

基于机器人激光定位的一种改进 AMCL 算法

冯佳萌¹, 裴东^{1,2*}, 邹勇¹, 张博文¹, 丁鹏¹

¹西北师范大学物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070;

²甘肃省智能信息技术与应用工程研究中心, 甘肃 兰州 730070

摘要 高效的定位算法是实现机器人自主运动的前提, 由于激光模型受复杂环境的限制, 传统自适应蒙特卡罗定位 (AMCL) 算法提供的位姿精度有限。提出一种增加扫描匹配 (SM) 和离散傅里叶变换 (DFT) 的优化 AMCL 算法, 将传统 AMCL 的加权均值输出作为 SM 的初始值, 通过构建激光雷达观测点与先验地图的匹配函数模型, 利用高斯牛顿的方法优化求解, 最终通过 DFT 滤波滤除位置处的小抖动, 提升了系统的稳定性和鲁棒性。通过运动中的绝对定位实验和重复定位, 实验验证了优化算法优于传统 AMCL 算法, 优化算法有效提高了系统定位精度, 同时保证了鲁棒性。

关键词 遥感; 机器人定位; 自适应蒙特卡罗定位算法; 激光雷达; 扫描匹配; 高斯牛顿

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2028003

An Improved AMCL Algorithm Based on Robot Laser Localization

Feng Jiameng¹, Pei Dong^{1,2*}, Zou Yong¹, Zhang Bowen¹, Ding Peng¹

¹ College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

² Engineering Research Center of Gansu Province for Intelligent Information Technology and Application, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract An efficient localization algorithm is the prerequisite for autonomous robot movement. The traditional adaptive Monte Carlo localization (AMCL) algorithm provides low pose accuracy owing to the complex environment limiting the laser model. Herein, an optimized AMCL algorithm of scan matching (SM) and discrete Fourier transform (DFT) is presented. A weighted average output of the traditional AMCL was used as the initial value of the SM, a matching function model of the lidar observation point and previous map was constructed, and the Gauss-Newton method was used to optimize the solution. Finally, the minor jitter at the localization was filtered through the DFT filter, improving the system's stability and robustness. Through absolute localization experiments and repeated localization experiments in motion, it is verified that the optimization algorithm is superior to the traditional AMCL algorithm. The optimization algorithm effectively improves the system's localization accuracy while maintaining its robustness.

Key words remote sensing; robot localization; adaptive Monte Carlo localization algorithm; lidar; scan matching; Gauss-Newton

OCIS codes 280.3400; 280.3420; 280.3640

1 引言

移动机器人定位是根据给定的环境地图确定机器人的位姿, 包括其相对于地图坐标系的位置和姿态。定位问题可分为三种类型: 位置跟踪问题^[1]、全

局定位问题^[2], 以及绑架机器人问题^[3]。移动机器人的精确定位是机器人自主运动的基础, 经验证, 用概率法对机器人的运动和感知进行建模具有很好的鲁棒性, 包括卡尔曼滤波 (KF)^[4]、直方图滤波、粒子滤波 (PF)^[5] 等技术。其中 KF 是处理位置跟踪问

收稿日期: 2020-11-16; 修回日期: 2020-12-15; 录用日期: 2021-01-02

通信作者: *peidong@nwnu.edu.cn

题最常用的算法,该算法的优点是可以快速收敛到真值,并且在传感器噪声和后验都是高斯型的情况下可以被当作传感器的融合算法,但是 KF 只适用于状态和观测都是线性函数的情况。扩展卡尔曼滤波(EKF)可用于处理输入为非线性高斯噪声的情况,利用泰勒展开式将非线性函数近似为线性函数,通过迭代预测和测量反复更新状态的均值和协方差,使迭代后的结果更接近机器人的真实位姿^[6]。然而,由于单峰信念表示的局限性,普通 EKF 不适用于全局定位问题,蒙特卡罗定位(MCL)是解决全局定位问题最常用的方法。MCL 是一种应用于二维占用栅格地图的概率定位算法,可通过使用粒子滤波来跟踪机器人的位姿,优点是可以表示任何类型的噪声,且有很高的鲁棒性,适用于移动机器人的导航控制^[7]。在 MCL 开始时,最初的粒子随机分布在机器人附近,每个粒子都有标准位姿和权重,其中权重表示机器人实际位姿和预测位姿之间的差距,权重越大表示该粒子位姿越有可能是机器人的真实位姿,并且该粒子在重采样后留下的概率越大;随着时间的推移,粒子将收敛到机器人的真实位置。为了获得可靠的定位结果,必须选择大样本粒子集合,环境越大,需要的粒子越多,由此造成了计算资源的浪费。尽管在定位早期阶段需要较多的粒子数量来精确表示位置置信度,但当全局定位转化为位置跟踪问题时,仅需要小部分粒子就足以跟踪机器人的位置。因此,为了满足定位算法的稳定性和效率,本文应用基于 KL 距离(KLD)算法自适应调整粒子样本数量的自适应蒙特卡罗定位(AMCL)算法,并对其加以改进^[8]。

激光测距仪是机器人常用的传感器,它可以提供机器人到障碍物的精确距离,并且不需要对传感

器的数据进行预处理。大多数的机器人都配备了激光传感器,以感知环境而避开障碍物,因此本文仅针对激光定位问题展开研究,文献[9]将基于 EKF 的定位算法应用到带 SICK 激光雷达的 Pioneer2 机器人上,位姿误差约为 0.25 m、3.5°。文献[10]和文献[11]将标准 MCL 算法用于带有 SICK 激光扫描仪的定位系统,位置误差为 0.05~0.2 m。文献[3]将传统 AMCL 算法与 SM 相结合的改进算法应用到在变电站环境中工作的机器人上进行测试,位姿误差为 0.04~0.1 m、0.019°。

