

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104301

基于激光信息的移动机器人定位研究*

焦传佳^{1,2} 江 明^{1,2} 徐劲松³ 张 刚⁴ 孙龙龙² 童胜杰² 徐印赞²

(1. 安徽工程大学 高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000;

2. 安徽工程大学 电气工程学院 芜湖 241000; 3. 江苏师范大学 江苏圣理工学院

徐州 221000; 4. 皖西学院 电气与光电工程学院 六安 237000)

摘 要:针对移动机器人在导航定位过程中,使用传统蒙特卡罗定位算法会产生粒子收敛较慢和定位精度不高,以及发生人为绑架情况后重定位效率较低的问题,给出了一种改进的粒子滤波定位方法来提高移动机器人的导航定位效率。首先,在蒙特卡罗定位算法的基础上进行改进,融入自适应区域划分的方法,保证所划区域包含更多有效信息,减少粒子的收敛时间,完成机器人初步粗定位。然后,在粒子采样和重采样阶段,使用正态分布概率模型进行粒子权重更新,实现更加快速高效地全局精定位。通过实验对比分析,所给方法与基于蒙特卡罗定位算法相比较,耗时缩短了4 s,且本文的自适应蒙特卡罗定位方法,能够将定位误差保持在6 cm左右,从而验证了所给方法的有效性和稳定性。

关键词:激光信息;重定位;粒子滤波;划分;移动机器人

中图分类号: TP242; TN958.98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40; 510.80

Research on positioning of mobile robot based on laser information

Jiao Chuanjia^{1,2} Jiang Ming^{1,2} Xu Jinsong³ Zhang Gang⁴ Sun Longlong² Tong Shengjie² Xu Yinyun²

(1. Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control of High-end Equipment, Ministry of Education, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China; 2. School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;

3. JSNU SPBPU Institute of Engineering, Jiangsu Normal University, Xuzhou 241000, China;

4. College of Electrical and Opto Electronic Engineering, West Anhui University, Luan 237000, China)

Abstract: Aiming at the problems of slower particle convergence and poor positioning accuracy when using traditional Monte Carlo positioning algorithms in the navigation and positioning process of mobile robots, as well as low relocation efficiency after artificial kidnapping, this article gives an improved Particle filter positioning method to improve the navigation and positioning efficiency of mobile robots. First of all, it is improved on the basis of the Monte Carlo positioning algorithm and integrated into the method of adaptive region division to ensure that the region contains more effective information, reduce the convergence time of particles, and complete the preliminary coarse positioning of the robot. Then, in the particle sampling and resampling stage, the normal distribution probability model is used to update the particle weights to achieve faster and more efficient global positioning. Through experimental comparison and analysis, compared with the Monte Carlo positioning algorithm, the given method has shortened the time consumption by 4 s, and the adaptive Monte Carlo positioning method in this paper can keep the positioning error at about 6 cm, thus verifying the given method Effectiveness and stability.

Keywords: laser information; relocation; particle filter; divide; mobile robot

0 引言

移动机器人在现代社会中作为一种高效的运输载体,被广泛应用于运输业、制造业、电商业等行业中。

随着各行各业发展的不断壮大,对应用技术的高效性、稳定性需求不断提高,对移动机器人室内定位性能也提出了更高的要求,如使用轮式移动机器人室内导航,实现低延迟、高准确性等。然而,移动机器人在断电重启后容易发生全局定位失效的情况,可能会造成机器人规划出错误的导航路径问题,给用户带来巨大的经济损失,影响工作效率^[1-3]。利用激光信息进行重定位方法的出现,在一定情况上符合了移动机器人断电重启后继续导航的快速性和准确性要求,对机器人硬件性能要求不高,但实时性能较好,可以有效的处理机器人绑架问题^[4]。在机器人室内重定位过程中,激光信息的处理步骤对其定位准确性和鲁棒性的提升起到决定性作用。国内外相关学者和专家,对该领域进行了深入研究,并取得了丰富的研究成果。

李忠发等^[5]针对蒙特卡罗定位算法^[6](monte carlo localization, MCL)定位效率较差,设计了一种基于数据库的定位方法,利用数据库存储定位值,当定位失匹配时,获取数据库存储的定位值用于粒子初始化,从而实现快速恢复定位。实验结果表明,自适应蒙特卡罗定位(AMCL)算法在定位丢失后恢复定位的性能明显优于传统的蒙特卡罗定位算法。陈国军等^[7]针对 RBPF 算法粒子权重退化和粒子匮乏等问题,提出了利用修正梯度细化算法对传统 RBPF 进行改进,改进算法的仿真试验和室内场景试验结果表明,新方法能够有效地提高定位精度,在提升系统鲁棒性的同时也提升了地图构建的准确性。孙曼晖等^[8]针对机器人大范围环境下导航过程中,出现 GPS 定位信息缺失的问题,提出一种包含空间数据库的方法,通过对机器人激光建图信息的存储来实现机器人的重定位,实验结果表明该方法能够细化和丰富原有的空间信息,提高重定位的精度。于镭等^[9]在基于扫描匹配的同时定位与建图的算法基础上,提出了一种自适应粒子数增减的 Gmapping 算法,实验结果表明,优化后的算法降低了耗时,提升了机器人定位的精度,能够满足机器人重定位的需求。王泽民等^[10]针对偏僻机房巡检信号差易丢失定位信息问题,提出一种基于激光 SLAM 的室内导航定位算法,实验结果表明,该算法能够提高机器人定位精度,自动重定位偏差较小,可靠性较好。朱朔凌等^[11]针对移动机器人依靠里程计定位误差较大的问题,提出一种基于高斯牛顿法的扫描匹配算法,该算法能够不依赖里程计模型估计出机器人的位置,实验结果表明,该算法匹配误差较小,具有良好的适应性。

