平面变化的描述,挑选那些在局部邻域内表现出较大变化的点作为特征点。按照这一定义,通过适当的阈值 ϵ_i 来保留那些满足 $\sigma(p_i) > \epsilon_i$ 条件的特征点。

为确保经过提取的数据经过过滤后保留足够的特征,引入一种自适应局部平面变化因子的特征点提取方法。针对局部特征变化较大的区域 [$\sigma(p_i)$ 较大],则通过式(4)得到较大的 ϵ_i 值;对于局部特征平坦的区域 [$\sigma(p_i)$ 较小],则得到较小的 ϵ_i 值。阈值利用局部邻域的平均变化情况来判断采样点是否为特征点,点云中每个点邻域特征变化因子不同,阈值随邻域变化因子一直发生变化,采样点 p_i 处的阈值 ϵ_i 为

$$\epsilon_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sigma(p_{ij}) \quad (4)$$

当 $\sigma(p_i) > \epsilon_i$ 时,则认定该点为特征点。

3.2 IMU 预积分

IMU 每个时刻对自身加速度 a_i 和角速度 w_i 测量的模型为

$$a_i = R_t^{Bw} a_i^B + b_a^w + \eta_a \quad (5)$$

$$\omega_t^\Lambda = \omega_t + b_\omega^w + \eta_\omega^w \quad (6)$$

式中: w_i 表示 t 时刻机器人角速度后验估计; a_i 表示 t 时刻机器人加速度的后验估计; w_i 表示 t 时刻机器人角速度的先验估计; b_ω^w, b_a^w 表示重力和加速度方向的零偏; R_t^{Bw} 表示世界坐标系 w 到机器人坐标系 B 的旋转矩阵; η_ω^w, η_a 代表噪声。由于 IMU 数据频率比激光雷达数据频率高,所以在激光雷达单帧数据之内进行 IMU 预积分处理。

位姿、速度、旋转的预积分量分别为

$$\alpha_{B_{k+1}}^{B_k} = \iint_{t_k}^{t_{k+1}} R_t^{B_k} (a_i - b_{a_i} - n_a) d^2 t \quad (7)$$

$$\beta_{B_{k+1}}^{B_k} = \int_{t_k}^{t_{k+1}} R_t^{B_k} (a - b_{a_i} - n_a) dt \quad (8)$$

$$\gamma_{k+1}^k = \int_{t_k}^{t_{k+1}} q_t^k \otimes \left[\omega_i^\Lambda \times \Delta t / 2 \right] dt \quad (9)$$

由于 IMU 的频率较高,所有时刻 IMU 的零偏优化计算量过大,所以假设在短时间内 IMU 零偏不变。此时,位姿 p 、速度 v 、旋转 q 分别为

$$p_{k+1} = p_k + v_k + \overline{a_k} \times \Delta t^2 / 2 \quad (10)$$

$$v_{k+1} = v_k + \overline{a_k} \times \Delta t \quad (11)$$

$$q_{k+1} = q_k \otimes \left[\frac{1}{\omega_k \times \Delta t / 2} \right] \quad (12)$$

$$\begin{cases} \overline{a_k} = [q_k (a_k - b_{a_k}) + q_{k+1} (a_{k+1} - b_{a_{k+1}}) - 2g] / 2 \\ \overline{\omega_k} = (\omega_k + \omega_{k+1} - 2 \times b_{\omega_k}) / 2 \end{cases} \quad (13)$$

3.3 前端扫描匹配

首先使用 IMU 预积分获得两个关键帧的相对位

姿。使用预积分得到的相对位姿不会受到局部极值的影响,但是会受到网格分辨率的影响,获得的相对位姿为次优解,以 IMU 预积分得到的先验位姿作为基础采用高斯牛顿方法进行扫描匹配进一步优化相对位姿。利用前几个点云关键帧构建似然场,并将当前帧的姿态投影到似然场中。其中,从子图的第一帧插入之后,将每帧点云与子图坐标系位姿进行比较,每帧的点云记为 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_k\}_{k=1, \dots, K}, \mathbf{p}_k \in \mathbf{R}^2$, 则转换到世界坐标系下机器人的坐标 $\mathbf{w}_i(x)$ 为

$$\mathbf{w}_i(x) = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos \xi_\theta & -\sin \xi_\theta \\ \sin \xi_\theta & \cos \xi_\theta \end{bmatrix}}_{\mathbf{K}_\xi} \mathbf{p}_k + \underbrace{\begin{bmatrix} \xi_x \\ \xi_y \end{bmatrix}}_{\mathbf{t}_\xi} \quad (14)$$