移动机器人在复杂的地图环境中工作时,完成导航任务的前提是拥有极高的定位精度。为了解决移动机器人自主定位的精确性和鲁棒性问题,本文将 SM 算法^[12]、离散傅里叶变化(DFT)模块^[13]与传统 AMCL 算法相结合,提出了一种改进的定位算法。将其与传统 AMCL 算法进行了比较,介绍了移动机器人平台和实验结果。测试结果表明改进后的定位算法能显著提高位姿精度,算法继承了 SM 高精度和 AMCL 高鲁棒性的优点,在没有任何辅助定位设备的环境中^[14],仅依靠激光传感器进行定位仍然具有高精度和高可靠性。

2 基于 KLD 采样的 AMCL 算法

二维地图上的定位包括状态空间中机器人位置 (x, y) 和朝向角 θ 。MCL 算法根据现有的数据估计机器人位姿的后验信息,可用的数据有两种类型,分别为测量数据和里程数据。

采用里程计运动模型表示机器人运动 $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$,采用激光的似然域模型表示机器人感知 $p(z_t | x_t)$ ^[15],置信度 $\eta_{\text{bel}}(x_t | z_{1:t}, u_{1:t})$ 表示在 t 时刻综合所有过去的测量数据 $z_{1:t}$ 和控制数据 $u_{1:t}$ 的有关位姿 x_t 的后验概率,表达式为

$$\eta_{\text{bel}}(x_t | z_{1:t}, u_{1:t}) \propto p(z_t | x_t) \cdot \int [p(x_t | x_{t-1}, u_t) \cdot p(x_{t-1} | z_{1:t-1}, u_{1:t-1})] dx_{t-1}, \quad (1)$$

$$\eta_{\text{bel}}(x_t) \propto [(x_t^{[n]}, w_t^{[n]})]_{n=1,2,\dots,N}, \quad (2)$$

式中: $x_t^{[n]}$ 表示机器人在 t 时刻的估计位姿,当接收到里程信息时,通过运动模型采样更新 x_t ; $w_t^{[n]}$ 表示粒子的权重,当观察到新的测量数据时,根据测量模型给粒子加权。MCL 通过一组加权的粒子表示后验,然而 MCL 算法不能解决机器人绑架问题,一旦位姿变化不连续,定位就会失败。为了提高定位精度,需要加入大量的粒子,这使得定位收敛速度变慢。

AMCL 算法是在 MCL 的基础上改进而来的^[16],它根据长期估计权重 ω_{slow} 和短期估计权重 ω_{fast} 判断机器人是否被绑架,若 ω_{fast} 劣于 ω_{slow} ,通过在重采样中增加随机粒子使机器人从绑架中恢复,表达式为

$$\begin{cases} \omega_{\text{slow}} = \omega_{\text{slow}} + \alpha_{\text{slow}}(\omega_{\text{avg}} - \omega_{\text{slow}}) \\ \omega_{\text{fast}} = \omega_{\text{fast}} + \alpha_{\text{fast}}(\omega_{\text{avg}} - \omega_{\text{fast}}) \end{cases}, \quad (3)$$

式中, ω_{avg} 表示所有粒子的平均权重, 参数 α_{slow} 和 α_{fast} 分别为长期估计和短期估计时平均的指数滤波器的衰减率 ($0 \leq \alpha_{slow} \leq \alpha_{fast}$)。

AMCL 重采样阶段采用 KLD 算法自适应调整粒子数量, 粒子数量可表示为

$$M_{top} = \frac{k-1}{2\varepsilon} \left[1 - \frac{2}{9(k-1)} + \sqrt{\frac{2}{9(k-1)}} z_{1-\delta} \right]^3, \quad (4)$$

式中, ε 表示真实分布与估计分布之间的误差, $z_{1-\delta}$

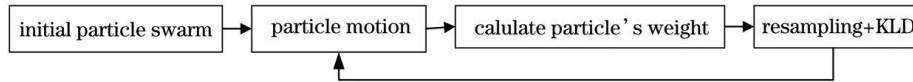


图 1 AMCL 算法的基本步骤

Fig. 1 Basic steps of the AMCL algorithm

传统 AMCL 算法将粒子集的加权均值作为机器人的位姿, 当机器人在复杂的地图环境中工作时, 激光扫描射线的终点与障碍物边缘的对准率较低, 如图 2(a) 所示, 这导致 AMCL 的输出位姿与真实位姿之间有一定的偏差, 即使粒子收敛后, 定位的精度和鲁棒性也难以保证。对算法进行优化后的激光点云对齐结果如图 2(b) 所示, 对比可见, 优化后的点云对齐效果更佳。

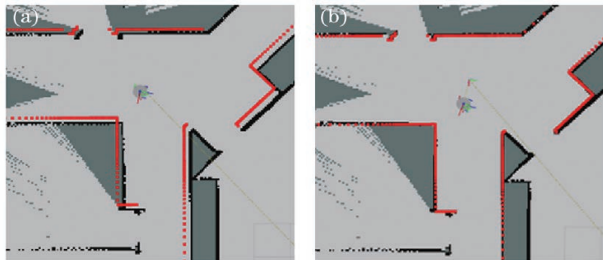


图 2 激光点云对齐结果。(a) 优化前; (b) 优化后

Fig. 2 Laser point cloud alignment results. (a) Before optimization; (b) after optimization