向超等^[12]为了提升移动机器人在室内环境下的全局重定位效率与准确性,提出了一种基于环境语义信息的全局重定位增强方法,该方法在机器人被绑架后,通过深度学习识别方法对区域匹配完成机器人粗定位,以粒子滤波算法完成精定位,实验结果表明,该算法能够有效提高机器人被绑架后重定位的准确度。王彦等^[13]针对粒子滤波算法定位过程中存在计算量大、粒子耗尽问题,提出一种自适应优化组合重采样方法,以缓解粒子耗尽现象,保持粒子的多样性,实验结果表明,改进的算法能够提高机器人定位精度,降低了计算量。陈群英^[14]针对传统粒子滤波机器人定位方法存在迭代过程中种群多样性降低的问题,提出一种基于改进粒子滤波算法,能够提高种群的种类,防止粒子退化,实验结果证明改进算法的可行性。王宁等^[15]针对移动机器人技术中的蒙特卡罗定位算法存在计算量大、实时处理能力差、粒子退化等问题,提出一种基于 AMCL 算法的自适应定位模型,仿真实验结果表明,提出的 AMCL 定位模型能够减少定位误差,能够提高机器人重定位的准确性。

上述研究学者关于移动机器人在室内定位过程中,使用基于粒子滤波的蒙特卡罗定位算法对机器人定位的问题进行了大量的研究,并取得了许多研究成果。但对机器人室内定位速度和效率的改进仍存在较大空间。本文根据以上内容进行研究,给出一种改进的粒子滤波定位方法来提高机器人室内定位效率和准确性,以及改善机器人在丢失信息后,实现快速重定位。首先,在传统的粒子滤波定位算法中融入动态划分的方法,然后,在粒子进行采样和重采样阶段,使用正态分布概率模型进行粒子权重更新,在局部窗口内结合高斯模型更新位姿,实现更加快速高效地全局定位。最后,计算输出重定位位置,并通过实验对比验证了所提方法的有效性和可行性。

1 基于粒子滤波的定位算法

移动机器人依靠自身携带的感知传感器和已知环境地图实现自主定位和导航。机器人携带的感知传感器,能够持续反馈观测数据来实现机器人全局定位和获取周围环境障碍物分布情况,完成自主移动。目前,激光雷达作为较为成熟的室内移动机器人感知传感器被广泛使用。

因此,激光雷达室内定位方法也得到人们的广泛重视,且具有极大的研究意义^[16-19]。近年来,基于粒子滤波的蒙特卡罗定位算法在众多激光雷达室内定位方法中较受到国内外研究人员关注,MCL 能够被用于室内环境下局部和全局定位,与其他定位算法相比其具有更好的适应性^[20]。目前,已经成为全球 2D 激光雷达较为常用的定位技术,具有较大的研究意义。传统的 MCL 算法流程

如图1所示。

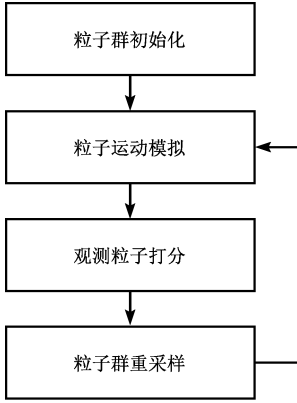


图1 蒙特卡罗定位算法

Fig.1 Monte Carlo positioning algorithm

MCL是一种将概率运动和感知模型融入到粒子滤波算法的室内定位方法,通过传感器观测到的后验信息进行重要性采样,通过不断迭代,估算机器人的位姿,使粒子最终汇聚于机器人的真实位姿附近^[21-24]。本文在MCL的重采样过程中,引入KLD采样^[25]和以 $\max\{0.0, 1.0 - w_{fast}/w_{slow}\}$ 概率增加粒子的随机采样^[26],即可得到AMCL,其中随机采样的 w_{fast}, w_{slow} 可由式(1)~(3)获得。

$$w_{avg} = w_{avg} + w_t^{(i)} / N \quad (1)$$

$$w_{slow} = w_{slow} + a_{slow}(w_{avg} - w_{slow}) \quad (2)$$

$$w_{fast} = w_{fast} + a_{fast}(w_{avg} - w_{fast}) \quad (3)$$

式中: a_{slow} 为长期指数滤波器平均衰减率; a_{fast} 为短期指数滤波器的平均衰减率。 w_{slow} 表示短期似然平均; w_{fast} 表示长期似然平均; w_{avg} 表示经验测量似然; a_{slow} 为短期平均指数滤波器衰减率; a_{fast} 为长期平均指数滤波器衰减率^[27]。通过随机采样可以提高粒子的多样性,而引入KLD采样能随着时间的变化,动态调整粒子数,可以控制粒子群的冗余程度,再通过对AMCL相关参数的优化能够大大提高粒子滤波效率和机器人定位准确性。因此,移动机器人通过激光雷达传感器对室内环境构建栅格地图后,根据本文的AMCL算法能够进行连续定位。

2 基于激光信息的移动机器人重定位方法

在导航过程中当移动机器人遇到断电重启或人为绑架到其他位置后,会产生里程计航迹推算发生错误或丢失定位反馈信息的问题,此时机器人需要感知传感器提供观测信息进行重定位^[28]。采用传统AMCL的机器人定位方法,依靠运动模型对自身位姿进行采样,并模拟产生粒子簇,然后,通过传感器的观测数据和似然域模型,对粒子的权重进行更新,接着进行重采样,再不断迭代后促使粒子收敛到机器人真实位姿附近。但是该过程

