

加载语义似然估计的粒子滤波重定位

蒋 林^{1,2}, 向 超¹, 朱建阳^{1,2}, 刘 奇¹

(1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室, 湖北武汉 430081;
2. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 湖北武汉 430081)

摘 要: 针对移动机器人全局重定位时易出现定位错误的问题, 本文提出一种基于构建的语义地图, 并加载语义似然估计的粒子滤波重定位的解决方法. 利用激光雷达建立环境栅格地图, 同时结合三维深度相机对物体的识别与定位信息, 赋予栅格语义信息, 得到环境语义地图. 在重定位过程中, 通过粒子滤波方法同时进行栅格地图结构匹配与环境语义信息的匹配, 以推算机器人在地图上的实际位置. 通过实验证明所提出方法克服了现有粒子滤波方法仅利用环境结构信息进行匹配的不足, 有效解决机器人全局重定位容易出错的问题, 增强了重定位的鲁棒性, 同时增强了重定位的收敛速度.

关键词: 全局重定位; 语义地图; 粒子滤波; 语义似然

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)02-0306-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200396

Particle Filter Relocation with Semantic Likelihood Estimation

JIANG Lin^{1,2}, XIANG Chao¹, ZHU Jian-yang^{1,2}, LIU Qi¹

(1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China;

2. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China)

Abstract: Aiming at the problem that mobile robots are prone to localization errors during global relocation, this paper proposes a particle filter relocation method based on the constructed semantic map and loading semantic likelihood estimation to solve the problem. Using the lidar to establish the environmental grid map, meanwhile combing with the three-dimensional depth camera's object recognition and positioning information, the environmental semantic map is obtained by giving semantic information. During the relocation process, the particle filter method is used to simultaneously match the grid map structure and the semantic information of the environment to calculate the actual position of the robot on the map, and accurately to realize the position relocation. Experiments results show that this method can overcome the shortcomings of the original particle filtering method that only uses environmental structure information for matching, also solve the problem of robot global relocation error-prone and enhance the robustness of relocation, and enhances the convergence speed of relocation.

Key words: global location; semantic map; particle filter algorithm; semantic likelihood

1 引言

移动机器人对于环境建模有栅格地图、拓扑地图、特征地图等地图形式. 其中栅格地图已成为当前用于导航的主流地图形式, 国内外研究人员也已经开发并开源了基于粒子滤波^[1]、图优化方法^[2]等多种主流即时定位与栅格地图构建方法, 可以很好地创建栅格

地图.

栅格地图虽然其已能满足机器人基础的定位与导航, 但只表达了环境障碍物信息, 在通过粒子滤波器^[3]重定位^[4]过程中, 当环境结构信息较为简单或者较为相似时, 可利用的信息不够丰富, 仅用激光雷达击中点与栅格地图上障碍物的似然域进行匹配来完成重定位会经常错误收敛或短时间无法收敛.

收稿日期: 2020-04-27; 修回日期: 2020-08-03; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No. 2019YFB1310000); 湖北省自然科学基金 (No. 2018CFB626); 武汉市应用基础前沿项目 (No. 2019010701011404); 机器人与智能系统研究院开放基金 (No. F201803)

国内外研究者组合多种信息帮助机器人完成重定位,胡章芳等人^[5]通过在环境中布局二维码,增加额外信息约束粒子采样,黄鹤等人^[6]则通过在环境内布局多摄像头监控,在多摄像头采集的图像中提取 ORB 特征来检测机器人,确定机器人位于哪个子地图,提高了机器人绑架后的解绑架效率. X Zhang 等人^[7]将基于自然地标与视觉里程计的定位方式结合提高了机器人定位的准确率与效率.

随着深度学习方法的发展,将语义信息与几何信息结合提高机器人定位效果已成为一个研究热点. 杨爽等人^[8]利用环境中的语义地标信息与机器人在实际位姿下的语义激光信息完成对机器人定位的修正,增强了定位准确性与定位精度. Yu 等人^[9]提出在动态场景下利用 SegNet 网络提取语义信息帮助剔除各帧动态物体上的特征点,从而提高定位准确性的方法. 陈永彬^[10]通过语义分割的方法限定两帧图像中特征点匹配范围,将两帧图像上同类物体上的特征点匹配,减少误匹配点,提高了定位的精度与鲁棒性. 张威^[11]针对机器人运动丢失、机器人全局定位等问题,提出基于物体属性的重定位方法,在去除动态障碍物的基础上,判断历史关键帧是否包含当前观测图像中的物体,缩小与关键帧的匹配范围,并利用 SUFT 特征完成位姿估计,提高了重定位效率与准确性.

本文结合物体检测识别方法与粒子滤波方法,提出一种基于物体语义似然的粒子滤波重定位方法,整体过程如图 1 所示. 首先建立环境语义地图:在同时定位与建图过程中,利用激光雷达建立二维栅格地图,并通过 KinectV2 相机获取环境内的语义信息,同步机器人定位信息,映射语义点云并利用贝叶斯滤波方法增量式构建环境语义地图. 在机器人被绑架或定位失效后,利用已构建的激光栅格地图与语义地图进行重定位:通过激光栅格地图获取障碍物似然域,以及通过语义地图获取物体语义似然域,粒子滤波器全局撒布粒子,匹配过程中通过激光和语义仿激光数据同时对地图的似然匹配,计算粒子权重,并进行重采样,逐渐迭代,以完成对机器人状态的估计.

