

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210261

基于激光雷达与改进 AMCL 的爬壁机器人定位方法*

王子润, 燕必希, 董明利, 王 君, 孙 鹏

(北京信息科技大学光电测试技术及仪器教育部重点实验室 北京 100192)

摘 要: 锅炉爬壁机器人在实际应用中存在轮式编码器与惯性测量单元(IMU)使用受限, 车轮与金属水冷壁之间容易打滑等问题。针对以上因素导致机器人全局定位与位姿跟踪性能下降, 提出一种基于激光里程计与改进自适应蒙特卡洛(AMCL)的全局定位方法。首先, 使用基于 PL-ICP 方法的激光里程计替代传统轮式、惯性里程计; 然后将遗传学中 DNA 交叉变异的思路引入 AMCL 的粒子迭代过程中, 提出一种遗传算法改进的自适应蒙特卡洛定位方法, 缓解 AMCL 粒子贫化导致位姿跟踪性能下降和恢复定位速度慢的问题。经实验验证, 该方法的绝对定位误差控制在 12.7 cm, 精度较普通 AMCL 方法提升 32.4%; 该方法在机器人发生轻微打滑时定位结果几乎不受影响, 发生较大滑动时恢复定位的速度较普通 AMCL 方法提升 35%。

关键词: 自适应蒙特卡洛; PL-ICP; 遗传算法; 粒子贫化; 位姿跟踪

中图分类号: TN249, TH865 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

A localization method of wall-climbing robot based on lidar and improved AMCL

Wang Zirun, Yan Bixi, Dong Mingli, Wang Jun, Sun Peng

(Key Laboratory of the Ministry of the Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: In practical applications, the boiler wall-climbing robot has some problems, such as limited use of wheel encoders and inertial measurement units (IMU), and easy slippage between the wheels and the metal water wall. In the view of the above factors leading to the decline of robot global localization and pose tracking performance, a robot global localization method based on the laser odometry and the improved adaptive Monte Carlo localization (AMCL) is proposed. Firstly, the laser odometry based on PL-ICP method is adopted to replace the traditional wheel and inertia odometry. Secondly, the idea of DNA cross mutation in genetics is introduced into the particle sampling process of AMCL algorithm to design an improved AMCL method based on genetic algorithm, which is able to alleviate the problems of posture tracking performance degradation and slow location recovery caused by AMCL particle depletion. Experimental results show that the absolute localization error of this method is controlled within 12.7 cm and the accuracy is 32.4% higher than that of AMCL method. The localization result of this method is almost unaffected when the robot slips slightly. The speed of the system to restore the localization is 35% higher than that of the ordinary AMCL method when the robot slips greatly.

Keywords: adaptive Monte Carlo; PL-ICP; genetic algorithm; particles depletion; pose tracking

0 引 言

水冷壁是锅炉运行时重要的热传输媒质与冷却装置, 通常布满锅炉内壁^[1]。中国的大型热电厂锅炉目前集中面临检修, 如何高效率、低风险的检修锅炉水冷壁已

成为急需解决的问题^[2]。传统的水冷壁缺陷检测主要依靠人工, 但人工检测效率低、危险性大, 使用机器人代替人工成为目前的研究方向。用于水冷壁检测的爬壁机器人需要根据规划的路线在水冷壁上爬行并自动躲避障碍物、检测水冷壁缺陷并标记缺陷位置坐标。因此, 爬壁机器人在水冷壁上的精确实时定位是其实现功能的关键。

收稿日期: 2022-08-05 Received Date: 2022-08-05

* 基金项目: 教育部“创新团队发展计划”(IRT_16R07)、北京信息科技大学促进高校内涵发展科研水平提高项目(2020KYNH223)资助

爬壁机器人实现了水冷壁垂直面上的爬行,并可携带多种传感器检测水冷壁缺陷。但机器人的工作环境与工作条件具有很强特殊性,金属永磁车轮导致轮式编码器、惯性传感器应用受限;垂直金属立面导致机器人容易发生打滑;锅炉内部空间具有面积大、结构特征单一的特点等。这些特殊性都对机器人的定位性能产生挑战。