需要人为估计机器人重定位初始位姿,但人为干预会产生经验误差和时间代价^[29-30]。本文针对基于AMCL重定位方法的不足之处,给出一种改进的粒子滤波定位方法来提高定位效率。所给方法在AMCL定位算法的基础上进行改进。首先,在粒子滤波初始化阶段,当全局地图中随机产生粒子后,融入动态区域划分的方法,人为动态选择合适大小的区域划定局部粗定位窗口,保证区域包含更多有效信息,对机器人进行粗定位;然后,在观测模型权重更新阶段,使用正态分布概率模型进行粒子权重更新,再根据权重筛选粒子,并随机采样,增加随机粒子进行重采样;接着,粒子滤波器迭代更新,根据粒子权重最大值确定最佳位姿;最后,在局部窗口内结合高斯模型更新位姿,完成精定位,从而实现更加快速高效地全局重定位。所给重定位方法流程如图2所示。

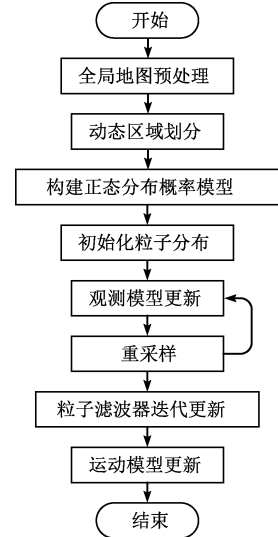


图2 改进的粒子滤波重定位方法

Fig.2 Improved particle filter relocation method

本文重定位算法主要步骤如下。

1) 全局地图预处理,加载全局地图并分成3类,无障碍物存在的区域为空闲区域,有障碍物的区域为占用区域,其他激光雷达未探测到的为未知区域。

2) 动态区域划分,人工动态划分重定位地图窗口区域,缩小粒子大地图全局收敛时间,完成移动机器人粗定位,通过局部地图确定机器人大概位置。

3) 建立栅格地图的正态分布概率模型,根据地图大小和分辨率划分成若干个区域,再将每个区域划分成4个子区域,且划分区域相互重叠,两子区域覆盖达到1/2,计算各子区域的均值和方差,如式(4)、(5)所示。

$$\mu_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

$$\sum_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_i)^T (x_i - \mu_i) \quad (5)$$

式中: μ_i, Σ_i 表示地图点云中第 i 个点所在子区域的栅格点坐标均值和坐标方差; n 为子区域个数; x_i 为子区域内第 i 个点云在栅格地图中的位姿。

4) 初始化粒子分布, 将空闲区域作为有效区域, 在有效区域生成随机粒子; 并模拟机器人运动状态, 机器人的运动和观测方程如下:

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

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

式中: x_t 和 z_t 分别为机器人在 t 时刻的运动状态和观测信息; u_t 为系统的控制噪声; v_t 为观测噪声; f_t 为运动状态转移函数; h_t 为观测函数。

5) 观测模型更新, 由正态分布概率模型与粒子位姿构成, 计算粒子权重和总权重。获取粒子位姿, 并以每个粒子为中心, 计算激光点云落入相应 4 个子区域的得分和, 即对应粒子的权重。对粒子权重预测更新, 靠近真实状态的粒子, 权重大, 分数高。结合步骤 3) 的 μ_i, Σ_i 得粒子的权重计算式 (8) 和 (9)。

$$x'_i = T \cdot x_i \quad (8)$$

$$p = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^4 \exp\left(-\frac{(x'_i - \mu_{ij})^T \sum_{ij} (x'_i - \mu_{ij})}{2}\right) \quad (9)$$

式中: x_i 为当前激光帧中第 i 个点在机器人本体坐标系中的坐标; T 为基于粒子位姿生成的旋转平移矩阵; x'_i 为基于旋转平移矩阵 T , 将激光帧中第 i 个点坐标 x_i 转换到地图点云后的坐标; μ_{ij} 表示第 j 个区域的坐标均值; Σ_{ij} 表示第 j 个区域的坐标方差。

6) 粒子重采样, 根据粒子权重以式 (10) 对粒子进行重采样和以式 (11) 进行随机采样。

$$\begin{cases} w_{slow} = w_{slow} + a_{slow}(w_{avg} - w_{slow}) \\ w_{fast} = w_{fast} + a_{fast}(w_{avg} - w_{fast}) \end{cases} \quad (10)$$

$$\max\{0.0, 1.0 - w_{fast}/w_{slow}\} \quad (11)$$

复制高权重粒子, 舍弃低权重粒子, 返回步骤 5), 不断循环, 直到达到粒子滤波器迭代更新的条件为止。

7) 粒子滤波器迭代更新, 重采样后, 每个粒子的权重相等, 更新粒子簇的最大权重, 若粒子的最大权重大于权重阈值, 则最大权重粒子簇的平均位姿即为最佳位姿, 即完成重定位。

8) 运动模型更新, 将此时的重定位数据传输给运动模型, 根据步骤 7) 中最佳位姿为中心, 划定局部窗口, 在局部窗口内根据高斯模型随机分布粒子, 完成对所有粒子位姿的更新。

3 实验验证与结果分析

本文所提方法运行在 Ubuntu16.04 环境和 ros 系统下, 笔记本电脑硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i5-8250U

CPU, 1.60 GHz, 1.80 GHz, 4G 内存; 软件环境基于 Qt 5.9.1 Creator 软件平台编写 C++ 程序、并设计 UI 界面, 再利用 ros 命令驱动移动机器人, 并利用 rviz 可视化平台和 Gazebo 物理仿真平台对算法进行验证。