2 环境语义地图建立

近些年来,基于卷积神经网络的目标检测方法^[12]使计算机视觉技术实际应用成为了可能,其中 SSD^[13]结合了 YOLO^[14]的网格化回归思想和 faster R-CNN^[15]的 Anchor 机制,同时加入了多尺度特征图检测,兼顾了检测快速性与准确性的优势,利于机器人对环境语义信息的提取. 本文收集并标注了包含室内常见物体多视角、多视距、多亮度观测下的 12000 张室内场景图片,用于基于 SSD 模型的训练与测试,得到了室内物体检

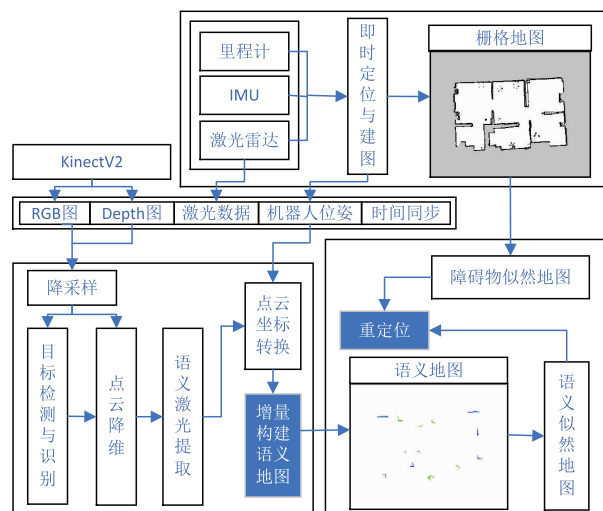


图1 整体框架图

测识别模型,综合检测精度为 0.81.

由于环境中存在不规则物体,二维激光雷达扫描物体所得的数据通常在栅格地图上不连续,为了较为完整地将各类物体在栅格地图中连续表达,本文采用微软 KinectV2 获取三维点云数据,弥补二维激光雷达不足,获取物体连续占用栅格.

如机器人前方某一帧相机观测数据如图 2,在二维激光雷达观测中,机器人前方的椅子如图 3(a)中几个绿色单点所示. 本文通过 KinectV2 获取三维点云,去除地面并只保留检测框内每一列最近点完成降维,模拟激光雷达击中点,称为仿激光数据,对应结果如图 3(b)所示,图中将检测框内击中点按照绿色标识,检测框外数据按照黑色标出. 检测框一般会大于物体区域,为了少提取到背景,本文只提取该帧中离机器人最近的连续栅格作为检测物体区域,如图 3(c)所示绿色栅格,由于此时仿激光数据被赋予类别,本文将该图所示数据称为语义仿激光数据.

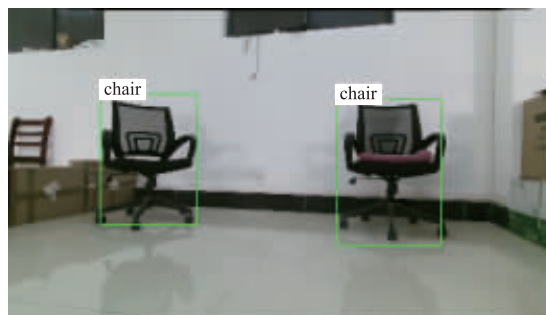


图2 观测以及检测结果

由于 KinectV2 分辨率较大,数据冗余,为了减少数据量,在保证一定分辨率的基础上,采用最近邻采样方法将 RGB 图像与 depth 图像降采样到原图的 1/4 大小,完成以上点云提取后,结合 slam 算法定位信息获取方法,将点

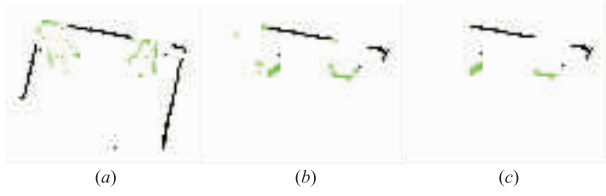


图3 激光、仿激光以及语义仿激光数据

云转换到机器人坐标系,继而转换到全局地图中. 机器人摄像头坐标系与机器人坐标系之间的变换矩阵 T_{rk} 、机器人坐标系与全局坐标系之间的变换矩阵 T_{wr} 分别为:

$$T_{rk} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & -0.095 \\ 0 & 0 & 1 & 0.135 \\ 0 & -1 & 0 & 0.330 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$T_{wr} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 & t_x \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 t_x, t_y, θ 为slam算法在线输出的机器人的位姿. 如KinectV2坐标系下某点坐标为 (x_k, y_k, z_k) ,则其转换到全局下坐标为:

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = T_{wr} * T_{rk} * \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

最终得到点云在语义地图坐标系下的坐标,即物体在语义地图中的坐标:

$$\begin{bmatrix} x_{\text{cell}} \\ y_{\text{cell}} \end{bmatrix} = \text{int} \left(\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \end{bmatrix} / \text{resolution} \right) \quad (4)$$

其中resolution为语义地图的分辨率,其与slam算法构建的栅格地图分辨率相等,对于本文为0.05m.