机器人在水冷壁上的定位问题可以描述为在已知环境地图的情况下,通过实时分析、理解传感器数据进而估计出机器人在地图上的位置^[3]。蒙特卡洛定位(Monte Carlo localization, MCL)^[4]是最为常用的室内激光雷达定位方法,其使用粒子滤波的思路,在空间中投放粒子模拟机器人的可能位姿,通过激光与地图的匹配使粒子群迭代收敛从而获取位姿估计,但 MCL 方法主要存在以下 3 点问题:1) MCL 需要里程计作为粒子传播的先验条件,传感器使用受限将对定位精度产生较大影响^[5];2) MCL 在多次迭代后粒子丧失多样性,导致机器人发生打滑时容易丢失定位且 MCL 方法没有设计重定位功能^[6-7];3) MCL 方法每次迭代所采样的粒子数量固定导致粒子冗余^[8],造成计算资源浪费。自适应蒙特卡洛定位(adaptive Monte Carlo localization, AMCL)^[9]解决了 MCL 无法重定位和粒子冗余的问题,但 AMCL 的重定位策略在丢失定位后恢复定位速度慢;目前已有学者对 AMCL 的重定位问题进行了研究,其中较为新颖的是张淑芳等^[10]提出的一种基于仿射模板匹配的改进方法,实现了丢失定位后更快速的重定位,但基于模板匹配的方法只能适应较小场景,在结构特征单一、空旷的环境中无法工作,因此无法适用于爬壁机器人。

本文根据爬壁机器人的真实应用条件与自身局限,提出一种基于激光里程计与改进 AMCL 的全局定位方法,并通过对比实验证明了该方法的可行性与有效性。

1 爬壁机器人组成

爬壁机器人实现水冷壁垂直面上的爬行,爬壁机器人的机械结构如图 1 所示。

机器人通过永磁车轮吸附于锅炉水冷壁,每个车轮单独由一个电机驱动实现在水冷壁垂直面上的运动,机器人安装由舵机构成的转向机构实现转向功能。爬壁机器人实物如图 2 所示。

爬壁机器人采用模块化设计,通过各个模块协同配合实现水冷壁缺陷检测的功能。如图 3 所示,机器人搭载 Nvidia Jetson Tx2 处理器作为中央处理器;搭载威力登 Velodyne 16 线激光雷达用来定位与环境测绘;搭载带有 LED 光源的工业相机作为图像采集模块进行缺陷检测与分析;伺服电机和专用的电机控制板控制机器人的运动和姿态。

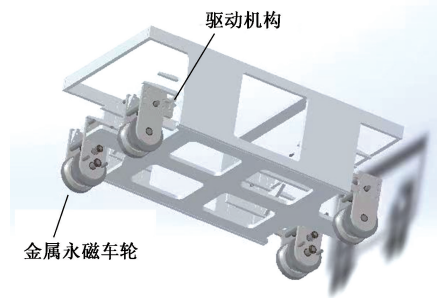


图 1 爬壁机器人机械结构

Fig. 1 Mechanical structure of the climbing-wall robot



图 2 爬壁机器人实物

Fig. 2 Climbing-wall robot

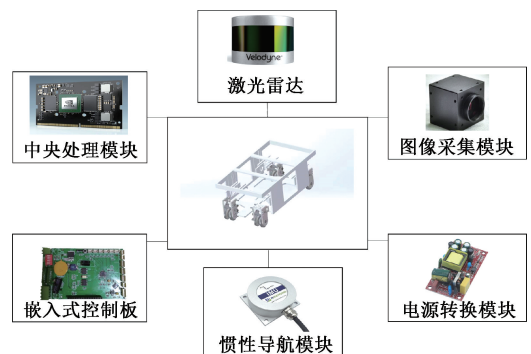


图 3 爬壁机器人硬件结构

Fig. 3 Hardware structure of the climbing-wall robot

爬壁机器人与其他室内移动机器人相比,实现精确的实时定位更加困难,主要存在以下两点问题:

1) 爬壁机器人的金属车轮无法良好抓地,车轮旋转圈数与车体行进距离不成简单线性关系且具有随机性,导致机器人无法通过轮式编码器获取里程。同时,强磁

场环境也导致惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 无法良好工作。但 AMCL 方法的定位精度很大程度上依赖里程计的精度, 因此传感器受限将直接影响全局定位精度^[11]。

2) 由于惯性力的存在, 当机器人急行或急停时车体与水冷壁金属墙体间不可避免存在打滑, AMCL 方法的粒子贫化与重定位策略导致机器人在打滑后恢复定位的性能欠佳。

2 基于 PL-ICP 的激光里程计

针对爬壁机器人无法使用轮式编码器和强磁干扰下 IMU 受限的问题, 本文提出使用基于 (point to line iterative closest point, PL-ICP) 方法的激光里程计代替轮式、惯性里程计。里程计的原理是利用传感器数据估计出机器人在每一个时刻的运动状态, 包括位姿与速度^[12]。AMCL 方法将里程计数据作为定位的先验条件, 通过里程计提供的运动状态进行粒子传播, 通常里程计数据由轮式编码器、IMU 单独或结合提供。而激光里程计是通过前后两帧激光点云的匹配恢复出机器人的运动状态, 方法的核心是点云匹配^[13]。迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 方法^[14-15] 是最为常用的点云匹配方法, ICP 方法在待匹配的两幅点云中, 按照一定约束找到最邻近点, 将所有最邻近点的距离和作为代价函数, 通过迭代的方式计算出最优匹配参数 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 。代价函数为:

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|x_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{t})\|^2 \quad (1)$$

其中, n 为最邻近点对的个数, p_i 为目标点云 p 中的一点, x_i 为源点云中与 p_i 对应的最近点, \mathbf{R} 为旋转矩阵, \mathbf{t} 为平移向量。ICP 方法假设匹配上的两个点为空间中同一点, 由于激光扫描的非连续性, 该假设在大空间环境中只能近似得到满足。因此, PL-ICP 方法^[16] 在 ICP 的基础上将点与点的匹配升级为点与线的匹配, 如图 4 所示。

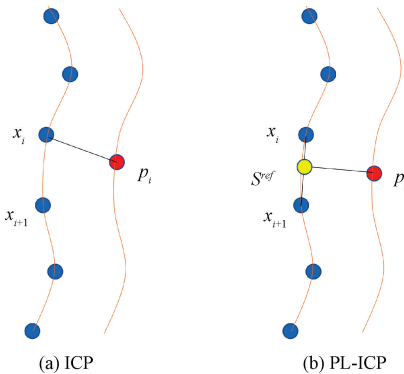


图4 ICP 与 PL-ICP 算法匹配原理

Fig. 4 ICP and PL-ICP algorithm matching principle

图 4 中波浪线条表示障碍物的表面, p_i 为待匹配点, x_i 为源点云中的点。ICP 方法中, p_i 点将直接与其最邻近点 x_i 匹配; PL-ICP 方法则是将 p_i 点与两个最邻近点间的连线作为匹配, 将点与线的距离和作为代价函数, PL-ICP 的代价函数为:

$$\min_{q_{k+1}} \sum_i (n_i^T [p_i \oplus q_{k+1} - \prod \{S^{ref}, p_i \oplus q_k\}])^2 \quad (2)$$

其中, n_i^T 为参考平面的法向量, \oplus 为旋转平移运算符, S^{ref} 表示参考平面, q_k 表示姿态转换矩阵, k 表示迭代次数。PL-ICP 方法在大空间环境、激光点稀疏的情况下有更好的匹配效果。与 ICP 方法相同, PL-ICP 也通过迭代的方式求解姿态转移矩阵 q_k , 并通过 q_k 推算得到里程计信息。

3 基于遗传算法改进的 AMCL 定位方法

针对 AMCL 方法在机器人打滑后容易造成定位丢失和丢失定位后恢复速度慢的问题, 本文提出一种基于遗传算法改进的 AMCL 定位方法。将遗传学中 DNA 交叉变异的思路与 AMCL 的粒子迭代过程相结合, 缓解粒子贫化, 使机器人的全局定位不易受到打滑的影响, 以及丢失定位后更快速的重定位。

3.1 AMCL 定位

传统 MCL 定位的原理是在空间中投放粒子模拟机器人的可能位姿, 通过激光雷达数据与环境地图的匹配评估出每个粒子的权值, 根据粒子权值进行重要性采样并不断迭代使粒子集中在机器人真实位姿附近^[17]。

MCL 主要存在以下问题: 1) 在迭代过程中每次采样的粒子数量不变, 当粒子群充分收敛时, 过多的粒子将造成计算资源的浪费; 2) 根据原理可知, 机器人在平稳运行一段时间后粒子群会收敛到一个较小范围, 如果此时机器人产生打滑, 将导致真实位姿跳出粒子群的可描述范围。如图 5 所示, 箭头群为粒子的集合, A 点为机器人当前位置, 如果机器人瞬时滑动到 B 点位置, 系统将无法采样到能够描述真实位姿的粒子, 导致定位错误。

AMCL 解决了 MCL 粒子冗余和丢失定位后无法重定位的问题。通过引入 (Kullback-Leibler divergence, KLD) 动态采样改变每次迭代的采样粒子个数, 当粒子群离散时增加采样数量, 粒子群集中时减小采样数量, 缓解 MCL 粒子数量固定造成冗余的问题^[9,18]。同时通过增加随机粒子的方式实现重定位功能^[19], 以 $\max\{0.0, 1.0 - w_{fast}/w_{slow}\}$ 的概率增加随机粒子, 其中 w_{fast}, w_{slow} 由式 (3) ~ (5) 获得。