3 改进的 AMCL 定位算法

改进的定位算法增加了 SM 和 DFT 进程, 提高定位精度的同时提升了系统的稳定性和鲁棒性。改进的定位算法流程如图 3 所示。

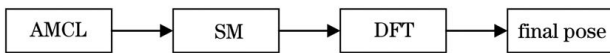


图 3 改进的定位算法

Fig. 3 Improved localization algorithm

首先将传统 AMCL 的粒子加权均值作为 SM 的初始值, 采用高斯牛顿的方法迭代对齐激光扫描终点与概率网格地图, 为 SM 之后的结果提供了非常精确的位置和方向估计; 最后, 位置中的小抖动通

表示标准正态分布上的 $1-\delta$ 分位点, k 表示直方图的非空位, 粒子数量上限 M_{top} 与非空位 k 呈线性关系。在全局定位的初始阶段, 需要非常多的样本, k 越大, M_{top} 越高。当全局定位完成后, 该问题转化为位置跟踪问题, 这时粒子集中在真实位置附近, k 变得很少, M_{top} 降低。通过这种方式, 动态调整粒子的数量, 从而提高了算法计算效率。AMCL 算法的步骤如图 1 所示。

过 DFT 滤除, 这一滤除操作增加了算法的稳定性和鲁棒性, 最终输出优化后的位姿。

每个步骤中所用到的数据如图 4 所示, 传统 AMCL 融合了里程信息、激光数据和环境地图, 提供了粗略的位姿估计。SM 将激光数据和二维环境地图进行高精度匹配, 提供了具有精确角度信息的位姿估计, 位姿估计中的小抖动最终通过 DFT 来滤除。

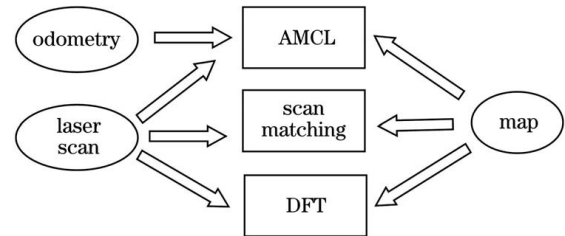


图 4 算法数据视图

Fig. 4 Algorithm data view

3.1 SM 原理

扫描匹配是将激光扫描数据与现有地图进行对齐的过程, 带有激光传感器的定位问题可以转化成匹配优化问题来考虑^[17], 匹配优化问题的表达式为

$$\xi^* = \arg \min_{\xi} \{1 - M[S_i(\xi)]\}^2, \quad (5)$$

$$\xi^* = \xi + \Delta\xi, \quad (6)$$

式中, ξ^* 表示机器人的真实位姿, ξ 表示机器人的估计位姿, $\Delta\xi$ 表示真实位姿与估计位姿间的偏差, $S_i(\xi)$ 表示机器人在 ξ 位置处的激光扫描射线终点的坐标, $M[S_i(\xi)]$ 表示扫描终点坐标在地图上的占用概率。其中激光束终点在地图坐标下的坐标为

$$S_i(\xi) = \begin{pmatrix} \xi_x \\ \xi_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} x_{sens} + z_i^i \cos \theta_{sens} \\ y_{sens} + z_i^i \sin \theta_{sens} \end{pmatrix}, \quad (7)$$

式中: ξ_x, ξ_y 是机器人在地图坐标系下的位置; x_{sens}, y_{sens} 是激光固定在机器人上的位置; z_i^j 是激光扫描的距离; θ 表示机器人的航向角; θ_{sens} 表示激光射线相对于机器人航向角的角度。

SM 的目标是给定初始值 ξ , 通过高斯牛顿迭代的方法估计偏差 $\Delta\xi$, 使激光扫描终点和概率网格地

图对齐, 通过多次迭代得到位姿的最优解 ξ , 使原模型的残差平方和达到最小, (5) 式可以转换为

$$S = \sum_{i=1}^N \{1 - M[S_i(\xi^*)]\}^2 \rightarrow 0. \quad (8)$$

要求残差的最小值, 即令 S 对 ξ^* 的偏导数等于 0, 表达式为

$$\frac{\partial S}{\partial \xi^*} = \sum_{i=1}^N \{1 - M[S_i(\xi^*)]\} \cdot \frac{\partial M}{\partial S_i(\xi^*)} \cdot \frac{\partial S_i(\xi^*)}{\partial \xi^*} = 0, \quad (9)$$

$$\Delta\xi = \sum_{i=1}^N \left[\left(\frac{\partial M}{\partial \xi} \right)^T \frac{\partial M}{\partial \xi} \right]^{-1} \left(\frac{\partial M}{\partial \xi} \right)^T \{1 - M[S_i(\xi)]\}, \quad (10)$$

其中,

$$\frac{\partial S_i(\xi)}{\partial \xi} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -\sin \theta \cdot z_i^j \cos \theta_{sens} - \cos \theta \cdot z_i^j \sin \theta_{sens} \\ 0 & 1 & \cos \theta \cdot z_i^j \cos \theta_{sens} - \sin \theta \cdot z_i^j \sin \theta_{sens} \end{pmatrix}. \quad (11)$$