由于传感器数据与定位数据存在一定的误差,将语义地图估计问题表示为:

$$p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) = \prod p(m_i | x_{1:t}, z_{1:t}) \quad (5)$$

采用贝叶斯推理方法来不断更新地图栅格存在物体的概率. 其中:

$$p(m_i | x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(z_i | m_i, z_{1:t-1}, x_{1:t}) * p(m_i | z_{1:t-1}, x_{1:t})}{p(z_i | z_{1:t-1}, x_{1:t})} = \frac{p(z_i | m_i, x_t) * p(m_i | z_{1:t-1}, x_{1:t-1})}{p(z_i | z_{1:t-1}, x_{1:t-1})} \quad (6)$$

$$\text{其中 } p(z_i | m_i, x_t) = \frac{p(m_i | z_i, x_t) p(z_i | x_t)}{p(m_i | x_t)}$$

对于提取的语义仿激光击中栅格进行概率增值,如图3绿色栅格,并将图3(c)所示仿激光观测范围定义为图4所示的几个区域,深灰色部分为检测框以外的

仿激光数据经过区域,浅灰色部分为检测框内除提取的连续物体区域外的仿激光数据经过区域,在一帧中认为这些仿激光观测经过区域不存在检测物体,降低这些区域的栅格被检测物体占用概率,但深灰色栅格区域在检测过程中离实际物体位置较远,不存在检测物体概率更大,故在一帧检测中减小值设定更大,以更新地图中的语义物体占用概率.

在机器人遍历完成整体环境后,通过各个栅格的最终后验概率是否大于一定阈值判定栅格中是否存在检测物体,得到环境语义地图.

为了验证文中所述建图方法的有效性,搭建了如图5所示的机器人实验验证平台,主要包括了编码器、IMU、KinectV2相机、Sick公司的Lms111激光雷达等传感器,其控制单元为英特尔微型控制器,其处理器为酷睿六代i7,主频2.6GHz,操作系统采用Ubuntu并运行ROS系统.

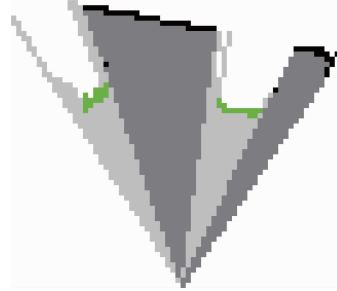


图4 仿激光观测范围区域分块

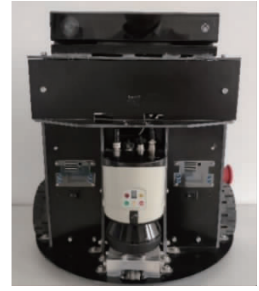


图5 实验平台

本文在图6所示环境进行机器人语义地图构建实验,该环境中模拟了机器人可能工作环境,随机布置了若干语义库中的物体,用于语义地图构建以及机器人重定位时的语义匹配.

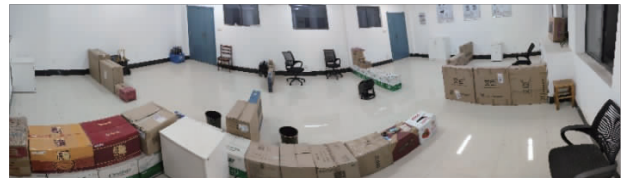


图6 环境全景图

在遍历完以上环境中的物体后,得到图7(a)所示的栅格地图,以及图7(b)所示的语义地图,图中用不同颜色表达不同类的物体,对应关系如表1表示. 将栅格地图与语义地图合并后,得到如图7(c)所示的合并地图,语义地图中的物体基本与栅格地图中的障碍物重合,物体位置表达较为准确,反映了环境语义信息.

表1 物体类别以及颜色对照表

物体:	门	椅子	垃圾桶	柜子
对应颜色:	青色	绿色	红色	蓝色

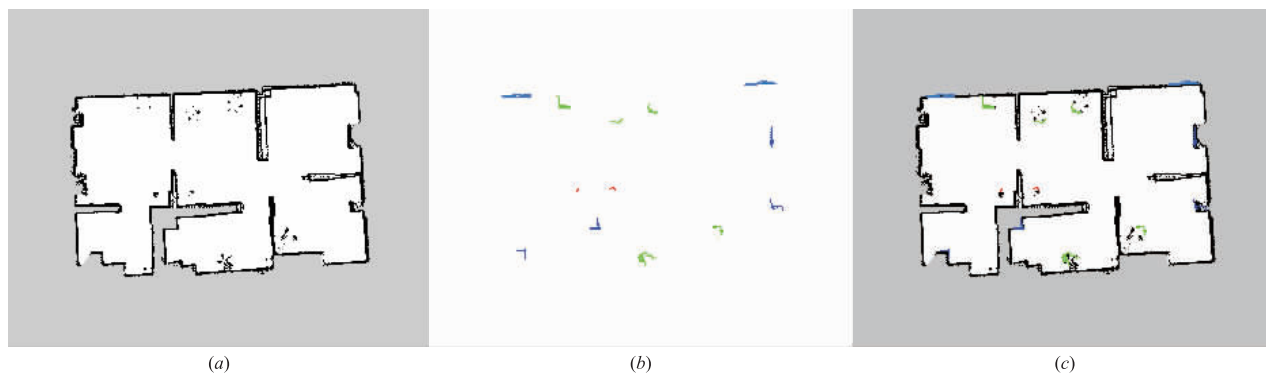


图7 激光栅格地图、语义地图及其合成图

3 多输入粒子滤波定位方法

机器人的定位可被描述为一个连续时间概率计算问题: $\text{bel}(x_k) = p(x_{0:k} | m, z_{1:k}, u_{1:k})$, 通过贝叶斯方法与马尔科夫假设, 可将问题表示为:

$$\text{bel}(x_t) = \eta p(z_t | x_t, m) p(x_t | x_{t-1}, u_t) \text{bel}(x_{t-1}) \quad (7)$$