式中: \mathbf{K}_ξ 为坐标变换的旋转矩阵; \mathbf{t}_ξ 为坐标变换的纵横坐标变换矩阵。在得到投影到似然场后的坐标之后,通过每个点在击中栅格后被占用的概率值,采用开源的数学优化库 Ceres Solver 来计算点云在子图中的位姿,将位姿的求解转换成非线性最小二乘问题,使点云在插入子图时对应的概率值之和最大,得到扫描匹配认为的最佳位姿变换。扫描匹配时似然场地图如图 3 所示,当前点云帧击中的对应似然场得分函数 $s(x)$ 可以表示为

$$s(x) = \sum_{k=1}^k M_{\text{smooth}}(\mathbf{T}_\xi \cdot \mathbf{p}_k) \quad (15)$$

扫描匹配得到的目标函数可以表示为

$$\mathbf{X}^* = \arg \min_{\xi} \sum_{k=1}^k [1 - M_{\text{smooth}}(\mathbf{T}_\xi \cdot \mathbf{p}_k)]^2 \quad (16)$$

式中: \mathbf{T}_ξ 表示点云坐标到对应子图坐标系的位姿变换; M_{smooth} 采用的是双三次插值函数。

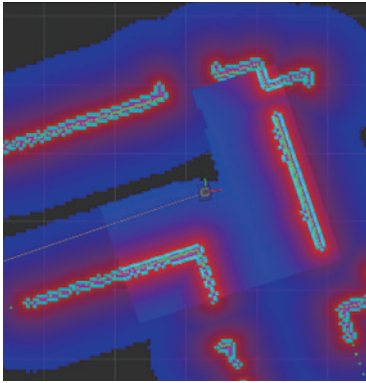


图 3 扫描匹配时的似然场地图

Fig. 3 Likelihood field map during scan matching

在结构化场景下,扫描匹配可以得到良好的点云匹配效果,但是在退化环境例如长走廊环境下,容易造成误匹配。为解决这一问题,利用扫描匹配得到位姿协方差矩阵 Σ 来分析环境退化的程度:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{cov}(x, x) & \text{cov}(x, y) \\ \text{cov}(y, x) & \text{cov}(y, y) \end{bmatrix} \quad (17)$$

为了测试不同环境下扫描匹配算法的表现,使用

Cartographer 分别在结构化环境和退化环境下进行扫描匹配,观察机器人位姿协方差矩阵的特征向量。在如图 4(a)所示的长走廊环境中,当机器人移动时激光雷达观测到的数据基本不受姿态变化影响,即得分基本不受姿态变化影响。因此,机器人姿态沿着走廊不受约束,且大特征值远远超过小特征值。然而,在如图 4(b)所示的结构化场景下,两个特征值大小之间的差异较小。

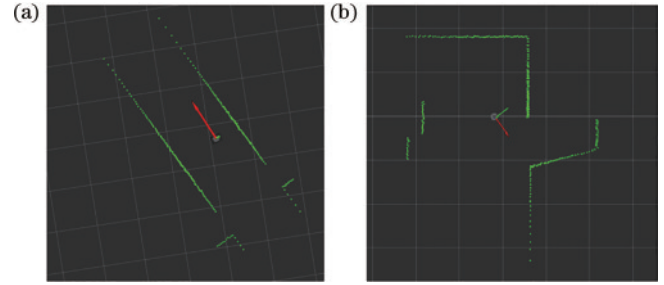


图 4 结构化环境和退化环境的点云与特征向量。

(a)退化环境;(b)结构化环境

Fig. 4 Point clouds and feature vectors in degraded and structured environments. (a) Degraded environment; (b) structured environment

利用大特征值与小特征值的比值来评估环境的退化程度。并且大特征值对应的特征向量为环境退化的方向,假设协方差矩阵的维数为 i ,退化特征值的数目为 j ($0 \leq i \leq j$), 则有以下矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{C}_d = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_i, 0, \dots, 0]^T \\ \mathbf{C}_n = [0, \dots, 0, \mathbf{v}_{i+1}, \dots, \mathbf{v}_j]^T \\ \mathbf{C}_f = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_{i+1}, \dots, \mathbf{v}_j]^T \end{cases} \quad (18)$$