3.1 激光 slam-gmapping 建图与定位

首先, 为了验证自适应蒙特卡罗定位算法和基于粒子滤波重定位算法的可行性和准确性, 本文利用 Gazebo 物理仿真平台构建了室内仿真环境, 如图 3 所示。

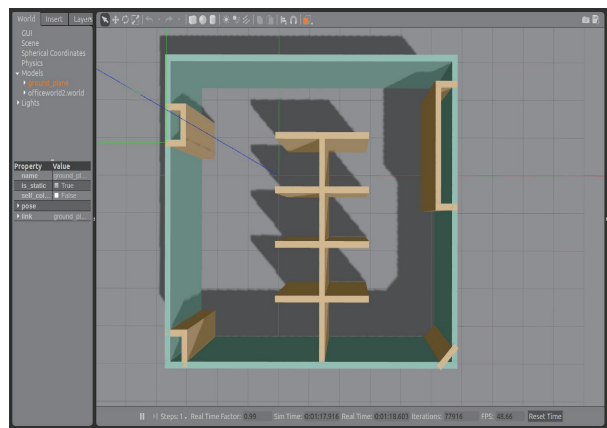


图 3 室内环境 Gazebo 物理仿真

Fig. 3 Gazebo physical simulation diagram of indoor environment

为了简化 ROS 中节点启动步骤, 设计了 UI 界面与 launch 启动文件相关联, UI 图形界面如图 4 所示。

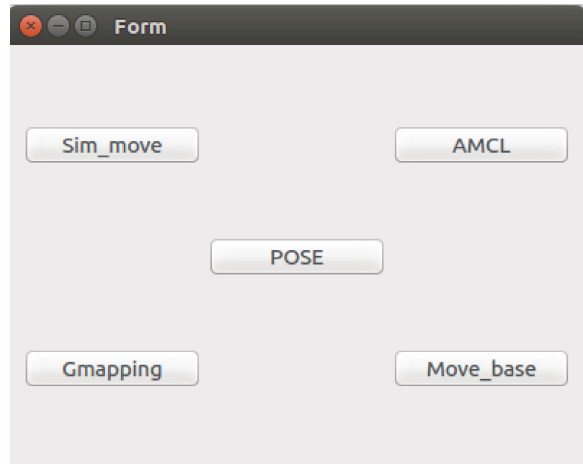


图 4 UI 热键界面

Fig. 4 UI hotkey interface

图 4 中每个热键代表不同节点功能, 其中主要验证本文改进的粒子滤波定位方法, 其中用热键 AMCL 和热键 POSE 启动定位和重定位功能。

接着, 构建室内激光栅格地图, 本文采用 ROS 中开源的粒子滤波 Gmapping 建图方法, 启动热键 Gmapping 构建的地图如图 5 所示。

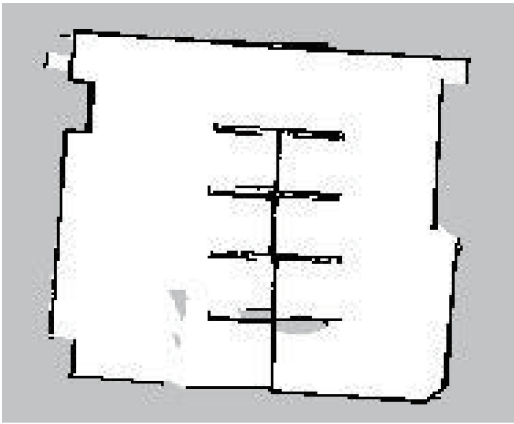


图 5 激光栅格地图
Fig. 5 Laser grid map

图 5 为移动机器人所在的室内仿真环境中获得的激光栅格地图,白色区域为仿真空间中未被障碍物占用的区域,代表着仿真室内环境中机器人可以通行的区域;灰色区域为仿真室内环境中激光雷达未探测区域;黑色区域为仿真室内环境中被障碍物占用的不可通行区域。

然后,本文通过人为启动热键 AMCL 进行移动机器人仿真室内环境自主定位实验,移动机器人在运动过程中开始自主实现定位的主要过程如图 6 所示。

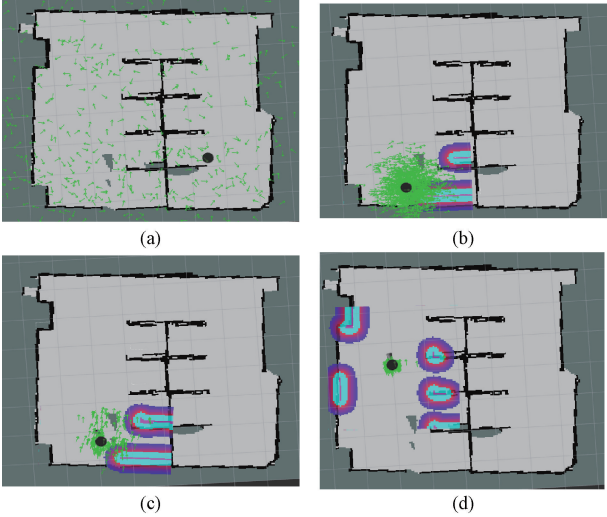


图 6 自适应蒙特卡罗定位算法仿真
Fig. 6 Simulation diagram of adaptive Monte Carlo positioning algorithm

图 6(a) 为机器人全局初始化;图 6(b) 为人为估计初始位姿后,大量粒子向初始位置收敛;图 6(c) 为机器人移动过程中,由 KLD 采样控制粒子冗余程度;图 6(d) 为粒子收敛到机器人真实位置处。

为了验证本文改进的粒子滤波定位方法的准确性,实验采用 Turtlebot2 在室内进行直线运动,该机器人上配

置了 Ubuntu16.04 环境和 ros 系统,实验设定运动距离长度设为 4 m,通过采用本文算法与机器人实时位置作差比较,并根据 540 组定位数据,进行时间戳对齐,得到 260 组数据,采用 MATLAB 仿真获取误差对比图如图 7~9 所示。