其中, x_t 表示机器人 t 时刻的状态估计, u_t 为控制量, z_t 为传感器测量数据, η 为归一化因子, m 为全局地图. 式中包含了预测与匹配更新两个过程, $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$ 用于生成先验概率分布预测机器人状态, $p(z_t | x_t, m)$ 为测量概率, 两者结合后生成后验分布, 更新估计机器人状态. 粒子滤波方法中抽取随机状态集合 $x_t = \{x_t^1, x_t^2, \dots, x_t^k, \dots, x_t^n\}$ 表示置信度 $\text{bel}(x_t)$, 同样分为预测与匹配更新两个过程. 本文在原本使用激光雷达数据与栅格地图进行匹配的基础上, 增加基于相机检测识别的语义仿激光数据与语义地图进行匹配计算粒子权重. 基本原理如图 8.

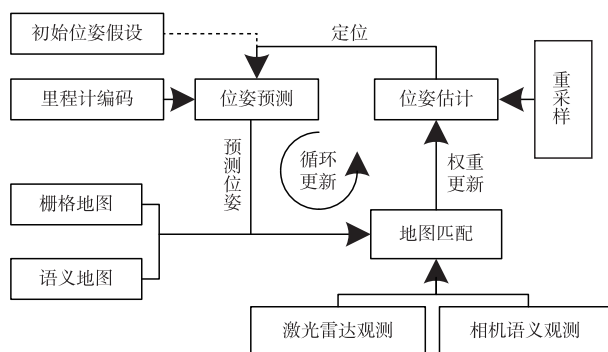


图8 重定位过程表示图

基本过程如下:

预测 机器人在 t 时刻, 利用 $t-1$ 时刻的状态估计 x_{t-1} , 以及 $t-1$ 时刻至 t 时刻的控制量 u_t , 通过运动模型得到状态转移分布 $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$, 并从状态转移分布中随机采样获取 t 时刻的假定状态 $x_t^{[k]}$.

匹配更新 通过 t 时刻的观测模型函数, 返回每一个粒子包含的激光信息以及相机检测信息与环境地图的匹配程度, 即粒子权重 $w_t^{[k]}$.

$$w_t^{[k]} = p(l_t | x_t^{[k]}, m_t) p(k_t | x_t^{[k]}, m_k) w_{t-1}^{[k]} \quad (8)$$

式中: 权重 $w_t^{[k]}$ 为 t 时刻第 k 个粒子的权重, 表示测量概率随着时间的积分, 且满足 $\sum_{i=1}^n w_t^i = 1$; l_t, k_t 分别为 t 时刻的激光雷达数据与语义点云数据; m_t, m_k 为激光栅格地图与语义地图. $p(l_t | x_t^{[k]}, m_t)$ 与 $p(k_t | x_t^{[k]}, m_k)$ 分别为激光雷达数据与栅格地图的匹配概率以及相机观测到带有语义信息的仿激光数据与语义地图的匹配概率.

重采样 当机器人运动超过一定阈值后, 根据各粒子权重 $w_t^{[k]}$ 按照轮盘转法复制新的粒子 $x_t^{[k]}$ 添加进粒子集合中, 并归一化粒子权重, 保证了重采样产生的粒子向高权值粒子位姿移动, 用粒子群近似后验概率分布, 以趋近机器人真实位姿.

在匹配更新过程中, 通常采用似然域模型计算深度传感器数据与地图的匹配概率. 而在计算概率时, 通过计算当前粒子对应传感器在地图中的击中点与地图中最近的障碍物之间的欧式距离 dist , 并按照式 (9) 计算高斯似然值, 以此得到数据与地图匹配度.

$$g(\text{dist}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(\text{dist})^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

为了更为清楚表达匹配过程, 设传感器观测到图 9 (a) 中一号折线所示的深度传感器击中点数据, 不同颜色表达真实位姿下理应观测到的语义障碍物信息, 另一折线为已构建地图中障碍物信息.

如地图中没有物体类别信息, 则其最近点匹配方式如式 (10), 如图 9 (b) 表达, 图中彩色连接线表达匹配关系, 传感器击中点 (x_z, y_z) 寻找地图 m 中最近的障碍物点, 并计算其两点之间的距离 dist , 而未校对障碍物类别.

$$\text{dist} = \min_{x', y'} \left\{ \sqrt{(x_z - x')^2 + (y_z - y')^2} < x', y' > \text{occupied in } m \right\} \quad (10)$$

建立语义地图后, 在重定位时将匹配定义为式 (11), 如图 9 (c) 表达, 将对应的深度传感器信息赋予类别, 传感器击中点会寻找与地图中同类且最近障碍物点, 约束更加强烈, 似然概率计算会更为准确. 如机器在真实

位姿下检测到前方某物体,而在语义地图中,某些“假位姿”粒子前方未存在该类物体或物体与粒子相对位姿关系较为不对应时,则这些“假位姿”粒子对应概率会较低,机器人运动并多次重采样后,这些“假位姿”粒子会渐渐消失,使得机器人重定位过程更为准确.

$$dist = \min_{x',y'} \{ \sqrt{(x_z - x')^2 + (y_z - y')^2} < x',y' > \text{similaroccupied in } m \}$$
(11)