式中: \mathbf{C}_d 包含位姿协方差矩阵的特征向量中与退化方向(即环境中的退化情况)相关的部分,它包含了协方差矩阵的前 i 个特征向量, i 是位姿协方差矩阵中的退化特征值的数量,表示协方差矩阵中的退化信息; \mathbf{C}_f 包含与非退化方向相关的部分,即与环境中的正常特征相关的部分,为协方差矩阵中第 $(i+1)$ 到第 j 个特征向量, j 是协方差矩阵的维度; \mathbf{C}_n 主要用于表示协方差矩阵中的非退化信息。

假设 \mathbf{X}_0 是测距位姿, \mathbf{X}_s 是扫描匹配位姿,那么最终位姿如式(19)所示:

$$\mathbf{X}_f = \mathbf{C}_d^{-1} \mathbf{C}_d \mathbf{X}_0 + \mathbf{C}_f^{-1} \mathbf{C}_n \mathbf{X}_s \quad (19)$$

3.4 回环检测

扫描匹配虽然可以大大提高 SLAM 前端的精度,但是随着轨迹的增加,还是会产生累积误差,回环检测能够检测机器人先前访问到的区域,计算当前帧与过去关键帧的相对位姿,在位姿图中加入闭环约束,达到消除累积误差的目的。在传统 Cartographer 算法中,回环检测主要依赖于激光点云信息,未充分利用其他传感器提高回环检测的准确性。因此,所提算法引入最大回环兼容子集方法并利用轮式里程计进行里程检

查,以正确选择闭环回路。

与直接形成约束不同,所提算法采用了一种延迟形成约束的策略,如图 5 所示。检测到闭环后,将闭环约束存储在缓冲区中,直到积累到足够数量的闭环约

束。然后,通过检查这些闭环约束,构建闭环子集,其中,两个闭环形成一个四边形。如果两个闭环都是正确的,那么沿着这个四边形的姿态积分结果应该接近于一个单位矩阵。

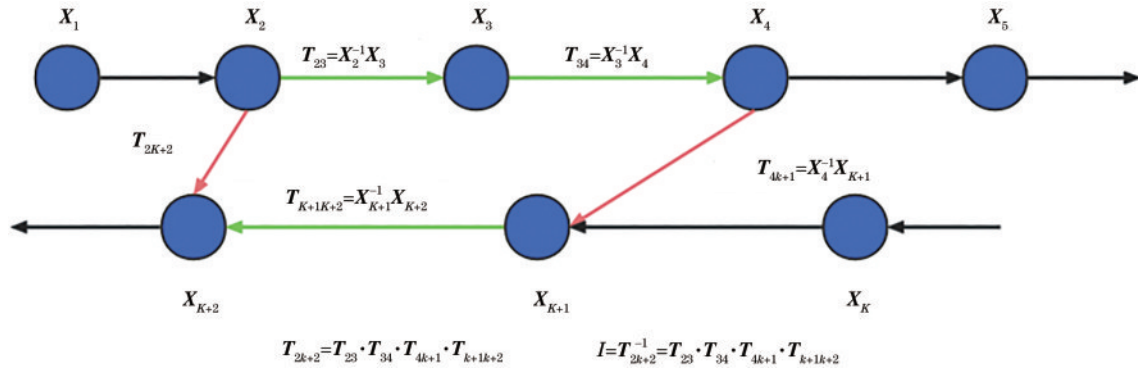


图 5 回环检测闭环约束

Fig. 5 Loop closure constraint in loop detection

为了解决噪声引起的问题,定义两个回环约束组成的闭环子集为相容的,即使由于噪声存在,闭环子集不能严格等于单位矩阵。只要小于式(20)设定的阈值 Δ ,就认为两个回环约束是相容的,形成一个回环兼容子集。

$$e_{ijkl} = \left| T_k^i \cdot (T_j^l \cdot T_i^j \cdot T_k^l)^{-1} \right|_{\mathbf{S}} \leq \Delta \quad (20)$$

正确的回环集合就是所有回环兼容子集的集合。每个回环兼容子集都在整个回环集合中,用二进制变量 S_i 来表示回环是否兼容。用 1 表示正确,0 表示不正确, \mathbf{S} 表示由所有二进制变量组成的向量。则正确的回环集合可以表示为以下约束优化问题:

$$\mathbf{S}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{S}=(0,1)^n} \|\mathbf{S}\|_0, \text{ s.t. } e_{u,v} S_u S_v \leq \Delta \quad (21)$$