$$w_{arg} = w_{arg} + w_t^{(i)}/N \quad (3)$$

$$w_{slow} = w_{slow} + a_{slow}(w_{arg} - w_{slow}) \quad (4)$$

$$w_{fast} = w_{fast} + a_{fast}(w_{arg} - w_{fast}) \quad (5)$$

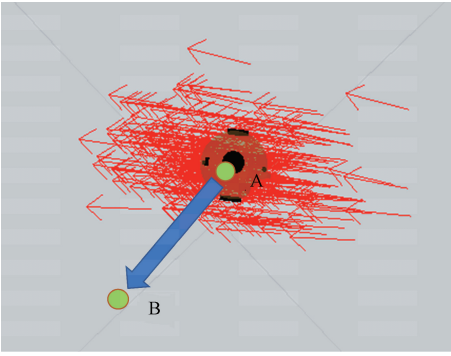


图5 粒子贫化现象
Fig. 5 Particles depletion

其中, a_{slow} 为长期指数滤波器平均衰减率, a_{fast} 为短期指数滤波器平均衰减率, $w_i^{(i)}$ 为平均衰减率, N 表示粒子总数, w_{fast} 表示短期似然平均, w_{slow} 表示长期似然平均, w_{arg} 表示经验测量似然^[20]。增加随机粒子的过程可以理解为通过公式 $\max\{0.0, 1.0 - w_{fast}/w_{slow}\}$ 判断粒子群是否处于收敛的过程中, 如果判断粒子群已无法继续收敛, 即粒子群中已不存在能够代表真实位姿的粒子, 此时将在空间中增加随机粒子。当随机采样的粒子重新覆盖机器人真实位姿后, 系统恢复收敛进而重新获取正确的机器人位姿^[18,20]。AMCL中的随机采样功能在一定程度上解决了MCL无法重定位的问题, 但丢失定位后再随机采样的策略, 在实际中导致恢复定位的速度慢, 且爬壁机器人在运行中经常出现打滑, 因此还需要提高重定位的速度。

3.2 基于遗传算法改进的AMCL定位

针对AMCL重定位功能的不足, 本文将文献[21-22]所提的智能粒子滤波器(intelligent particle filter, IPF)思路引入到AMCL方法的粒子迭代过程中, 提出一种改进的蒙特卡洛定位方法。在粒子迭代过程中引入DNA交叉变异的思想, 将粒子群中低权值粒子与随机抽取的高权值粒子进行交叉、变异生成新的粒子, 提高粒子种群的丰富性, 并且同时设计一个智能重要性采样策略缓解粒子贫化。

本文提出的改进AMCL具体步骤流程如下:

1) 加载全局地图并进行系统初始化。

2) 通过模拟机器人运动进行粒子传播。机器人运动方程和观测方程如式(6)、(7)所示。

$$x_t = f_t(x_{t-1}, u_{t-1}) \quad (6)$$

$$z_t = h_t(x_t, v_t) \quad (7)$$

其中, x_t 表示机器人在 t 时刻的运动状态; z_t 表示观测信息; h_t 为观测函数; f_t 为状态转移函数, 由里程计数据得到; v_t, u_t 分别为观测噪声与系统噪声。

3) 根据激光雷达数据和地图数据计算每个粒子的权

值, 由式(8)表示。

$$w_k^i = P(x_{0:k} | y_{1:k}) / (1 - P(x_{0:k} | y_{1:k})) \\ \propto P(y_k | x_k^i) P(x_k^i | x_{k-1}^i) / (1 - P(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k})) \quad (8)$$

其中, w_k^i 表示 k 时刻第 i 个粒子的权值; $x_{0:k} = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 表示粒子状态序列, $y_{0:k} = \{y_0, y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 表示激光观测序列。

4) 粒子群进行遗传变异。

(1) 粒子分类: 根据粒子的权值对粒子进行分类, 将权值较大的粒子直接保留; 权值较小的粒子进行遗传变异。过程如式(9)所示。

$$x_k^i \in \begin{cases} C_L, & \tilde{w}_k^i \leq W_T \\ C_H, & \tilde{w}_k^i > W_T \end{cases} \quad (9)$$

其中, C_L 为小权值粒子的集合, C_H 为大权值粒子的集合, \tilde{w}_k 表示归一化后的权值, W_T 是粒子权值分类的阈值。

(2) 粒子交叉: 粒子交叉是将低权值粒子的自身属性(位姿)与高权值粒子的自身属性进行数据交叉, 过程如式(10)所示。

$$x_{ks}^l = \alpha x_{kl}^l + (1 - \alpha) x_{kh}^l \quad (10)$$

其中, x_{kl}^l 为 C_L 中的粒子, x_{kh}^l 为 C_H 中的粒子。对于每一个 x_{kl}^l 都有在 C_H 中随机选取的粒子 x_{kh}^l 与之匹配, α 为取自 $[0, 1]$ 的交叉系数。

(3) 粒子变异: 将交叉后的粒子 x_{ks}^l 进行变异得到新的粒子 x_{km}^l , 过程如式(11)所示。

$$x_{km}^l = \begin{cases} 2x_{kh}^l - x_{ks}^l, & r_l \leq P_M \\ x_{ks}^l, & r_l > P_M \end{cases} \quad (11)$$