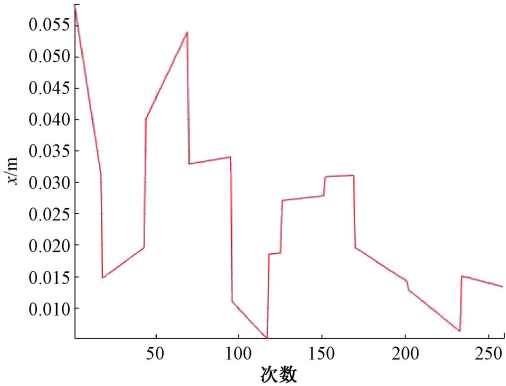


图 7 x 方向偏差图
Fig. 7 X-direction deviation diagram

图 7 为 x 方向偏差图,随着筛选次数增加,本文算法与实际位置在 x 方向的偏差有波动,但范围在逐渐缩小。由图 7 可知, x 方向距离偏差最大为 0.058 5 m,最小偏差距离为 0.005 0 m,由于激光雷达在使用时需要初始化,所以初始阶段段差距较高,随着粒子逐渐收敛,偏差减小。

图 8 为 y 方向偏差图,随着筛选次数增加,本文算法在 y 方向偏差要劣于 x 方向,但是整体趋势在逐渐减小。图 8 可知,本文定位算法与机器人实际位置相比, y 方向距离偏差最大为 0.118 5 m,最小偏差距离为 0.002 1 m,最终维持在 0.057 6 m。

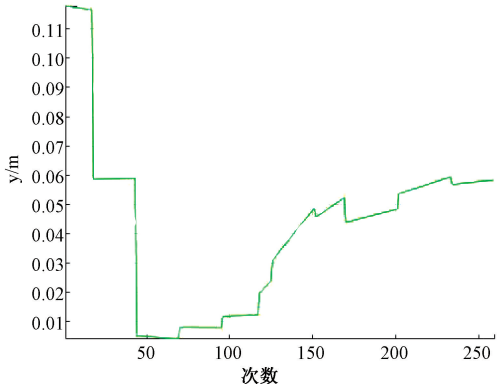


图 8 y 方向偏差图
Fig. 8 Y-direction deviation diagram

机器人使用本文算法运行轨迹和理想直线真实轨迹的距离偏差如图 9 所示,偏差最大值为 0.131 6 m,最小偏差为 0.013 2 m,从图 9 可知,偏差最终维持在 0.060 0 m,误差在可控范围内。所以实验验证了本文定位算法的可行性和准确性。

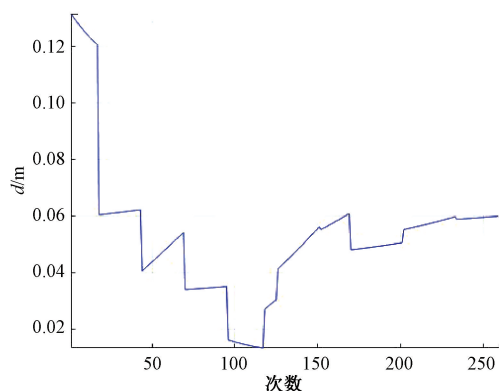


图 9 距离偏差

Fig. 9 Distance deviation

3.2 移动机器人重定位结果

为了验证所给改进的粒子滤波重定位方法的可行性和适应性。实验在仿真环境下进行验证,用本文所给算法与传统 AMCL 的定位方法进行对比分析。

首先,在机器人正常运行过程中,人为绑架机器人,然后启动重定位方法对机器人进行定位,本文给出的重定位算法,通过启动热键 POSE 来实现,并记录定位过程耗时。对比实验过程如图 10 所示。

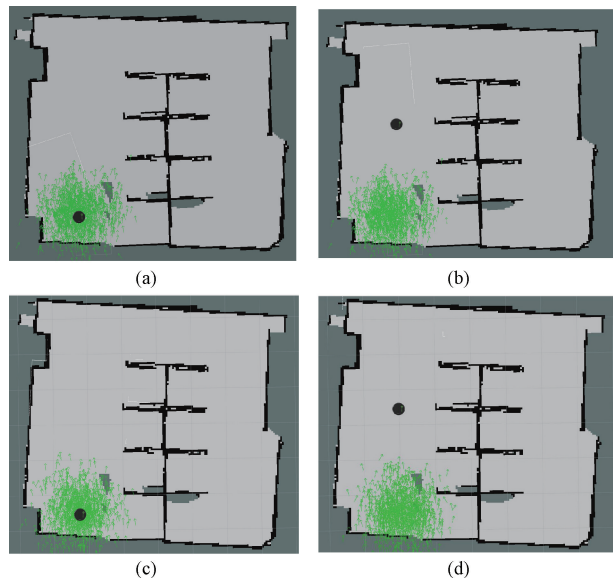


图 10 机器人绑架

Fig. 10 Robot kidnapping

移动机器人在突然断电或人为绑架后,里程计会失去先验信息,造成定位失败,只能依靠感知传感器提供观测信息进行重定位。图 10(a) 和 (c) 为机器人在被绑架前地图中的位姿图,图 10(b) 和 (d) 为被绑架后机器人位姿图。此时机器人位姿与真实位姿不同,机器人失去了先验信息。为了获取当前位姿信息,启动机器人重定位,传统 AMCL 重定位算法与本文所给重定位算法对比实验如图 11 所示。