完成最大回环兼容子集回环之后,使用里程计进行验证,进一步提高回环检测的鲁棒性。由于车轮里程计在短期时间内的位姿估计非常准确,姿态图中相邻节点之间的空间约束精度非常高,每次回环检测得到认为正确回环集合执行全局优化后将相邻节点之间的相对位姿与利用里程计计算得到的相对位姿进行比较,如果之间的差值小于设定阈值则认为回环正确,否则认为闭环错误,恢复执行优化之前的位姿状态。

4 实际实验及分析

使用配备了二维激光雷达、惯性测量单元、轮式里程计的差速 AGV 和 ROS 系统下的 Rviz 可视化平台对所提优化算法开展实际验证^[21-22]。实验场地为南京林业大学第九教学楼一楼和二楼。通过将真实环境地图的尺寸转换为以全局坐标系为基准的地图,进行了误差分析。第九教学楼在百度地图中的具体形状如图 6 所示,其平面图如图 7 所示。在第九教学楼平面图中选取走廊的关键距离作为验证地图精度标准。通过测

量,关键距离 a 约为 67.42 m,关键距离 b 约为 70.52 m,关键距离 c 约为 54.92 m,关键距离 d 约为 49.47 m。实验使用的软硬件设备如表 1 所示。

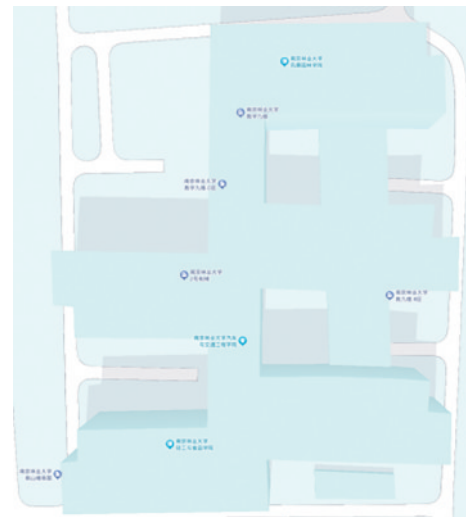


图 6 百度地图下的第九教学楼

Fig. 6 The ninth teaching building under Baidu Maps

图 8 为配备了惯性测量单元、激光雷达的四轮差速 AGV 移动机器人实物。

将所提算法与 Hector-SLAM、Cartographer 算法进行 SLAM 对比,分别验证所提算法在前端、闭环检测的地图构建精度和建图时间方面的性能。

4.1 实验设置

在 PC 端 Ubuntu 18.04 的 ROS 操作系统下远程连接 AGV 的 Nvidia Jetson Xavier 开发板后,调用 roslaunch bringup.launch 命令打开 AGV 底盘节点订阅激光雷达、IMU、轮式里程计数据命令话题,并调用 slam.launch 脚本启用 SLAM 算法发布移动机器人位姿及栅格地图信息,构建栅格地图,随后调用

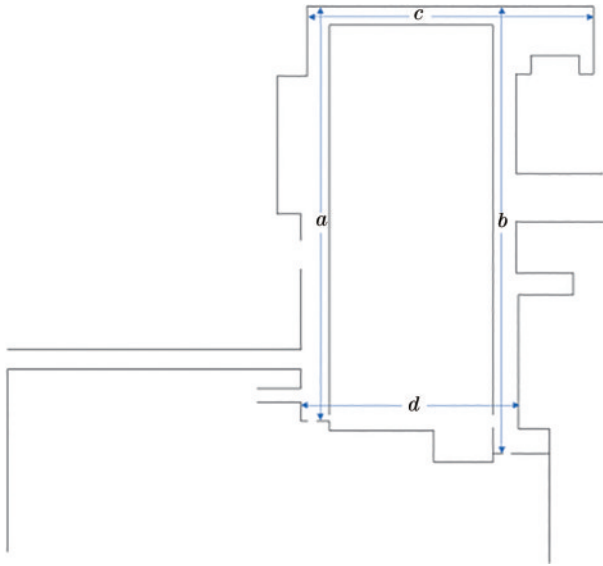


图 7 第九教学楼平面图

Fig. 7 The floor plan of the ninth teaching building

表 1 系统软硬件设备

Table 1 System software and hardware devices

Device	Name and model
Development board	Nvidia Jetson Xavier
LiDAR	LSLIDAR M10
AGV chassis	SCOUT2.0
IMU	CH104
Robot operating system	ROS melodic
Underlying operating system	Ubuntu 18.04