其中, x_{km}^l 为变异后的粒子, r_l 为随机得到的变异系数, P_M 为变异概率阈值。

5) 粒子群进行智能重要性采样。定义一个量 N_{eff} 表示当前系统的有效粒子个数, 如式(12)所示。

$$N_{eff} = 1 / \sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^i)^2 \quad (12)$$

其中, \tilde{w}_k 表示各个粒子的归一化权值, N 表示粒子总数。通过预先设定的阈值 N_T 判断是否进行KLD采样, 如果 $N_{eff} < N_T$ 则执行步骤6); 反之, 直接执行步骤7)。 N_{eff} 用于判断当前粒子群是否已经充分收敛, 若粒子群中判定有效的粒子数量大于设定的阈值 N_T , 系统将跳过KLD采样, 并可通过调整阈值 N_T 控制粒子群最终的收敛程度。

6) KLD动态采样^[9]。

7) 以 $\max\{0.0, 1.0 - w_{fast}/w_{slow}\}$ 的概率在环境中随机增加粒子, 过程如式(3)~(5)所示。执行完本步骤后返回步骤2)重新进行粒子传播, 并不断循环。

8) 将步骤3)权重计算后的粒子根据位姿聚类, 聚类后最大权值粒子簇的平均位姿作为定位结果输出。

4 实验及数据分析

实验对比验证了本文方法的绝对定位精度和位姿跟踪性能。对照组选取当前主流的全局定位方法 AMCL 和 Cartographer-pure localization。绝对定位精度的评价指标为最大误差和均方根误差 (root mean square error, RMSE); 位姿跟踪性能的评价指标为机器人产生打滑后系统恢复定位的时间。

4.1 实验环境

所有对比实验均运行在 Ubuntu 18.04、ROS Melodic 系统中, 仿真环境使用 Gazebo 仿真软件。根据锅炉水冷壁的实际面积 (长 50 m, 宽 25 m) 创建仿真世界, 如图 6(a) 所示。机器人最大线速度 1 m/s、最大角速度 1 rad/s; 激光雷达测量误差 ± 0.03 m, 扫描分辨率 0.1° , 扫描频率 10 Hz; IMU 使用 Gazebo 官方噪声模型 (普通 AMCL 和 Cartographer 方法均需要 IMU, 本文方法不使用)。使用 ROS 官方功能包 Gmapping 得到环境地图, 如图 6(b) 所示。

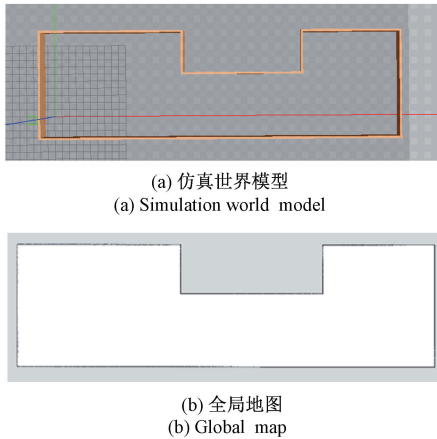


图 6 仿真世界环境与全局地图

Fig. 6 Simulation world and global map

地图中白色区域表示无障碍区域, 黑色表示障碍物, 灰色表示未知区域。

4.2 定位精度实验

实验对比了本文方法、AMCL 和 Cartographer 的绝对定位精度。控制机器人在仿真世界中绕行一周并将传感器数据记录为统一的数据集。机器人的行驶轨迹如图 7 所示。

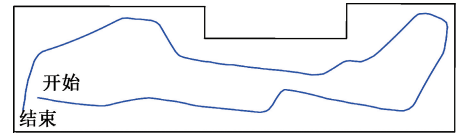


图 7 行驶轨迹

Fig. 7 Trajectory

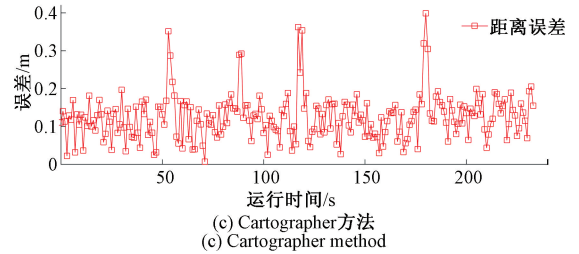
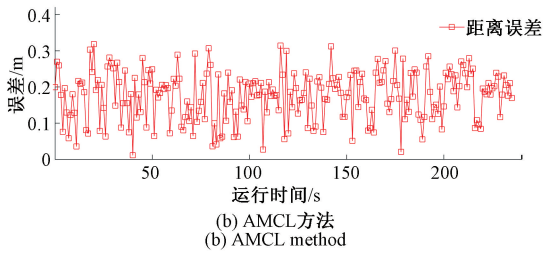
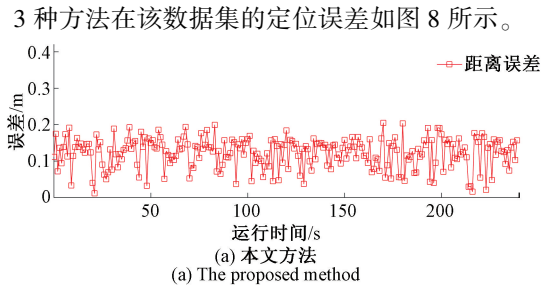