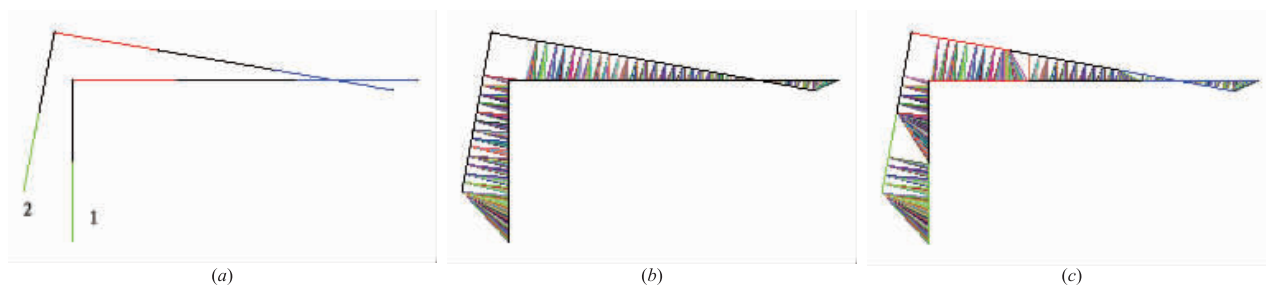


图9 匹配原理对照图

图7(a)所示对应障碍物似然地图如图10(a)所示,图7(b)所示对应物体语义似然地图则如图10(b)所示.似然图中颜色较深处为概率高的击中点.在匹配时只需查询击中点在似然地图中栅格点对应的似然值,从而得到这一帧数据与地图的匹配度.

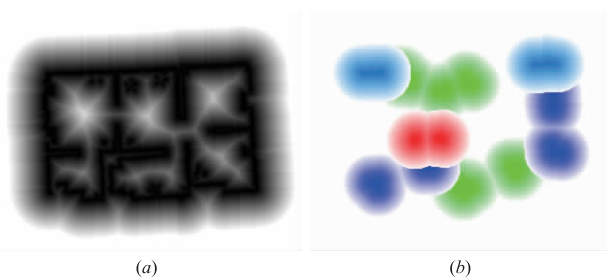


图10 似然图

尽管当前深度学习方法已经取得了较高精度,但由于光照、机器人运动模糊等原因会导致目标检测算法的误检,为了减小在重定位时可能的少量误检测对粒子权重的影响,降低粒子错误收敛的概率,在重定位初期可选择适当减少粒子重采样次数,以在初期保持粒子的多样性,使粒子在观测到更多语义物体后进行重采样.

4 重定位实验

为了验证本文方法的有效性,将本文方法与原单使用激光雷达进行地图匹配的重定位方法进行对比.

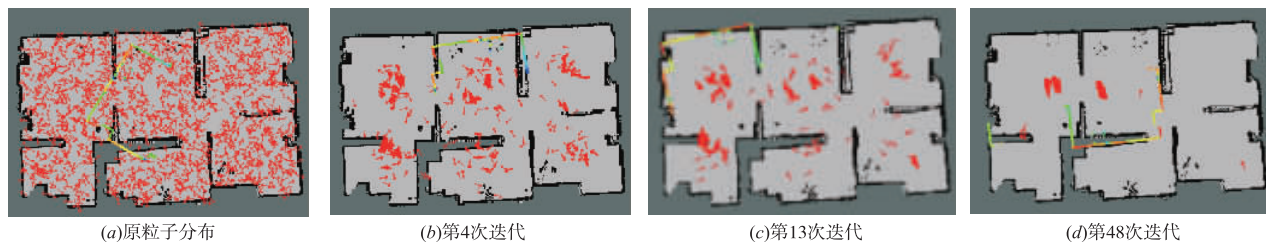


图11 原方法粒子收敛过程

在如图11(a)所示均匀撒布粒子的情况下,使机器人前后多次运动,单使用激光雷达信息时,整个粒子更新过程如图11,粒子分布未发生明显收敛,直到最后也未确定自身位姿.而增加了物体语义似然估计的粒子滤波方法在机器人运动过程中通过 KinectV2 获取机器人前方语义信息,如图12,在重定位过程中某一帧相机检测到前方存在“门”与“椅子”,获取对应语义仿激光信息如图13所示,青色数据与绿色数据分别对应到“门”与“椅子”范围内数据.将传感器数据加载到各个粒子后进行障碍物似然概率与语义似然概率计算,粒子权重更新,在少数几次迭代后,在真实位姿附近检测到高权重粒子,如图14(a).在多次观测后,重采样器复制高权重粒子,而逐渐删除了低权重粒子,整体上,粒子向地图中存在检测物体周围且结构环境相似环境位置处收敛,如图14(b).在多次重采样后,最后收敛至机器人的真实位姿处,如图14(c).

为了更为清晰地分析粒子收敛过程,将以上两个过程中的激光雷达数据与栅格地图匹配的粒子均权重在图15中表达.本文方法在初期连续检测到机器人前方存在椅子与门,“真位姿”粒子综合权重较大,多次复制,“假位姿”粒子权重相对较小,消失迅速,粒子集合快速收敛,少次迭代后均权重便保持在较高水平.而原方法中由于区分度较低,整个过程粒子均权重变化缓慢,长时间也无法准确收敛定位.