tracer_teleop_keyboard.launch 命令打开小车键盘控



图 8 AGV 实物图

Fig. 8 Physical diagram of AGV

制。设置 AGV 的最大线速度为 0.5 m/s,角速度为 0.3 rad/s。最后采用 Rviz 可视化工具观察地图,完成地图构建之后保存地图。

4.2 前端实验

为验证所提前端扫描匹配算法效果,在南林第九教学楼二楼的长走廊环境中,分别使用 Hector-SLAM 算法、Cartographer 算法和所提算法多次构建地图,所获得的地图如图 11 所示。前端扫描匹配算法验证实验不需要进行回环检测,只根据前端匹配算法的性能来评估构建地图的质量。AGV 的运动轨迹如图 9 所示。



图 9 前端实验 AGV 行走轨迹图。(a)Hector-SLAM 算法 AGV 行走轨迹;(b)Cartographer 算法 AGV 行走轨迹;(c)所提算法 AGV 行走轨迹

Fig. 9 Front-end experimental AGV motion trajectory diagrams. (a) AGV walking trajectory of Hector-SLAM algorithm; (b) AGV walking trajectory of Cartographer algorithm; (c) AGV walking trajectory of proposed algorithm

不同前端算法得到的第九教学楼地图如图 10 所示。从图 10(a)中可以看出,Hector-SLAM 算法沿着长走廊行走后构建的地图逐渐倾斜甚至变成弧形,图 10(b)为 Cartographer 算法所建地图,误差虽然明显缩小但地图还是出现了弧形弯曲,图 10(c)为所提算法所建地图,可以看到,随着机器人沿着长走廊行走,地图边缘还是基本保持一条直线。图 11 中选取地图上 10 个特征点按照与实际地标各段对比进行误差分析,其误差量化结果如表 2 所示。图 12 为长走廊环境下 3 种算法相对误差折线图

从图 12 可以看出:在长走廊环境中 Hector-

SLAM 算法在各段误差中相比 Cartographer 算法和所提算法都大;Cartographer 算法在各段比较接近实际值但在 DE 段的误差较大;所提算法在 FH 段尺寸的精度虽不如 Cartographer,但整体精度和鲁棒性相比 Hector-SLAM 和 Cartographer 有提升。

4.3 回环检测实验

选取第九教学楼一楼进行回环检测的建图测试,让 AGV 多次回到之前路过的环境。由于 Hector-SLAM 没有使用回环检测所以在回环检测实验阶段使用了 Cartographer 和所提算法进行建图测试,如图 13 所示。可以看出,图 13(a)中 Cartographer 算法建

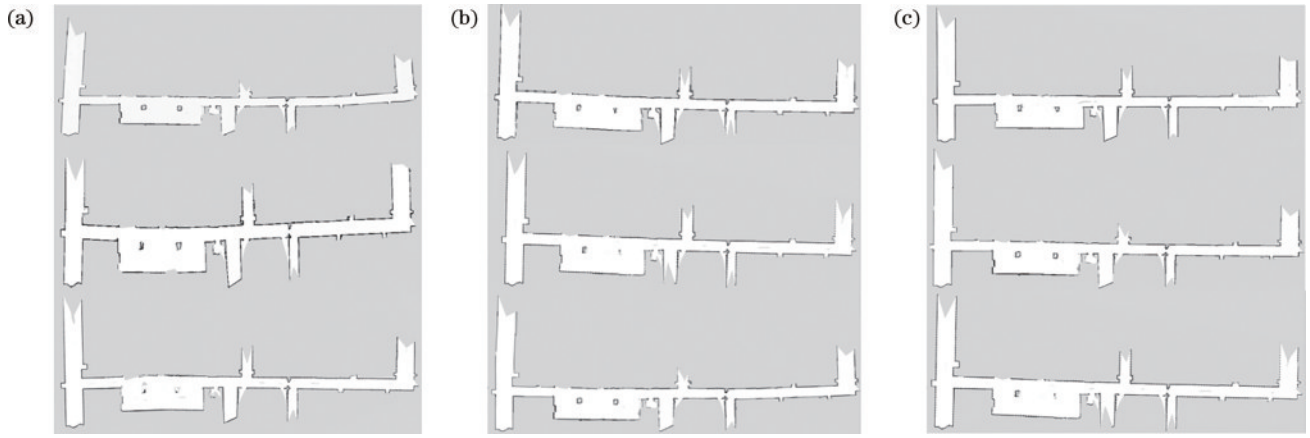


图 10 不同前端算法得到的第九教学楼地图。(a)Hector-SLAM算法生成的地图;(b)Cartographer算法生成的地图;(c)所提算法生成的地图

Fig. 10 Maps of the ninth teaching building obtained by different frontend algorithms. (a) Map generated by Hector-SLAM algorithm; (b) map generated by Cartographer algorithm; (c) map generated by proposed algorithm