图 8 距离误差对比

Fig. 8 Distance error comparison

图 8 展示了距离误差随时间的变化, 可知本文方法与 Cartographer 误差基本控制在 20 cm 以下, 但 Cartographer 存在位置跳变, 而普通 AMCL 的距离误差基本在 35 cm 以下。详细的误差统计如表 1 所示。

表 1 定位结果误差统计

Table 1 Localization result error statistics

定位方法	X 轴最大误差	X 轴 RMSE	Y 轴最大误差	Y 轴 RMSE	距离最大误差	距离 RMSE
AMCL	23.7	14.4	21.8	12.1	31.4	18.8
Cartographer-pure Localization	34.8	9.8	32.9	8.4	36.6	13.0
本文方法	16.1	9.4	15.0	8.3	20.3	12.7

cm

根据表 1 可知本文方法在定位精度上较另外两种方法有所提高。对比 Cartographer, 均方根误差基本相同, 但最大距离误差有明显降低, 由此说明本文方法的定位更加稳定; 对比普通 AMCL 方法, 本文方法的定位精度有明显提高, 根据距离 RMSE 计算可得精度提升 32.4%。在实际应用中 IMU 将受到磁场影响, 性能会有所下降, 因此本文方法在实际应用中将有明显优势。

4.3 位姿跟踪实验

模拟机器人在运行中发生打滑的情况, 使用 Gazebo 提供的移动模型工具, 在机器人正常行驶过程中瞬间移动机器人, 分别在 A、B、C、D 这 4 个位置造成机器人打滑, 如图 9 所示。

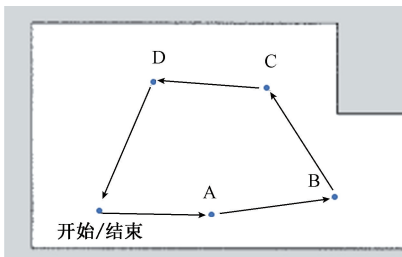


图 9 瞬时滑动点示意图

Fig. 9 Diagram of instantaneous slip point

滑动点 A、B、C、D 的滑动距离分别设定为 0.3、0.5、1.0、3.0 m。并录制传感器信息为统一数据集, 使用本文方法、AMCL 和 Cartographer 方法进行对比实验。在机器人平稳运行时观察系统中的粒子分布如图 10 所示, 可以看出在平稳运行时本文方法的粒子丰富程度优于普通 AMCL 方法。

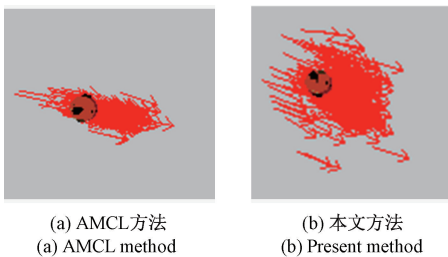
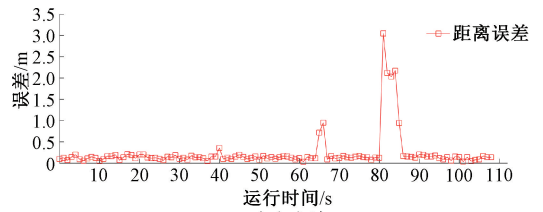


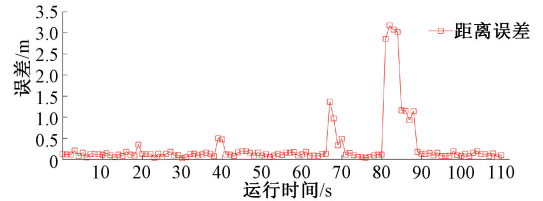
图 10 平稳运行时粒子分布对比

Fig. 10 Comparison of particle distribution during stable running

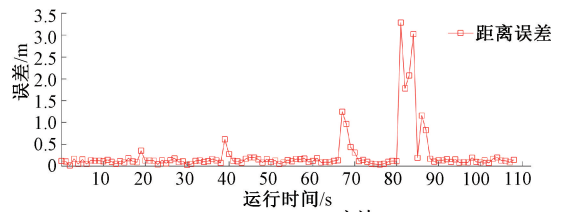
图 11 统计了 3 种方法定位误差随时间的变化, 横坐标为运行时间、纵坐标为距离误差。由图 11(b) 和(c) 可知普通 AMCL 和 Cartographer 在 4 个滑动点位置均产生了误差峰值; 图 11(a) 可知本文方法在 A 点处没有产生误差峰值, 在 B、C、D 点处产生了误差峰值。3 种方法恢复定位的时间统计如表 2。由表 2 可知当机器人因打滑造成轻微位置跳变时, 本文方法几乎不会丢失定位; 机器