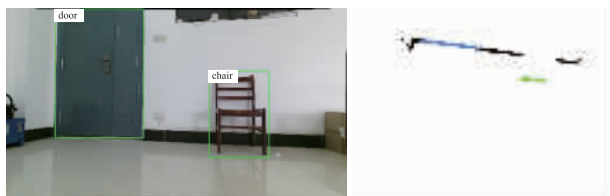
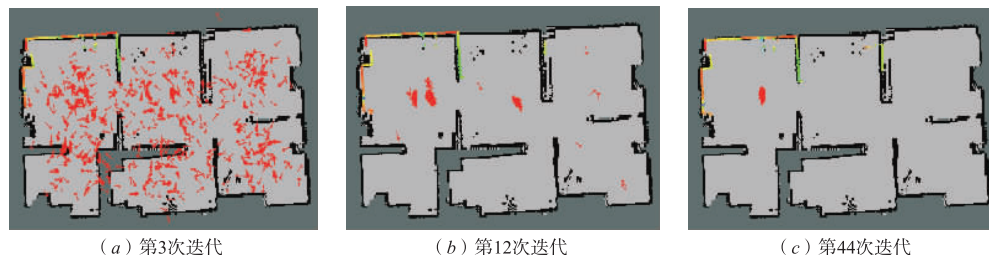


图12 重定位过程某一帧检测结果

图13 语义仿激光数据

在障碍物地图各区域有一定相似性时,在真实位姿下获取的激光雷达信息在多个假设位姿下与地图匹配度都会较为均衡,重采样无法使“假位姿”粒子快速消失.即使通过获取的信息更为丰富的旋转方式进行重定位,重定位过程也往往会形成多个高概率粒子聚类,某一重定位过程如图 16,机器人的真实位姿为图 16 (d) 中所示,环境有一定相似性时,在重定位过程中出



(a) 第3次迭代

(b) 第12次迭代

(c) 第44次迭代

图14 本文方法粒子收敛过程

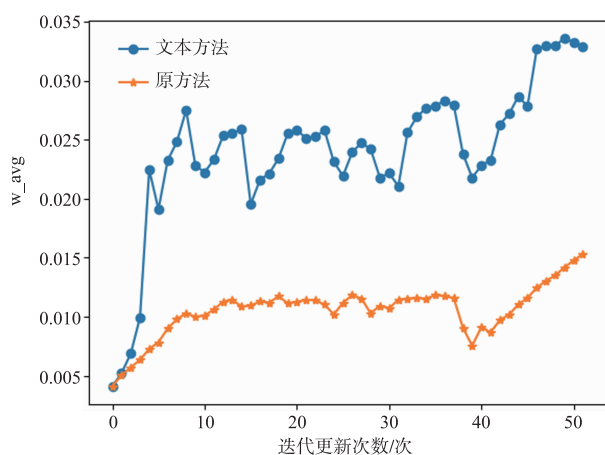


图15 粒子均权重对比图

现了多个假设位姿与地图匹配度较高的情况,如图 16 (b),“假位姿”粒子不消失,机器人较为不确定自身位姿,粒子集的收敛速度缓慢.

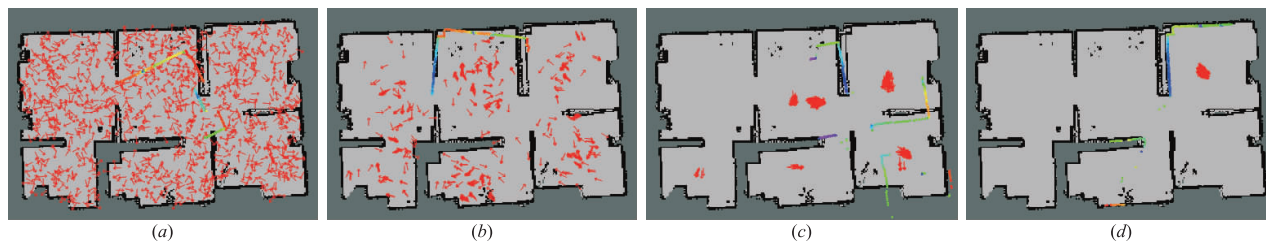
虽然以上实验最后定位成功,但如真实环境中增加或减少了少量障碍物,实际传感器数据容易与真实位姿周围的地图不匹配,多次重采样迭代后有可能出现粒子收敛错误,重定位失败.而增加了物体语义似然的粒子滤波方法同步观测周围障碍物信息与语义信息,障碍物环境改变,但环境中某些固定的语义物体却

不易被移动且不易被添加,语义地图不会发生太大变化,这时语义地图能够为粒子滤波器提供更好的信息.对于地图中的“假位姿”粒子在障碍物似然概率较大的情况下,语义似然概率却会较低,重采样时该“假位姿”粒子较容易被取代,而逐渐去除掉权重较低粒子,使粒子集快速向真实位姿处收敛.

建立地图时,环境某一区域如图 17(a) 所示,而增加了一定的障碍物之后,区域如图 17(b) 所示.

环境改变后,机器人并不知环境中添加了障碍物,地图发生改变,机器人重定位过程粒子更新过程如图 18 所示,由于环境中添加了障碍物,粒子更新时,“真位姿”粒子与栅格地图的匹配度会较低,滤波器始终在寻找与激光雷达信息与地图匹配度较高的粒子,但被更改的环境欺骗,在少次迭代后,“真位姿”周围粒子消失,重定位失败,如图 18(d).

加载了语义信息重定位粒子更新过程如图 19 所示,在旋转过程中,检测识别到的物体及其对应的语义仿激光数据如图 20 所示,检测到前方存在椅子与门,粒子集合更新时,过程中前方存在门与椅子的粒子权重较高,“真位姿”粒子被保留或复制,如图 19(a),真实位姿附近保留了较多粒子,而一些假位姿处的粒子消失,多次观测迭代后最终收敛至正确位姿,如图 19(c).