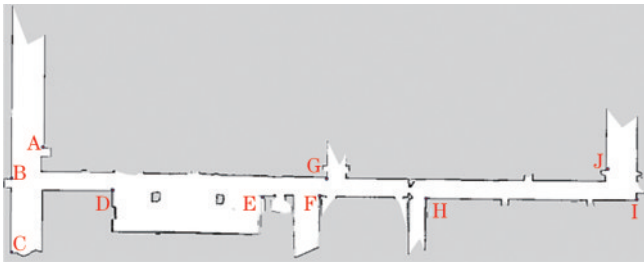


图 11 前端实验中长廊环境特征点选取

Fig. 11 Feature point selection for long corridor environments in front-end experiments

表 2 Hector-SLAM、Cartographer与所提算法在长廊环境下的误差分析

Table 2 Error analysis of Hector SLAM, Cartographer, and proposed algorithm in long corridor environments

Parameter	Hector-SLAM	Cartographer	Proposed algorithm
Max error /m	0.3620	0.1618	0.1252
Min error /m	0.0433	0.0275	0.0213
Mean square error /m ²	0.0617	0.0028	0.0017
Root mean square error /m	0.2483	0.0527	0.0423
Mean absolute error /m	0.1454	0.0744	0.0683

图得到的地图在红圈区域存在地图的一致性。原因是在构建回环时存在歧义,出现了错误的回环,导致回访前后整体地图不一致。而图 13(b)中所提算法的建图结果有效解决了这一问题,消除了不正确的回环约束,在回环过程中得到了一致性的地图。所以所提算法在回环检测阶段相比 Cartographer 改善了回环错误的问题。

从图 14 可以看到,用所提算法重建的第九教学楼一楼全局地图并没有出现地图不一致的情况,并且正确消除了累积误差产生的影响,成功在回到原来的区域后进行了全局优化,得到了位姿优化后完整的长方

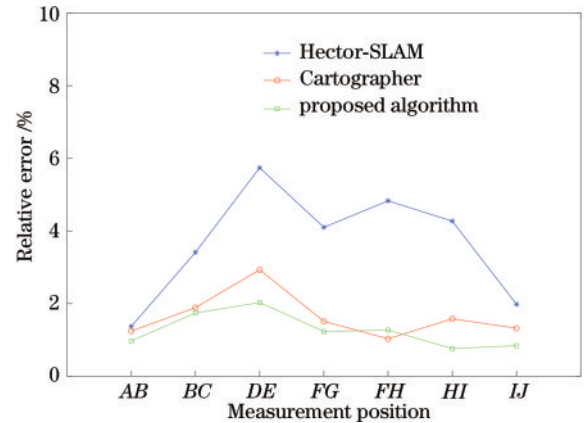


图 12 长廊环境下 3 种算法相对误差折线图

Fig. 12 Line plots of the relative errors of the three algorithms in a long corridor environment

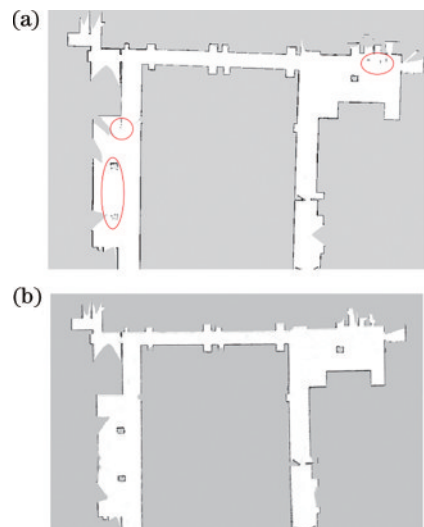


图 13 回环检测实验地图。(a)Cartographer算法生成的地图;(b)所提算法生成的地图

Fig. 13 Loop closure detection experiment maps. (a) Map generated by Cartographer algorithm; (b) map generated by proposed algorithm