(a) 本文方法
(a) The proposed method



(b) AMCL方法
(b) AMCL method



(c) Cartographer方法
(c) Cartographer method

图 11 距离误差对比

Fig. 11 Distance error comparison

人产生较大位置跳变时, 本文方法重新定位的性能优于另外两种方法。根据每个滑动点处不同方法的恢复定位时间可计算出本文方法较普通 AMCL 恢复定位的速度提升约 35%, 比 Cartographer 速度快约 30% (数值由 4 个滑动点处的恢复时间减小率和该点的滑动距离加权平均得出)。

表 2 定位恢复时间

Table 2 Localization recovery time

定位方法	A 点位置	B 点位置	C 点位置	D 点位置
	系统恢复时间	系统恢复时间	系统恢复时间	系统恢复时间
AMCL	0.8	2.3	3.3	8.2
Cartographer pure Localization	0.5	2.1	3.5	7.1
本文方法	0	1.2	2.5	5.4

5 结 论

本文提出了一种基于激光里程计与改进 AMCL 的全局定位方法, 解决实际应用中轮式、惯性传感器受限和

AMCL 位姿跟踪性能欠佳的问题。经绝对定位实验验证,本文方法的绝对定位精度优于使用惯性里程计的 AMCL 以及 Cartographer 方法,绝对定位误差控制在 12 cm 左右,精度较 AMCL 提升 32.4%;在位姿跟踪实验中,设计了 4 处机器人瞬时滑动点模拟机器人在运行中发生打滑的情况,对比验证了本文方法在位姿跟踪性能上优于 AMCL 和 Cartographer 方法,当瞬时滑动距离为 0.3 m 时,机器人定位几乎不受影响,当滑动距离为 0.5、1、3 m 时,系统恢复定位的时间分别为 1.2、2.5、5.4 s,性能较 AMCL 提升 35%。本文根据锅炉爬壁机器人的应用需求与自身局限,提出了以上解决方案,并验证了方案的有效性。该方案可应用于具有相似需求或类似局限的机器人使用场景中,具有较好的工程推广价值。

机器人的定位问题目前依然具有很大研究空间,未来还可通过其他方式如多传感器融合、结合语义等方法进一步提升机器人定位性能。

参考文献

- [1] 张学剑,刘春惠,俞竹青. 锅炉水冷壁磨损检测机器人的研究与开发[J]. 机械设计与研究,2018,34(1): 1-4,7.
ZHANG X J, LIU CH H, YU ZH Q. Research and development of water wall wall wear testing robot[J]. Machine Design & Research,2018,34(1):1-4,7.
- [2] 吕学勤,刘刚,郑小霞,等. 水冷壁高温腐蚀机制及机器人检测技术[J]. 上海交通大学学报,2008(S1): 93-96.
LÜ X Q, LIU G, ZHENG X X, et al. High temperature corrosion mechanism and robot detection technology of the water wall tube [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University,2008(S1):93-96.
- [3] 陈宗海,裴浩瀚,王纪凯,等. 基于单目相机的视觉重定位方法综述[J]. 机器人,2021,43(3):373-384.
CHEN Z H, PEI H Y, WANG J K, et al. Survey of monocular camera-based visual relocalization [J]. Robot,2021,43(3):373-384.
- [4] DELLAERT F, FOX D, BURGARD W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C]. Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 10-15, 1999, Detroit, USA, 1999 : 1322-1328.
- [5] 杨傲雷,金宏宙,陈灵,等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(7):226-233.
YANG AO L, JIN H Z, CHEN L, et al. Mobile robot relocalization method fusing deep learning and particle filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(7):226-233.
- [6] KUPUTAMETEE C, AUNSRI N. A review of resampling techniques in particle filtering framework [J]. Measurement, 2022: 110836.
- [7] 蒋林,聂文康,朱建阳,等. 基于具有墙角信息的语义地图改进 AMCL 重定位算法[J/OL]. 机械工程学报: 1-12[2022-10-29].
JIANG L, NIE W K, ZHU J Y, et al. Improved AMCL relocation algorithm based on semantic map with corner information[J/OL]. Journal of Mechanical Engineering: 1-12[2022-10-29].
- [8] YING W, SUN S. An improved Monte Carlo localization using optimized iterative closest point for mobile robots[J]. Cognitive Computation and Systems, 2022, 4(1): 20-30.
- [9] ZHANG L, ZAPATA R, LEPINAY P. Self-adaptive Monte Carlo localization for mobile robots using range finders[J]. Robotica, 2012, 30(2): 229-244.
- [10] 张淑芳,李亚阳,张涛. 基于快速仿射模板匹配的 AMCL 定位算法[J/OL]. 北京航空航天大学学报:1-10[2022-07-27].
ZHANG SH F, LI Y Y, ZHANG T. Adaptive Monte Carlo localization algorithm based on fast affine template matching [J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics;1-10[2022-07-27].
- [11] REIS W P N, SILVA G J, JUNIOR O M, et al. An extended analysis on tuning the parameters of adaptive Monte Carlo localization ROS package in an automated guided vehicle [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 117(5): 1975-1995.
- [12] 张福斌,王凯,廖伟飞,等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法[J]. 仪器仪表学报,2022, 43(7):139-148.
ZHANG F B, WANG K, LIAO W F, et al. Lidar/MEMS IMU/Odometer integrated tightly navigation algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(7): 139-148.
- [13] 贾晓辉,徐文枫,刘今越,等. 基于惯性测量单元辅助的激光里程计求解方法[J]. 仪器仪表学报,2021, 42(1):39-48.
JIA X H, XU W F, LIU J Y, et al. Solving method of lidar odometry based on IMU [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2021,42(1):39-48.
- [14] WU J, YAO R T, ZHENG Y L, et al. Research on map construction and location of laboratory service robot based on iterative closest point [J]. International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing,2020:14.
- [15] 孙炜,苑河南,刘乃铭,等. 融合轮廓特征的线激光