因为概率网格地图是离散非连续的, 为了求得地图 M 上射线端点位置处的偏导数, 文献[12]采用双线性插值的方法求解, 但 SM 的结果会陷入局部

最小值。本研究采用双三线插值^[18]的方法, 首先对 4 列进行插值, 然后在水平方向上对结果进行插值, 如图 5 所示。

$$M(P) = f[f(P_0, P_1, P_2, P_3, y), f(P_4, P_5, P_6, P_7, y), f(P_8, P_9, P_{10}, P_{11}, y), f(P_{12}, P_{13}, P_{14}, P_{15}, y), x] = f(a, b, c, d, x), \quad (12)$$

其中, $M(P)$ 表示地图上 P 点处的占用概率, $P_0 \sim P_{15}$ 表示网格中距离点 P 最近的 16 个点的占用概率, 它可以通过查表得到, 对第 1 列进行插值^[18]可表示为

$$f(P_0, P_1, P_2, P_3, y) = \left(-\frac{1}{2}P_0 + \frac{3}{2}P_1 - \frac{3}{2}P_2 + \frac{1}{2}P_3 \right) y^3 + \left(P_0 - \frac{5}{2}P_1 + 2P_2 - \frac{1}{2}P_3 \right) y^2 + \left(-\frac{1}{2}P_0 + \frac{1}{2}P_2 \right) y + P_1, \quad (13)$$

之后的过程类似(13)式, 经过双三线插值可以计算出地图上激光端点处的偏导数, 表达式为

$$\begin{cases} \frac{\partial M(P)}{\partial x} = a \left(-\frac{3}{2}x^2 + 2x - \frac{1}{2} \right) + b \left(\frac{9}{2}x^2 - 5x \right) + c \left(-\frac{9}{2}x^2 + 4x \right) + d \left(\frac{3}{2}x^2 - x \right) \\ \frac{\partial M(P)}{\partial y} = \frac{\partial a}{\partial y} \left(-\frac{1}{2}x^3 + x^2 - \frac{1}{2}x \right) + \frac{\partial b}{\partial y} \left(\frac{3}{2}x^3 - \frac{5}{2}x^2 + 1 \right) + \frac{\partial c}{\partial y} \left(-\frac{3}{2}x^3 + 2x^2 + \frac{1}{2}x \right) + \frac{\partial d}{\partial y} \left(\frac{1}{2}x^3 - \frac{1}{2}x^2 \right) \end{cases} \quad (14)$$

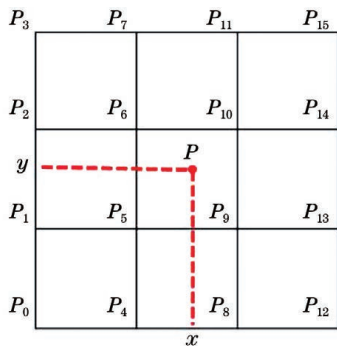


图 5 双三线插值

Fig. 5 Bicubic interpolation

SM 通过采用高斯牛顿迭代的方法对目标函数进行优化, 以 AMCL 的输出作为目标函数的初值 ξ , 经过逐层迭代使激光扫描端点与障碍物边缘对齐, 优化后的激光点云对准结果如图 2(b) 所示, 得到偏差 $\Delta\xi$ 使(8)式达到最小值, 最终得到最优解 $\xi + \Delta\xi$, 因此相比原始 AMCL 算法, 本文算法提高了定位的精度。

3.2 DFT 原理

经过 AMCL 和 SM 之后的结果具有精确的角度信息, 提高了定位的精度, 但在 x 轴和 y 轴上依

旧存在较小偏差。为此增加了 DFT 模块,在进一步缩小误差的同时过滤掉由于异常测量带来的系统误差,进一步提高了系统的稳定性和鲁棒性。

DFT 用到了两个点云数据。第一个点云数据是直接通过激光测距仪扫描获得,激光扫描起始角为 $-\pi$,扫描范围为 2π ,激光扫描点数 N 为 1440,则方程表示为

$$\begin{cases} x_{mn} = d_{mn} \cdot \cos(\alpha_{\min} + \Delta \cdot n) = -d_{mn} \cos \frac{2\pi n}{N} \\ y_{mn} = d_{mn} \cdot \sin(\alpha_{\min} + \Delta \cdot n) = -d_{mn} \sin \frac{2\pi n}{N} \end{cases}, \quad (15)$$

式中, x_{mn} 和 y_{mn} 是第 n 个激光扫描端点的位置, d_{mn} 是激光距离, α_{\min} 是激光的起始角度, Δ 是相邻两个光束间的角度。

第二个点云数据是在地图上机器人位置处获得的虚拟激光测量值,可表示为

$$\begin{cases} x_{vn} = d_{vn} \cdot \cos(\alpha_{\min} + \Delta \cdot n) = -d_{vn} \cos \frac{2\pi n}{N} \\ y_{vn} = d_{vn} \cdot \sin(\alpha_{\min} + \Delta \cdot n) = -d_{vn} \sin \frac{2\pi n}{N} \end{cases}, \quad (16)$$

式中, x_{vn} 和 y_{vn} 是第 n 个虚拟测量的数据点云, d_{vn}

为虚拟激光距离。

DFT 的基本思想如图 6 所示,假设机器人的真实位置 (x_{vn}, y_{vn}) 在圆形房间的中间,如图 6(a) 所示,则此时测得的真实激光距离为 d_{vn} 。如果机器人的估计位置是往右上方向移动的,如图 6(b) 所示,则此时机器人在估计位置 (x_{mn}, y_{mn}) 处测得的激光距离为 d_{mn} 。