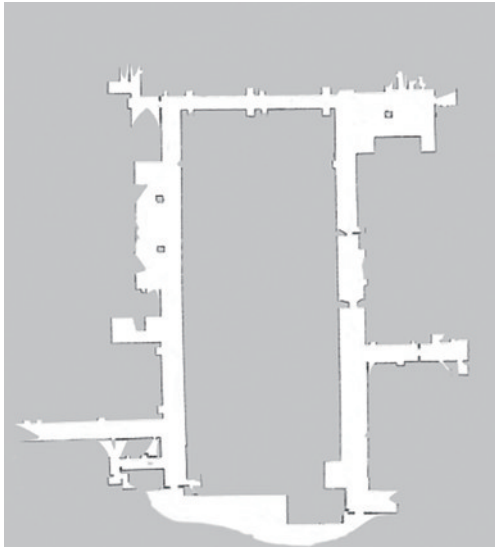


图 14 所提算法生成的第九教学楼全局地图

Fig. 14 The global map of the ninth teaching building generated by proposed algorithm

形教学楼地图。

4.4 系统性能分析

在完成地图构建后,通过 Rviz 软件中的测量功能多次测量获取地图关键距离的长度,并计算平均值作为 SLAM 建图的测量值。随后,计算地图的绝对误差和相对误差。实际测量值保留小数点后两位,而其他数据保留小数点后三位。具体的数据如表 3 所示。

从表 3 可以看出:Hector-SLAM 的建图平均相对误差为 0.43%,最大绝对误差约为 36.1 cm,最小绝对误差约为 13.4 cm;Cartographer 建图的平均相对误差约为 0.25%,最大绝对误差约为 20.8 cm,最小关键距离约为 9.2 cm;所提算法平均相对误差仅在 0.21% 左右,最大绝对误差仅有 17.4 cm 左右,比较 Hector-SLAM 减小了 18.7 cm,比较 Cartographer 减小了 3.4 cm,最小绝对误差约为 7.7 cm,相比 Hector-SLAM 算法减小了约 5.7 cm 相比 Cartographer 算法减小了约 1.5 cm,证明所提算法在建图精度上相比 Hector-SLAM 和 Cartographer 算法均有提升。

表 3 Hector-SLAM、Cartographer 与所提算法建图的关键距离误差对比

Table 3 The key distance error comparison between Hector-SLAM, Cartographer, and proposed algorithm

Algorithm	Distance	Actual measured value /m	SLAM Measurement value /m	Absolute error /m	Relative error /%
Hector-SLAM	<i>a</i>	67.42	67.775	0.355	0.527
	<i>b</i>	70.52	70.881	0.361	0.512
	<i>c</i>	54.92	55.141	0.221	0.402
	<i>d</i>	49.47	49.604	0.134	0.271
Cartographer	<i>a</i>	67.42	67.582	0.162	0.240
	<i>b</i>	70.52	70.728	0.208	0.295
	<i>c</i>	54.92	55.074	0.154	0.280
	<i>d</i>	49.47	49.562	0.092	0.186
Proposed algorithm	<i>a</i>	67.42	67.563	0.143	0.212
	<i>b</i>	70.52	70.694	0.174	0.247
	<i>c</i>	54.92	55.055	0.135	0.246
	<i>d</i>	49.47	49.547	0.077	0.156

5 结 论

对移动机器人二维激光 SLAM 图优化算法进行改进,先采用局部邻域平面特征变化因子的自适应特征点提取方法解决传统特征提取方法特征提取不明显的问题。接下来利用 IMU 预积分为扫描匹配提供初值,并通过利用扫描匹配时的位姿协方差矩阵调整估计位姿,解决了前端建图精度不高,容易产生误匹配的问题。最后,在后端采用最大回环兼容子集和里程检查的两级滤波回环方法有效地减少了错误回环。实验结果表明,所提算法在前端建图的误差较小,在后端成功减少了错误回环对构建地图产生的影响,全局地图误差仅约为 0.21%,与主流二维激光 SLAM 算法 Hector-SLAM 和 Cartographer 相比建图精度有所提高。

参 考 文 献

- [1] 于宁波,王石荣,徐昌.一种基于 RGB-D 的移动机器人未知室内环境自主探索与地图构建方法[J]. 机器人, 2017, 39(6): 860-871.
Yu N B, Wang S R, Xu C. RGB-D based autonomous exploration and mapping of a mobile robot in unknown indoor environment[J]. Robot, 2017, 39(6): 860-871.
- [2] Misir O. Dynamic local path planning method based on neutrosophic set theory for a mobile robot[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2023, 45(3): 127.
- [3] 崔嵩鹤,姜树海,耿志斌.人工林立木整枝作业机械研究进展[J].世界林业研究, 2019, 32(5): 47-51.
Cui S H, Jiang S H, Geng Z B. Research progress in tree pruning machinery for plantation[J]. World Forestry Research, 2019, 32(5): 47-51.