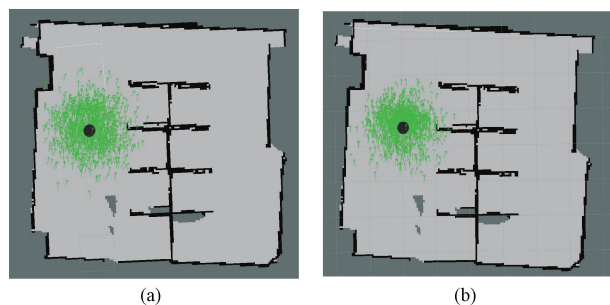


图 11 机器人重定位效果对比

Fig. 11 Comparison of robot relocation

分析图 11 可知,图 11(a) 为 AMCL 重定位效果图,由于人为估计初始位姿存在经验误差,造成重定位获取的初始位姿准确性较差,造成后续导航定位过程中粒子收敛变慢问题;图 11(b) 为本文所给算法重定位效果图,基于动态区域划分的重定位方法,通过人为动态选择合适大小的区域,在当前位姿划定局部窗口,保证区域包含更多有效信息,对机器人进行粗定位,大大缩小粒子全局收敛范围,加快收敛速度。

然后,为了验证本文重定位方法的准确性和快速性,采用传统的控制变量法设计实验,统一给定相同运动距离,设置不同目标点位置,并在行驶过程中使机器人保持直线运动,通过对传统基于 AMCL 的重定位方法和本文给出的重定位方法进行对比实验分析,观察实验现象得出结论。

在实验过程中,当机器人获取当前初始位姿后,本文使用两种方法来对粒子进行采样和重采样进行实验对比,在采样和重采样过程中,机器人运动过程中不断更新自身位姿,粒子开始向机器人真实位姿处不断地收敛变化,两组实验对比效果如图 12 所示。

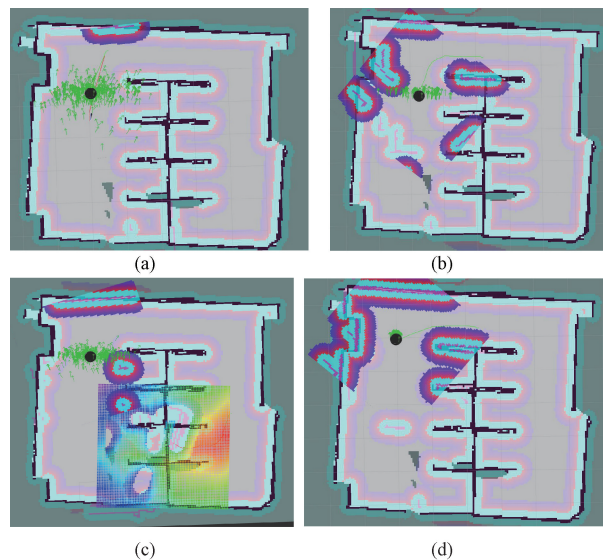


图 12 机器人状态更新效果

Fig. 12 The effect diagram of robot status update

分析图 12 可知,在 AMCL 定位方法中,图 12(a) 为机器人运动后粒子逐渐收敛,图 12(b) 为粒子收敛到机器人真实位姿附近,传统基于粒子滤波定位方法的重采样,依靠似然域打分模型,根据激光点云和采样粒子位置之间的距离计算粒子权重,且由于人为估算的初始位姿,存在经验误差,所以计算量大;而在本文所给方法中,图 12(c) 表示机器人运动后粒子逐渐收敛,图 12(d) 为机器人收敛到真实位姿处,由于本文重定位方法采用基于动态划分的方法,初始位姿更准确,减少了收敛时间和计算量,所以粒子收敛更快更准确,此外本文采用正态分布概率模型进行粒子权重更新,在局部窗口内结合高斯模型更新位姿,实现更加快速高效地全局重定位。最后,机器人到达目的地的效果如图 13 所示。

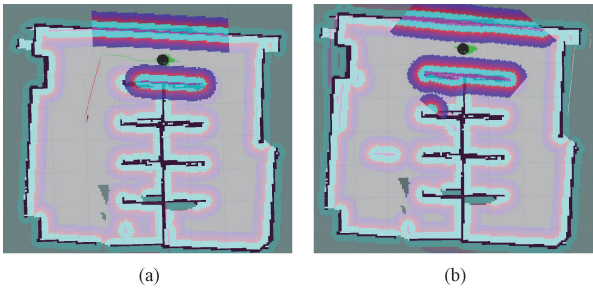


图 13 目的地效果

Fig. 13 Destination rendering

为了验证两种定位算法对机器人自主导航的影响,通过记录机器人在相同路径中,从初始位姿到达目的地所耗时间进行对比分析。

路程耗时间对比如表 1 所示,实验分别设置了运动起始点和 4 组线段路程,分别为路程 1、路程 2、路程 3、路程 4,如图 14 所示。

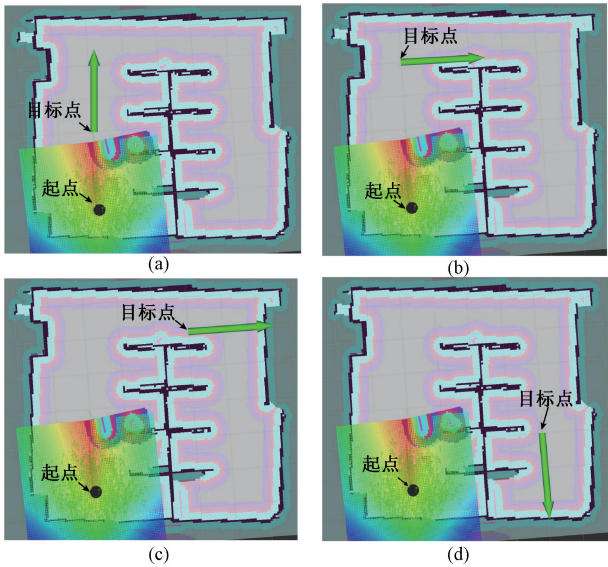


图 14 重定位耗时耗时测试

Fig. 14 Relocation time-consuming and time-consuming test

图 14 中,实验人为设定的四段路程起始点均位于同一点,所设定的运动目标点为图 14 中箭头尾部所在位置,其中,图 14(a) 为路程 1,图 14(b) 为路程 2,图 14(c) 为路程 3,图 14(d) 为路程 4。本文实验中四段路程的两种方法对比耗时记录如表 1 所示。