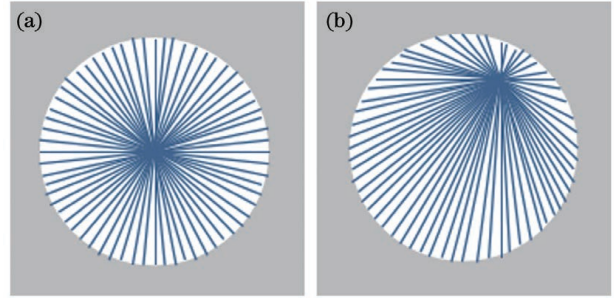


图 6 DFT 改进示例。(a)放在圆形房间中心的机器人的真实扫描;(b)假设机器人在中心移位的虚拟估计测量

Fig. 6 DFT improvement example. (a) Real scan of a robot placed in the center of a circular room; (b) virtual estimation measurement assuming robot displacement in the center

正弦函数的振幅和相位可以当作 DFT 的第一组元素^[19],即

$$X_1 = \sum_{n=0}^{N-1} (d_{mn} - d_{vn}) \exp\left(-\frac{2\pi n i}{N}\right) = \sum_{n=0}^{N-1} (x_{mn} - x_{vn}) + \sum_{n=0}^{N-1} [(y_{mn} - y_{vn}) \cdot i], \quad (17)$$

式中, $d_{mn} - d_{vn}$ 的值是正弦形状的曲线,它的振幅表示真实位置相对于估计位置的偏移,相位表示方向的偏移,周期是 1440 个扫描点。

假设真实位置和估计位置之间的误差较小,即

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{N-1} (x_{vn} + iy_{vn}) &\approx \\ \sum_{n=0}^{N-1} (x_{mn} + iy_{mn}) + Nx_{err} + Ny_{err}i, \end{aligned} \quad (18)$$

则有

$$X_1 \approx -Nx_{err} - Ny_{err}i, \quad (19)$$

式中, x_{err} 和 y_{err} 表示机器人从估计位置偏移到真实位置的误差。

综上,计算 DFT 可以得到从估计位置到真实位置处的位置偏移,根据偏移量可以滤除异常值,多次迭代此过程再一次提高了定位的精度,并在复杂场景下提升了系统定位的稳定性。

4 实 验

4.1 实验环境

基于 Ubuntu16.04 下的 ROS Kinect 对比了传统 AMCL 算法和优化 AMCL 算法的定位精度。机器人物理模型^[19]如图 7 所示,采用双轮差分驱动底

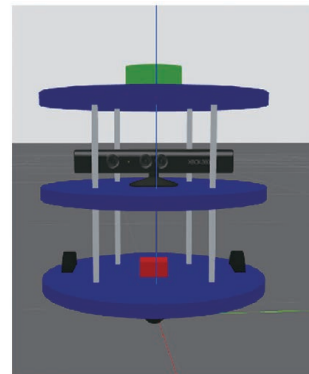


图 7 机器人物理模型

Fig. 7 Robot physical model

盘,配备了激光传感器,最大测量距离达 12 m,机器人运动时的最大线速度为 0.2 m/s,最大角速度为 1 rad/s。

仿真实验通过在 Gazebo 中添加模型模拟了真实世界的物理属性和碰撞属性,通过键盘控制节点引导机器人运动,利用 Gmapping_SLAM 包^[20]构建了定位系统地图,在 Rviz 可视化环境中的定位过程如图 8 所示,定位实验在大小为 127 m×55 m,分辨率为 0.02 m 的地图上进行。

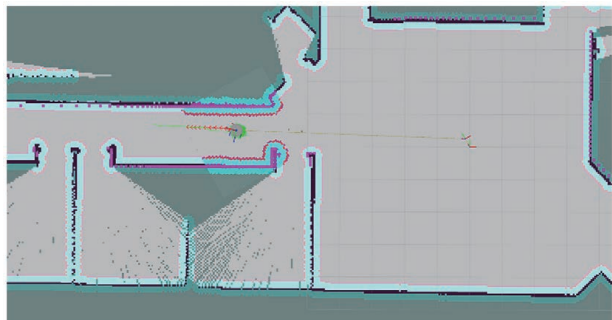


图 8 移动机器人定位过程

Fig. 8 Mobile robot localization process

本定位算法假设初始位姿已知,在实际初始位姿附近生成呈高斯分布的粒子集。算法中设置最小粒子数为 500,最大粒子数为 2000,AMCL 算法的

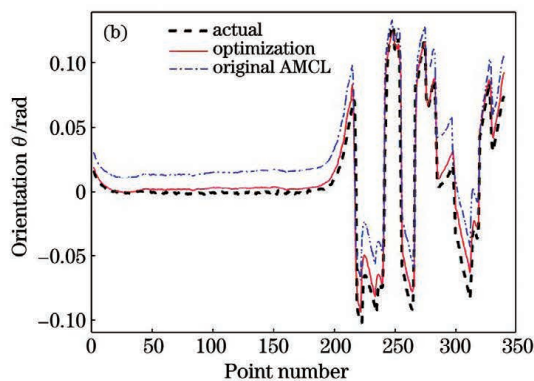
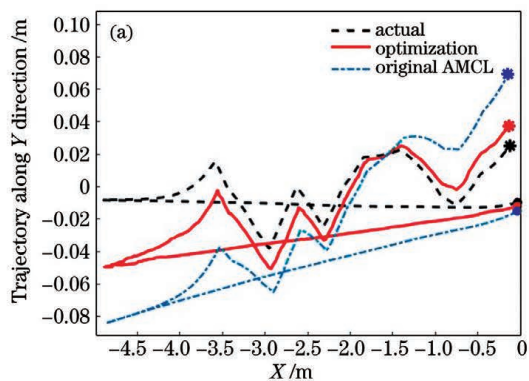