(a)

(b)

(c)

(d)

图16 区域相似粒子收敛过程

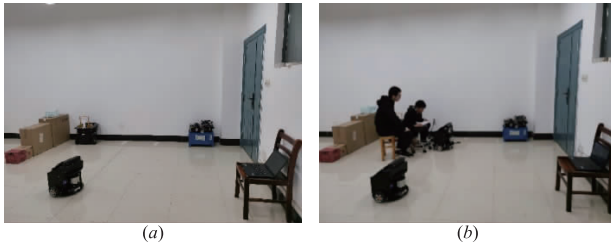


图17 环境改变前后

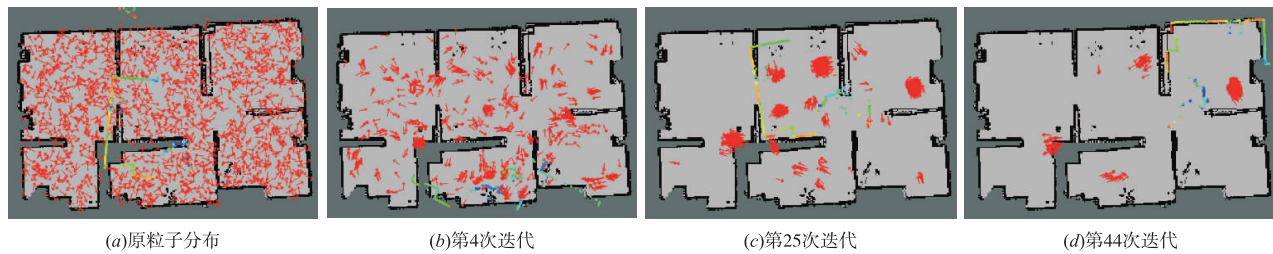


图18 原方法粒子收敛过程

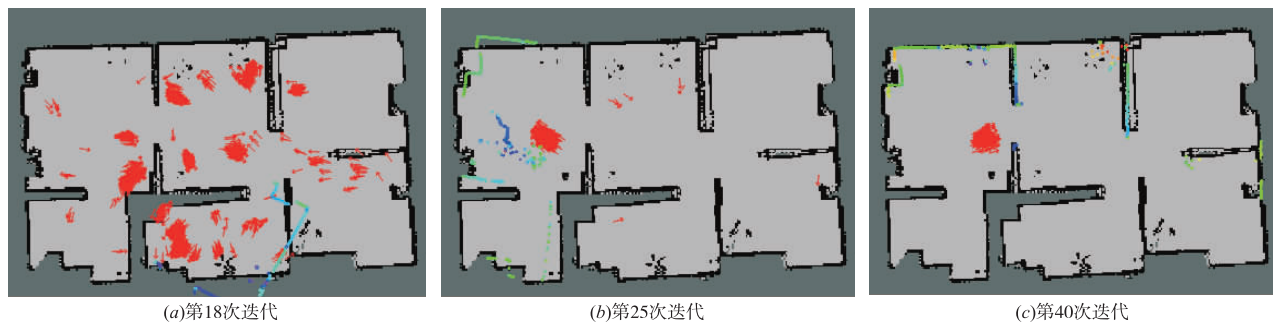


图19 本文方法粒子收敛过程

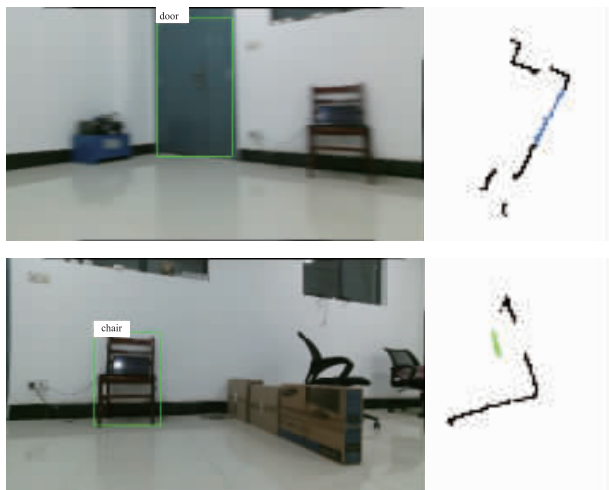


图20 重定位过程检测识别及仿激光提取结果

迭代时,粒子已基本收敛,且这时机器人面向增加了障碍物的区域,如图17(b)中环境增加了的障碍物,导致实际激光雷达数据与栅格地图较为不匹配,均权重下降,但这时机器人收敛位姿为正确位姿。当增加的障碍物逐渐消失在机器人的视野中,均权重快速回升。同

图21中对比了本文方法与原方法在以上实验过程中激光雷达数据与栅格地图匹配的粒子均权重值,由于区分性较差,原方法粒子均权重在迭代过程中增长缓慢,后期粒子权重上升较快是由于出现了如图18(d)中的情况,实际为错误的收敛、匹配。本文的方法中,粒子均权重值上升明显,收敛迅速,如图19(c)最终重定位成功。图21中本文方法的曲线在25~31次迭代过程中该均权重下降明显是由于本文方法在25次