表 1 机器人自主导航耗时

Table 1 Time-consuming robot relocation (s)				
方法	路程 1	路程 2	路程 3	路程 4
传统 AMCL	18.21	29.13	48.01	73.01
本文算法	14.05	25.70	43.67	68.02

分析表 1 对机器人自主导航完成路程 1 到路程 4 的耗时可知,本文算法自主导航完成耗时要少于传统 AMCL 算法,平均节省时间约为 4 s,因此,在相同起点和终点条件下,本文算法定位效率要优于传统 AMCL 的定位算法,从而验证了本文算法的有效性和快速性。

4 结 论

本文针对移动机器人在导航定位过程中,传统的蒙特卡罗定位算法会产生粒子收敛较慢、定位精度较低,以及人为绑架后重定位效率较低的问题,给出了一种改进的粒子滤波定位方法来提高移动机器人室内导航定位效率。首先,在粒子滤波的基础上,所给方法在初始化阶段于全局地图中随机产生粒子后,融入动态区域划分的方法,由人为动态选择合适的区域,保证所划区域包含更多有效信息,完成机器人初步粗定位。然后,在粒子采样和重采样阶段,使用正态分布概率模型进行粒子权重更新,实现更加快速高效地全局精定位。通过实验对比分析,所给定位方法与传统 AMCL 定位方法相比较,耗时平均缩短约 4 s,且本文的定位方法,能够将定位误差保持在 6 cm 左右,从而验证了所给方法的有效性和稳定性。

参考文献

[1] 陈永刚,刘冠峰. 一种具有全局定位能力的移动机器人传感混合算法[J]. 光电子·激光, 2020, 31(11): 1175-1181.
CHEN Y G, LIU G F. A hybrid sensing algorithm for mobile robot with global positioning capability [J]. Optoelectronics, Laser, 2020, 31(11): 1175-1181.
[2] 余铎,王耀南,毛建旭,等. 基于视觉的移动机器人目标跟踪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 227-235.
YU D, WANG Y N, MAO J X, et al. Vision-based target tracking method for mobile robots [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (1): 227-235.
[3] 蒋林,向超,朱建阳,等. 加载语义似然估计的粒子滤波重定位[J]. 电子学报, 2021, 49(2): 306-314.

- JIANG L, XIANG C, ZHU J Y, et al. Particle filter relocation with semantic likelihood estimation [J]. Acta electronica Sinica, 2021, 49(2): 306-314.
- [4] 易文泉, 赵超俊, 刘莹. 移动机器人自主定位与导航技术研究[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(5): 400-405.
- YI W Q, ZHAO CH J, LIU Y. Research on autonomous positioning and navigation technology of mobile robot [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(5): 400-405.
- [5] 李忠发, 杨光, 马磊, 等. 变电站巡检机器人重定位研究[J]. 计算机科学, 2020, 47(S1): 599-602.
- LI ZH F, YANG G, MA L, et al. Research on relocation of substation inspection robot [J]. Computer Science, 2020, 47(S1): 599-602.
- [6] 赵广帅, 耿振野, 崔林飞. 基于改进的粒子滤波蒙特卡洛定位算法研究[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2020, 43(5): 110-117.
- ZHAO G SH, GENG ZH Y, CUI L F. Research on Monte Carlo localization algorithm based on improved particle filter [J]. Journal of Changchun University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 43(5): 110-117.
- [7] 陈国军, 陈巍. 基于改进 RBPF 算法的移动机器人 SLAM 方法研究[J]. 自动化仪表, 2019, 40(5): 61-64.
- CHEN G J, CHEN W. Research on SLAM method of mobile robot based on improved RBPF algorithm [J]. Automation Instrument, 2019, 40(5): 61-64.
- [8] 孙曼晖, 杨绍武, 易晓东, 等. 基于 GIS 和 SLAM 的机器人大范围环境自主导航[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 586-592.
- SUN M H, YANG SH W, YI X D, et al. Robot autonomous navigation in large scale environment based on GIS and slam [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 586-592.
- [9] 于镭, 张国强, 王泽龙. 基于单舵轮搬运机器人的导航系统设计[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 11-16.
- YU L, ZHANG G Q, WANG Z L. Design of navigation system based on single steering wheel handling robot [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(18): 11-16.
- [10] 王泽民, 林晓焕, 宋扬. 铁路中继站室内巡检机器人的设计[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(12): 97-102.
- WANG Z M, LIN X H, SONG Y. Design of indoor inspection robot for railway relay station [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(12): 97-102.
- [11] 朱朔凌, 毛建旭, 王耀南, 等. 基于惯性导航角度补偿的室内激光 SLAM 方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(3): 1-7.
- ZHU SH L, MAO J X, WANG Y N, et al. Indoor laser slam method based on inertial navigation angle compensation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(3): 1-7.
- [12] 向超, 蒋林, 雷斌, 等. 基于环境语义信息的移动机器人重定位增强[J]. 武汉科技大学学报, 2020, 43(3): 224-229.
- XIANG CH, JIANG L, LEI B, et al. Mobile robot relocation enhancement based on environmental semantic information [J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2020, 43(3): 224-229.
- [13] 王彦, 张鹏超, 姚晋晋, 等. 基于重采样技术的激光 SLAM 系统优化设计[J]. 中国科技论文, 2020, 15(1): 125-130.
- WANG Y, ZHANG P CH, YAO J J, et al. Optimization design of laser slam system based on resampling technology [J]. Chinese scientific paper, 2020, 15(1): 125-130.
- [14] 陈群英. 移动机器人同时定位与地图构建方法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2018, 1(5): 31-34.
- CHEN Q Y. Research on the method of simultaneous positioning and map construction of mobile robot [J]. Automation and Instrumentation, 2018, 1(5): 31-34.
- [15] 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.
- WANG N, WANG J, LI L H. An improved localization method for AMCL robot [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(3): 31-37.
- [16] 欧为祥, 陆泽青, 朱达群, 等. 基于激光雷达的移动机器人室内定位与导航[J]. 电子世界, 2019, 40(23): 144-145.
- OU W X, LU Z Q, ZHU D Q, et al. Indoor positioning and navigation of mobile robot based on lidar [J]. Electronic World, 2019, 40(23): 144-145.
- [17] 范海廷, 杜云刚. 基于激光 SLAM 的移动机器人导航算法研究[J]. 机床与液压, 2015, 30(14): 1-7.
- FAN H T, DU Y G. Research on navigation algorithm of mobile robot based on laser slam [J]. Machine Tools and Hydraulics, 2015, 30(14): 1-7.
- [18] 钱东海, 陈成, 孙林林, 等. 基于激光雷达的叉车型自动导引小车定位研究[J]. 自动化与仪表, 2021, 36(3): 28-44.
- QIAN D H, CHEN CH, SUN L L, et al. Research on