图 9 运动中的绝对定位实验对比。(a)位置轨迹;(b)朝向角

Fig. 9 Comparison of absolute localization experiments in sports. (a) Position trajectory; (b) orientation

为了便于分析,将机器人真实位姿、原始 AMCL 算法输出位姿和优化定位算法输出位姿的轨迹分解为 X 轴和 Y 轴作对比,机器人走过 10 m 的路程中获得了 346 组定位数据。

图 10(a)表示三种输出位姿在 X 轴方向的轨迹对比,因为厘米级的误差对于米级的路径太小,所以三条轨迹近乎重合。图 10(b)表示原始 AMCL 算法和优化定位算法在 X 轴方向的定位误差,其中:点虚线表示原始 AMCL 算法输出位姿和真实位姿间的误差,其中最大误差为 0.173 m,最小误差为

输出位姿是粒子集的加权中心位姿;传统 AMCL 算法默认最大粒子数为 5000。改进之后的算法减少了粒子数量,提高了算法的计算效率。

4.2 运动中的绝对定位精度

移动机器人实现自主导航的前提是精确地定位信息。此实验测试了运动中的机器人在不同算法中的定位精度。

从地图坐标系的原点开始,沿 X 轴负方向直线行驶 5 m 之后控制机器人回到原点位置,返程过程中通过小范围角度调整使行驶路径对齐 X 轴,机器人走过 10 m 的路程,运行时间超过 2 min。

记录机器人的真实位姿和朝向角、原始 AMCL 算法和经过 SM 与 DFT 优化后的定位算法的位姿轨迹和朝向角,实验结果如图 9 所示。图 9(a)中的圆点表示机器人的起点,星号表示机器人的终点,虚线表示机器人运行中的真实位姿输出轨迹,点虚线表示原始 AMCL 算法的位姿输出轨迹,实线表示优化定位算法位姿输出轨迹。由图 9 可知,原始 AMCL 算法的位姿输出误差最大,经过优化后的轨迹明显更接近真实轨迹,误差变小,这表明增加 SM 和 DFT 进程能有效地提高机器人在运动过程中的定位精度。

0.035 m,平均定位误差为 0.055 m,约是三个网格的大小;实线表示优化定位算法输出位姿和真实位姿间的误差,其中最大误差为 0.061 m,最小误差为 0.012 m,平均误差减小为 0.020 m,约是一个网格的大小。

图 11(a)表示三种输出位姿在 Y 轴方向的轨迹对比,在前 170 点机器人一直沿着 X 轴负方向直线运动,位姿的误差随时间呈线性增大的趋势,走过 5 m 之后,允许机器人通过小范围的角度调整沿 X 轴回到原点位置。原始 AMCL 算法位姿和优化定