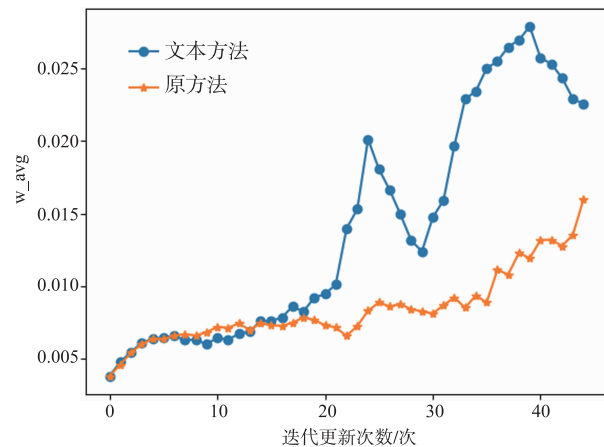


图21 粒子均权重对比图

样,在39次迭代后,再次面对增加了的障碍物,均权重下降,为正常现象。

5 结论

本文针对室内环境下基于粒子滤波的机器人重定位容易收敛失败、收敛速度慢等问题,通过目标检测算

法获取了语义仿激光数据,同步了机器人定位数据完成语义地图的构建.在机器人被绑架后或定位失效后,将提取的语义仿激光数据与语义地图的匹配概率和二维激光雷达数据与栅格地图的匹配概率同时加载到粒子滤波方法中,进行综合匹配度的计算,并以此更新粒子权重,并进行重采样,增强了区分度,使得机器人检测到物体后能迅速且准确定位,降低了环境改变对于机器人重定位的影响,增强了机器人重定位的鲁棒性.

参考文献

- [1] 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.
- [2] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [A]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) [C]. Stockholm, Sweden, IEEE, 2016. 1271 - 1278.
- [3] 陈凤东,洪炳镛.基于特征地图的移动机器人全局定位与自主泊位方法[J]. *电子学报*, 2010, 38(6): 1256 - 1261.
Chen Feng-dong, Hong Bing-rong. A global localization and self-docking method for mobile robot based on feature map [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38 (6): 1256 - 1261. (in Chinese)
- [4] 厉茂海,洪炳镛,蔡则苏.一种新的移动机器人全局定位算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(3): 553 - 558.
Li Mao-hai, Hong Bing-rong, Cai Ze-su. A novel algorithm for mobile robot global localization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(3): 553 - 558. (in Chinese)
- [5] 胡章芳,曾林全,罗元,等.融入二维码信息的自适应蒙特卡洛定位算法[J]. *计算机应用*, 2019, 39(4): 989 - 993.
Hu Zhang-fang, Zeng Lin-quan, Luo Yuan, et al. Adaptive Monte-Carlo localization algorithm integrated with two-dimensional code information [J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(4): 989 - 993. (in Chinese)
- [6] 黄鹤,肖宇峰,刘冉,等.粒子滤波与ORB特征检测结合的移动机器人定位算法[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(7): 142 - 145.
Huang He, Xiao Yu-feng, Liu Ran, et al. Localization algorithm for mobile robot combining with particle filtering and ORB feature detection [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(7): 142 - 145. (in Chinese)
- [7] Zhang X, Zhu S, Wang Z, et al. Hybrid visual natural landmark-based localization for indoor mobile robots [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15 (6): 1 - 18.
- [8] 杨爽,曾碧,何炜婷.融合语义激光与地标信息的SLAM技术研究[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(18): 262 - 271.
Yang Shuang, Zeng Bi, He Wei-ting. Research on SLAM technology combining semantic laser and landmark information [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(18): 262 - 271. (in Chinese)
- [9] YU C, LIU Z, LIU X-J, et al. DS-SLAM: A semantic visual SLAM towards dynamic environments [A]. 2018 Ieee/Rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]. Madrid, Spain, 2018. 1168 - 1174.
- [10] 陈永彬,何汉武,王桂棠.基于语义信息的陪护机器人定位鲁棒性研究[J]. *机电工程技术*, 2019, 48(9): 115 - 120.
Chen Yong-bin, He Han-wu, Wang Gui-tang. Research on robot location improvement based on semantic information [J]. *Mechanical and Electrical Engineering Technology*, 2019, 48(9): 115 - 120. (in Chinese)
- [11] 张威.基于物体语义信息的室内视觉SLAM研究[D].山东:山东大学, 2019.
Zhang Wei. Indoor visual SLAM based on object semantic information [D]. Shandong, ShanDong University, 2019.
- [12] 刘颖,刘红燕,范九伦,等.基于深度学习的小目标检测研究与应用综述[J]. *电子学报*, 2020, 34(3): 553 - 558.
Liu Ying, Liu Hong-yan, Fan Jiu-lun, et al. A survey of research and application of small object detection based on deep learning [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 34(3): 553 - 558. (in Chinese)
- [13] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector [A]. *European Conference on Computer Vision (ECCV 2016)* [C]. Amsterdam, Netherlands: Springer, 2016. 21 - 37.
- [14] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [A]. *Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Las Vegas, NV, USA: IEEE Computer Society, 2016: 779 - 788.
- [15] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 39(6): 1137 - 1149.

作者简介



蒋 林 男,1976 年生于湖北省荆门市. 2008 年获得哈尔滨工业大学博士学位,现为武汉科技大学教授、硕士生导师. 主要研究方向为室内移动机器人地图构建、定位、导航及液压机器人.

E-mail:jianglin76@wust.edu.cn



向 超 男,1994 年 12 月生于湖南省芷江县. 现为武汉科技大学机械自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为室内移动机器人的地图构建、定位.

E-mail:xiangchao0745@163.com



朱建阳(通讯作者) 男,1981 年出生于浙江省台州市. 2014 年获得哈尔滨工业大学博士学位,现为武汉科技大学副教授,硕导. 主要研究方向为仿生机器人,机器人运动及动力学研究等.

E-mail:zhuji@wust.edu.cn