- positioning of forklift AGV based on lidar [J]. Automation and Instrumentation, 2021, 36(3): 28-44.
- [19] 吴晓峰, 陈少斌, 黄宴委. 基于激光雷达的复杂环境定位研究[J]. 机电技术, 2021, 41(1): 31-34.
WU X F, CHEN SH B, HUANG Y W. Research on complex environment positioning based on lidar [J]. Electromechanical Technology, 2021, 41(1): 31-34.
- [20] 赵广帅, 耿振野, 崔林飞. 基于改进的粒子滤波蒙特卡洛定位算法研究[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2020, 43(5): 110-117.
ZHAO G SH, GENG ZH Y, CUI L F. Research on Monte Carlo localization algorithm based on improved particle filter [J]. Journal of Changchun University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 43(5): 110-117.
- [21] 王文龙, 李清泉. 基于蒙特卡罗算法的车辆跟踪方法[J]. 测绘学报, 2011, 40(2): 200-203.
WANG W L, LI Q Q. Vehicle tracking method based on Monte Carlo algorithm [J]. Journal of Surveying and Mapping, 2011, 40(2): 200-203.
- [22] 韩雨薇, 郑安迪, 朱俞竹, 等. 蒙特卡洛粒子滤波算法应用研究[J]. 科技资讯, 2020, 18(35): 12-16.
HAN Y W, ZHENG AN D, ZHU Y ZH, et al. Application Research of Monte Carlo particle filter algorithm [J]. Sci Tech Information, 2020, 18(35): 12-16.
- [23] 丁林祥, 陶卫军. 未知环境下室内移动机器人定位导航设计与实现[J]. 兵工自动化, 2018, 37(3): 12-17.
DING L X, TAO W J. Design and implementation of indoor mobile robot positioning and navigation in unknown environment [J]. Ordnance Automation, 2018, 37(3): 12-17.
- [24] 郑文磊, 程磊, 余秋月, 等. 基于自适应观测模型的移动机器人室内蒙特卡罗动态定位系统研究[J]. 高技术通讯, 2017, 27(Z1): 848-855.
ZHENG W L, CHENG L, YU Q Y, et al. Research on mobile robot indoor Monte Carlo dynamic positioning system based on adaptive observation model [J]. High Tech Communication, 2017, 27(Z1): 848-855.
- [25] 徐壮, 彭力. 基于KLD采样的自适应粒子滤波目标跟踪算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(12): 182-188.
XU ZH, PENG L. Adaptive particle filter target tracking algorithm based on KLD sampling [J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 182-185.
- [26] 王洁, 王洪玉, 高庆华, 等. 一种适用于移动传感器网络的增强型蒙特卡罗定位跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 864-868.
WANG J, WANG H G, GAO Q H, et al. An enhanced Monte Carlo localization and tracking algorithm for mobile sensor networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 32(4): 864-868.
- [27] 谢奥. 基于改进AMCL的AGV全局定位算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
XIE AO. Research on AGV global positioning algorithm based on improved AMCL [D]. Ji'nan: Shandong University, 2020.
- [28] 萧志聪, 苏成悦, 叶迅. 基于粒子滤波的室内机器人定位研究[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(1): 117-121.
XIAO ZH C, SU CH Y, YE X. Research on indoor robot positioning based on particle filter [J]. Computer and Digital Engineering, 2021, 49(1): 117-121.
- [29] 武斌, 田清. 改进无迹粒子滤波的室内移动目标定位算法[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(3): 153-160.
WU B, TIAN Q. Indoor moving target localization algorithm based on improved unscented particle filter [J]. Sensors and Microsystems, 2021, 40(3): 153-160.
- [30] 章弘凯, 陈年生, 范光宇. 基于粒子滤波的智能机器人定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(2): 134-139.
ZHANG H K, CHEN N SH, FAN G Y. Intelligent robot localization algorithm based on particle filter [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(2): 134-139.

作者简介



焦传佳, 2017年于滁州学院获得学士学位, 现安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人室内即时定位与地图构建。

E-mail: 1871569615@qq.com

Jiao Chuanjia received his B. Sc. degree from Chuzhou University in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui Polytechnic University. His main research interests include image recognition and its application.



江明(通信作者), 1993年于上海工业大学(现上海大学)获得硕士学位, 现为安徽工程大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为机器人智能控制系统和先进检测技术。

E-mail: kjjm@ahpu.edu.cn

Jiang Ming (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Shanghai Technology University (now Shanghai University) in 1993. Now he is a professor and M. Sc. supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include robotic intelligent control system and advanced detection technology.