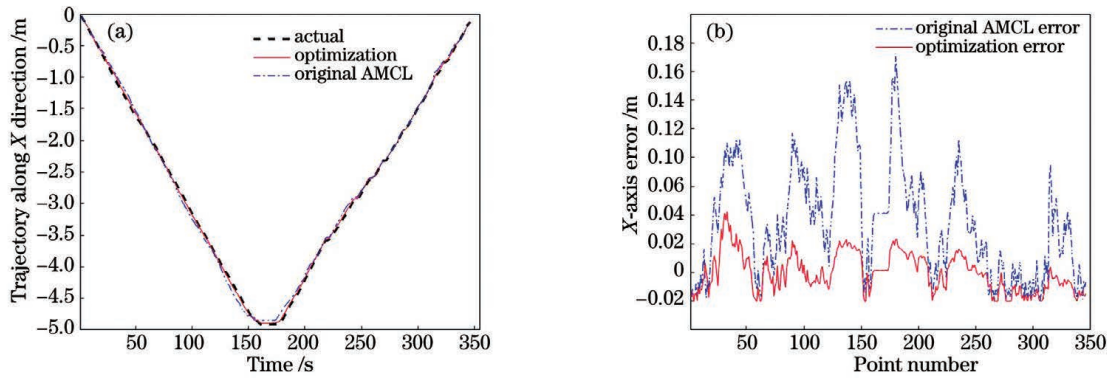


图 10 X 轴方向的位姿对比。(a)轨迹;(b)误差

Fig. 10 Pose comparison in the X-axis direction. (a) Trajectory; (b) error

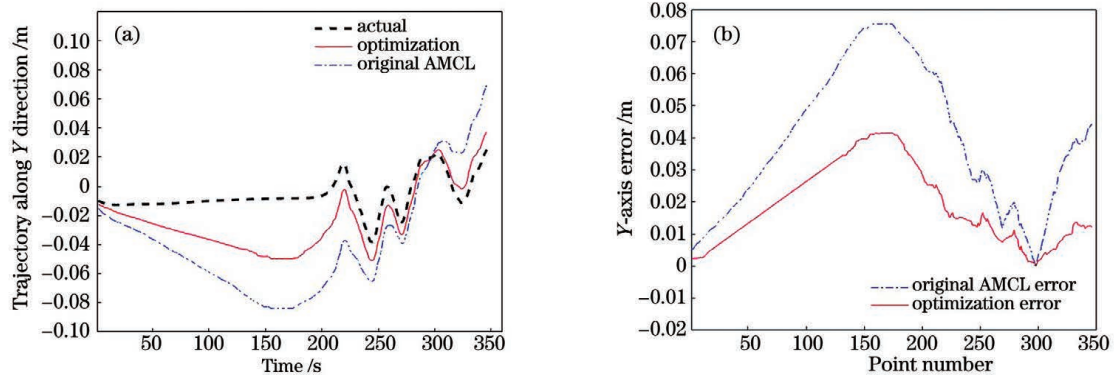


图 11 Y 轴方向的位姿对比。(a)轨迹;(b)误差

Fig. 11 Pose comparison in the Y-axis direction. (a) Trajectory; (b) error

位算法位姿与真实位姿间的误差如图 11(b) 所示。由图 11 可知：原始 AMCL 算法误差最大为 0.077 m，最小误差为 0 m，平均误差为 0.039 m，相当于两个网格的大小；优化后的定位算法误差最大为 0.041 m，最小误差为 0.01 m，平均误差降为 0.019 m，相当于一个网格的大小。

表 1 给出运动中绝对定位间的平均误差，结果表明，经过 SM 和 DFT 优化后的定位算法优于原始 AMCL 和文献[3]中的算法，明显提高了运动中机器人的定位精度。

表 1 绝对定位精度的平均误差

Table 1 Average error of absolute localization accuracy

Algorithm	X /m	Y /m	θ /rad
Original AMCL	0.055	0.039	0.015
In Ref. [3]	0.038	0.038	0.012
Optimization	0.020	0.019	0.008

4.3 重复定位精度

此次实验用来测试机器人重复定位的精度。首先在网格地图自由区域内选择三个点标记为①、②、③，标记点处的位置和姿态分别为 (2, 1, 0)，

(3, 3, 1.571)，(5, 2, 3.142)。实验开始时，机器人从地图坐标系原点出发，通过键盘控制节点控制机器人沿任意路径运动，机器人运动过程中分别经过每个目标点各 5 次，记录机器人到达目标点处的原始 AMCL 算法和优化定位算法的位姿输出，共得到 15 组数据，计算标记点处两种算法的位姿输出与目标点位姿间的误差结果如表 2 所示。

由表 2 可知，选择三个目标点来验证重复定位时两种算法的精度，其中原始 AMCL 算法的最大定位误差分别为 6.8 cm、4.5 cm 和 0.026 rad，平均定位误差分别为 4.5 cm、2.8 cm 和 0.013 rad。在原始 AMCL 的基础上增加 SM 和 DFT 线程，得到优化定位算法，其最大定位误差为 3.3 cm、2.3 cm 和 0.020 rad，平均定位误差为 1.8 cm、1.3 cm 和 0.008 rad。

实验结果表明，优化定位算法较原始 AMCL 算法的位姿精度得到显著提高，但是引入 SM 和 DFT 在一定程度上会影响实时性，2D 激光雷达测量数据频率一般为 20~40 Hz，SM 和 DFT 算法模块的处理时间平均为 15 ms，AMCL 的周期约 25 ms，因此整个周期约为 20 Hz，一般在服务机器人和低速无

表 2 重复定位精度测试结果
Table 2 Repeat localization accuracy test results

Robot pose point	Error of original AMCL			Error of optimization		
	X /m	Y /m	θ /rad	X /m	Y /m	θ /rad
① (2,1,0)	-0.036	-0.013	-0.008	0.023	-0.014	-0.005
	-0.047	-0.017	-0.013	-0.016	-0.008	-0.007
	-0.068	-0.034	-0.017	-0.012	-0.015	-0.003
	-0.053	-0.036	-0.026	-0.025	-0.004	-0.015
	0.029	0.021	-0.009	-0.006	-0.023	0.004
② (3,3,1,571)	0.037	-0.035	-0.013	-0.017	-0.018	0.001
	0.054	0.006	0.021	0.012	-0.012	0.017
	0.065	0.045	0.005	0.033	0.007	0.009
	0.024	-0.017	0.012	0.024	0.016	-0.013
	-0.060	-0.050	-0.018	-0.010	0.021	0.006
③ (5,2,3,142)	-0.028	-0.032	-0.016	0.013	-0.012	0.004
	-0.046	-0.043	0.008	0.025	-0.026	-0.010
	-0.053	0.018	0.007	0.028	0.011	0.012
	-0.017	-0.019	0.013	0.012	0.008	0.002
	0.059	0.028	0.016	0.016	0.012	0.020
Absolute value of max error	0.068	0.045	0.026	0.033	0.023	0.020
Absolute value of min error	0.017	0.006	0.005	0.006	0.004	0.002
Absolute value of mean error	0.045	0.028	0.013	0.018	0.013	0.008

人驾驶车辆上 20 Hz 的定位输出已足以满足机器人导航控制的需求。另外在高速运行的情况可以运用 IMU 对定位结果进行线性插值,从而满足高速导航的控制需求。

优化定位算法增加了 SM 和 DFT 进程,前者利用高斯牛顿的方法强调优化位姿精度,后者通过剔除正确位姿附近的抖动值保证了定位系统的鲁棒性,其中 SM 算法是必要的,当路径不连续有较大的波动时,DFT 算法可以提升稳定性。优化定位算法能正确处理机器人在复杂环境中定位的情况,较原 AMCL 算法,优化定位算法的精度有大幅提高,鲁棒性有大幅提升。