- 点云的快速配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(7):156-162.
- SUN W, YUAN H N, LIU N M, et al. Fast registration algorithm combining contour features for line laser point clouds [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(7):156-162.
- [16] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]. 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2008: 19-25.
- [17] 朱奇光, 张兴家, 陈卫东, 等. 基于平方根容积机器人蒙特卡罗定位算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4):935-942.
- ZHU Q G, ZHANG X J, CHEN W D, et al. Study on the square-root cubature particle filter based mobile robot Monte Carlo localization algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(4):935-942.
- [18] 冯佳萌, 裴东, 邹勇, 等. 基于机器人激光定位的一种改进 AMCL 算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20):479-487.
- FENG J M, PEI D, ZOU Y, et al. An improved AMCL algorithm based on robot laser localization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021,58(20):479-487.
- [19] SHI H, YANG J Y, SHI J SH, et al. Vision-sensor-assisted probabilistic localization method for indoor environment[J]. Sensors, 2022,22(19):7114.
- [20] 焦传佳, 江明, 徐劲松, 等. 基于激光信息的移动机器人定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9):1-9.
- JIAO CH J, JIANG M, XU J S, et al. Research on positioning of mobile robot based on laser information[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(9):1-9.
- [21] YIN SH, ZHU X P. Intelligent particle filter and its application to fault detection of nonlinear system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6):3852-3861.
- [22] 刘海涛, 林艳明, 陈永华, 等. 基于遗传算法的智能粒子滤波重采样策略研究[J]. 电子与信息学报, 2021,43(12):3459-3466.

LIU H T, LIN M Y, CHEN Y H, et al. A study on resampling strategy of intelligent particle filter based on genetic algorithm [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021,43(12):3459-3466.

作者简介



王子润, 2016 年于北京信息科技大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为多传感器融合的移动机器人定位与建图。

E-mail: 1010463414@qq.com

Wang Zirun received his B.Sc. degree from Beijing Information Science & Technology University (BISTU) in 2016. He is currently a master student at BISTU. His main research interests include localization and mapping of mobile robot based on multi-sensor fusion.



燕必希, 1992 年于北京理工大学获得学士学位, 1998 年于北京机械工业学院获得硕士学位, 现为北京信息科技大学教授, 主要研究方向为光电检测与视觉测量。

E-mail: yanbx@bistu.edu.cn

Yan Bixi received his B.Sc. degree from Beijing Institute of Technology (BIT) in 1992, and received his M.Sc. degree from Beijing Institute of Machinery Industry in 1998. He is currently a professor at BISTU. His main research interests include photoelectric detection and visual measurement.



董明利(通信作者), 1986 年于合肥工业大学获得学士学位, 1989 年于合肥工业大学获得硕士学位, 2009 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授, 博士生导师。主要研究方向为光电与视觉检测。

E-mail: dongml@bistu.edu.cn

Dong Mingli (Corresponding author) received her B.Sc. degree from Hefei University of Technology (HFUT) in 1986, received her M.Sc. degree from HFUT in 1989, and received her Ph.D. degree from BIT in 2009. She is currently a professor and a Ph.D. advisor at BISTU. Her main research interests include photoelectric and visual inspection.