- [4] 郭伟斌, 陈勇. 基于模糊控制的除草机器人自主导航[J]. 机器人, 2010, 32(2): 204-209.
Guo W B, Chen Y. Fuzzy control based autonomous navigation for a weeding robot[J]. Robot, 2010, 32(2): 204-209.
- [5] Wu B, Chi X N, Zhao C C, et al. Dynamic path planning for forklift AGV based on smoothing A* and improved DWA hybrid algorithm[J]. Sensors, 2022, 22(18): 7079.
- [6] 刘文瀚, 孙凌宇, 李庆翔, 等. 视觉和激光雷达里程计紧耦合的 SLAM 算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(14): 1428006.
Liu W H, Sun L Y, Li Q X, et al. SLAM algorithm with tight coupling of vision and LiDAR odometer[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(14): 1428006.
- [7] 田野, 陈宏巍, 王法胜, 等. 室内移动机器人的 SLAM 算法综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(9): 223-234.
Tian Y, Chen H W, Wang F S, et al. Overview of SLAM algorithms for mobile robots[J]. Computer Science, 2021, 48(9): 223-234.
- [8] 张文明, 吴旭, 高雅昆, 等. 一种基于特征提取的点云精简算法[J]. 光学技术, 2018, 44(6): 733-738.
Zhang W M, Wu X, Gao Y K, et al. A simplification algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Optical Technique, 2018, 44(6): 733-738.
- [9] 章紫辉, 官云兰. 基于邻域点位置特征的点云数据精简[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(16): 1628005.
Zhang Z H, Guan Y L. Point-cloud data reduction based on neighborhood-point position feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(16): 1628005.
- [10] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [11] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 19-23, 2008, Pasadena, CA, USA. New York: IEEE Press, 2008: 19-25.
- [12] Serafin J, Grisetti G. NICP: Dense normal based point cloud registration[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), September 28-October 2, 2015, Hamburg, Germany. New York: IEEE Press, 2015: 742-749.
- [13] Deschaud J E. IMLS-SLAM: scan-to-model matching based on 3D data[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 2480-2485.
- [14] 韦和钧, 许恩永, 韩冰, 等. 基于自适应特征及闭环优化的激光即时定位与建图算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 0410014.
Wei H J, Xu E Y, Han B, et al. Laser simultaneous localization and mapping algorithm based on adaptive features and closed-loop optimization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 0410014.
- [15] Biber P, Strasser W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003), October 27-31, 2003, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2003: 2743-2748.
- [16] Olson E B. Real-time correlative scan matching[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 4387-4393.
- [17] Olson E. M3RSM: Many-to-many multi-resolution scan matching[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 5815-5821.
- [18] Konolige K, Garage W. Sparse sparse bundle adjustment [EB/OL]. [2024-08-09]. <https://bmvc10.dcs.aber.ac.uk/proc/conference/paper102/abstract102.pdf>.
- [19] 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), May 16-21, 2016, Stockholm, Sweden. New York: IEEE Press, 2016: 1271-1278.
- [20] 陈华伟, 袁小翠, 吴禄慎, 等. 基于曲率突变分析的点云特征线自动提取[J]. 光学精密工程, 2019, 27(5): 1218-1228.
Chen H W, Yuan X C, Wu L S, et al. Automatic point cloud feature-line extraction algorithm based on curvature-mutation analysis[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(5): 1218-1228.
- [21] 刘宇程, 姜振华, 胡俊. 基于 ROS 平台的六自由度机械臂轨迹规划及仿真研究[J]. 制造业自动化, 2022, 44(1): 38-41.
Liu Y C, Jiang Z H, Hu J. Research on trajectory planning and simulation of six-degree-of-freedom manipulator based on ROS platform[J]. Manufacturing Automation, 2022, 44(1): 38-41.
- [22] 梁承姬, 沈珊珊, 胡文辉. 基于路段时间窗考虑备选路径的 AGV 路径规划[J]. 工程设计学报, 2018, 25(2): 200-208.
Liang C J, Shen S S, Hu W H. AGV path planning considering alternative paths based on time window of road section[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2018, 25(2): 200-208.