5 结 论

本实验在 ROS 系统下研究了移动机器人的定位精度问题,针对传统 AMCL 算法在复杂环境中定位精度较差的问题,提出了一种改进的 AMCL 定位算法。该算法继承了传统 AMCL 算法高鲁棒性的优点,增加了 SM 和 DFT 进程。SM 以传统 AMCL 的加权均值位姿作为初始值,提高了激光扫描射线

端点与障碍物边缘的对准精度,采用高斯牛顿迭代法对位姿进行优化,基于 DFT 提升了系统的稳定性和鲁棒性。设计了两个实验,验证了优化算法的有效性,第一种方法是运动中的机器人绝对定位位姿精度对比,第二种方法是判断在同一位置处两种算法间的重复定位精度。实验结果表明,在运动路径相同的情况下,优化定位算法精度较传统 AMCL 算法有较大提高。但本文定位算法成功运行的前提是需要已知的机器人初始位姿,后续将针对全局定位问题进行研究。

参 考 文 献

- [1] Mu S S, Qiao C. Ground-target geo-location method based on extended Kalman filtering for small-scale airborne electro-optical platform [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0528001.
穆绍硕, 乔川. 小型机载光电平台中基于扩展卡尔曼滤波的地面目标定位算法 [J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0528001.
- [2] Li P, Zhang Y Y. Global localization for indoor mobile robot based on binocular vision [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041503.

- 李鹏, 张洋洋. 室内移动机器人双目视觉全局定位[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041503.
- [3] Zhang L, Zapata R, Lépinay P. Self-adaptive Monte Carlo localization for mobile robots using range finders[J]. *Robotica*, 2012, 30(2): 229-244.
- [4] Zhao S Q, Gu J, Ou Y S, et al. IRobot self-localization using EKF[C]//2016 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), August 1-3, 2016, Ningbo, China. New York: IEEE Press, 2016: 801-806.
- [5] Wang J W, Yang L H, Shi S D, et al. Indoor integrated navigation algorithm based on workshop measurement positioning system and lidar[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(10): 101201.
王金旺, 杨凌辉, 史慎东, 等. 基于工作空间测量定位系统和激光雷达的室内组合导航算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(10): 101201.
- [6] Zhang T X, Zhou J, Liao H L, et al. Simultaneous localization and mapping strategy of graph optimization based on three-dimensional laser[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(20): 201502.
张天喜, 周军, 廖华丽, 等. 基于三维激光的图优化即时定位与建图策略[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(20): 201502.
- [7] Perea D, Hernández-Aceituno J, Morell A, et al. MCL with sensor fusion based on a weighting mechanism versus a particle generation approach[C]//16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013), October 6-9, 2013, The Hague, Netherlands. New York: IEEE Press, 2013: 166-171.
- [8] Guan R P, Ristic B, Wang L P, et al. KLD sampling with Gmapping proposal for Monte Carlo localization of mobile robots[J]. *Information Fusion*, 2019, 49: 79-88.
- [9] Ivanjko E, Kitanov A, Petrovic I. Model based Kalman filter mobile robot self-localization [M] // Yussouf H. Robot localization and map building. London: InTech, 2010: 60-90.
- [10] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C]//Proceedings 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 99CH36288C), May 10-15, 1999, Detroit, MI, USA. New York: IEEE Press, 1999: 1322-1328.
- [11] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust Monte Carlo localization for mobile robots [J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 128(1/2): 99-141.
- [12] Peng G, Zheng W, Lu Z Z, et al. An improved AMCL algorithm based on laser scanning match in a complex and unstructured environment[J]. *Complexity*, 2018, 2018: 1-11.
- [13] Vasiljević G, Miklič D, Draganjac I, et al. High-accuracy vehicle localization for autonomous warehousing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2016, 42: 1-16.
- [14] Röwekämper J, Sprunk C, Tipaldi G D, et al. On the position accuracy of mobile robot localization based on particle filters combined with scan matching [C] // 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 7-12, 2012, Vilamoura-Algarve, Portugal. New York: IEEE Press, 2012: 3158-3164.
- [15] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics [M]. Cao H Y, Tan Z, Shi X X, et al, Transl. Beijing: China Machine Press, 2017: 99-104.
塞巴斯蒂安·特龙, 沃尔弗拉姆·比加尔, 迪特尔·福克斯. 概率机器人[M]. 曹红玉, 谭志, 史晓霞, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2017: 99-104.
- [16] Wang N, Wang J, Li L H. An improved adaptive Monte Carlo localization method for robot [J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2019, 7(3): 31-37.
王宁, 王坚, 李丽华. 一种改进的 AMCL 机器人定位方法[J]. 导航定位学报, 2019, 7(3): 31-37.
- [17] Zong W P, Li G Y, Li M L, et al. A survey of laser scan matching methods[J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(6): 914-930.
宗文鹏, 李广云, 李明磊, 等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 914-930.
- [18] Chu H, Li C Y, Yang K, et al. Research on localization and navigation algorithm of logistics robot based on multi sensor [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2019(4): 240-243.
褚辉, 李长勇, 杨凯, 等. 多信息融合的物流机器人定位与导航算法的研究[J]. 机械设计与制造, 2019(4): 240-243.
- [19] Fernandez E, Crespo L S, Mahtani A, et al. Learning ROS for robotics programming[M]. Liu J T, Zhang R L, et al. Transl. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2014: 33-51.
恩里克·费尔南德斯, 路易斯·桑切斯·克雷波, 阿尼尔·马哈塔尼, 等. ROS 机器人程序设计[M]. 刘锦涛, 张瑞雷, 等, 译. 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2014: 33-51.
- [20] 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.