

基于 ICP 算法和粒子滤波的未知环境地图创建

祝继华¹ 郑南宁¹ 袁泽剑¹ 何永健¹

摘要 为了实现移动机器人仅依靠激光测距仪和里程计实时地创建精确的栅格地图, 本文提出了一种结合最近点迭代 (Iterative closest point, ICP) 算法和 Rao-Blackwellized 粒子滤波的同时定位与地图创建方法. 该方法利用 ICP 算法对相邻两次激光扫描数据进行配准, 并将配准结果代替误差较大的里程计读数, 以改善基于里程计读数的建议分布函数; 同时通过采用改进的抽样策略, 提高了粒子滤波过程中的抽样效率, 降低创建地图所需的粒子数. 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词 同时定位与地图创建, 最近点迭代法, Rao-Blackwellized 粒子滤波, 建议分布函数
中图分类号 TP242

A SLAM Approach by Combining ICP Algorithm and Particle Filter

ZHU Ji-Hua¹ ZHENG Nan-Ning¹ YUAN Ze-Jian¹ HE Yong-Jian¹

Abstract For building the consistent grid-based map of mobile robot only with laser range finder and odometer, this paper presents a novel algorithm that combines iterative closest point (ICP) algorithm with Rao-Blackwellized particle filter. It employs ICP algorithm to register one range scan to a previous scan so as to compute the relative robot position, then uses the result to replace the odometer reading and improve the proposal distribution. With an improved resampling method, the number of samples required is seriously reduced. Simulations on the real robot data sets illustrate the superior performance of our approach.

Key words Simultaneous localization and mapping (SLAM), iterative closest point (ICP) algorithm, Rao-Blackwellized particle filter, proposal distribution

地图创建是移动机器人一个最基本的任务, 此类研究始于 20 世纪 80 年代中期^[1]. 过去的二十年里, 已有大量的学者从事该领域的研究. 在各类学术文献中, 地图创建的问题被描述为: 移动机器人在未知环境中依靠自身携带的传感器获取环境的感知信息, 递增地创建周围环境的地图, 同时利用所创建的地图实现自身定位, 即同时定位和地图创建 (Simultaneous localization and mapping, SLAM), 它被誉为自主移动机器人研究领域的“圣杯”^[2]. 一方面移动机器人要实现定位必须依赖于准确的环境地图; 另一方面为了创建准确的环境地图, 必须实现对移动机器人地准确定位. 这种类似“鸡与蛋”的关系增加了解决 SLAM 问题的困难.

目前 SLAM 问题的解决方法大致分为两类: 非概率方法和基于概率估计方法, 并以基于概率估计方法为主^[2]. SLAM 算法所创建的地图通常包括三类: 特征地图、栅格地图和拓扑地图. 最早的概率

估计方法是基于扩展卡尔曼滤波的 SLAM 算法^[1], 但此类算法存在难以解决的数据关联问题和正比于特征个数二次方的计算量与存储量问题. 针对计算量与存储量问题, Thrun 等提出了基于稀疏扩展信息滤波的 SLAM 算法^[3]. 但上述方法只适用于创建特征地图, 并要求环境中存在易于提取和区分的特征, 如点、线和面等特征. 近年来, Doucet 等提出了利用 Rao-Blackwellized 粒子滤波器解决 SLAM 问题^[4]的有效方法. 它可以根据需要生成特征地图或栅格地图, 并且很好地解决了数据关联问题. 但由于该方法中, 每个粒子中存储着各自的地图和机器人定位结果, 故同样面临着正比于粒子数的计算量和存储量问题. 当创建栅格地图时, 计算量和存储量问题尤为突出. 因此, 如何降低地图创建所需的最少粒子数是此类算法所面临的挑战. 针对存储量过大的问题, 文献 [5] 提出了分布式粒子的 SLAM 解决方法, 此方法通过采用链表和树结构等数据结构, 大大降低了算法所需的存储空间. 为了减少地图创建所需的最少粒子数, 文献 [6-7] 提出了利用当前扫描与已创建的栅格地图进行匹配, 并将匹配结果代替里程计读数, 改善了建议分布函数的方法. 此外文献 [7] 中还提出了一种新的抽样策略, 以提高抽样效率. 此类算法精度较高, 但计算量比较大, 程序实现复杂.

本文通过引入适用于激光扫描数据的配准算法^[8], 对相邻时刻的两次激光扫描数据进行配准, 利

收稿日期 2008-07-07 收修改稿日期 2009-01-05
Received July 7, 2008; in revised form January 5, 2009
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2007CB311005), 国家高技术
研究发展计划 (863 计划) (2006AA01Z192) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973
Program) (2007CB311005), and National High Technology Re-
search and Development Program of China (863 Program)
(2006AA01Z192)
1. 西安交通大学人工智能与机器人研究所 西安 710049
1. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiao-
tong University, Xi'an 710049
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01107

用该结果替代里程计读数,可获得改进的建议分布函数.在此基础上,采用一种新的抽样方法提高了 Rao-Blackwellized 粒子滤波的抽样效率,减少 SLAM 过程所需的粒子数.

本文后续内容安排如下:第 1 节给出了 SLAM 问题及其描述,并分析了传统方法的不足;第 2 节给出了适用于点集配准的 ICP 算法;第 3 节给出了 ICPFastSLAM 算法的描述;第 4 节对仿真结果进行了比较和分析;最后给出了结论.

1 SLAM 问题及其描述

假设 $\mathbf{s}_t = (x_t, y_t, \theta_t)$ 代表 t 时刻移动机器人的位姿变量, \mathbf{u}_t 代表 $(t-1)$ 时刻到 t 时刻的控制输入量, \mathbf{z}_t 代表 t 时刻的观测, \mathbf{m} 代表环境地图. 在概率论中, SLAM 被描述为:给定 0 时刻到 t 时刻里程计读数 $\mathbf{u}^t = \{\mathbf{u}_0, \dots, \mathbf{u}_t\}$ 和 1 时刻到 t 时刻传感器观测 $\mathbf{z}^t = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_t\}$, 递归地利用贝叶斯滤波器计算移动机器人的位姿和环境地图的联合后验概率密度函数 $p(\mathbf{s}^t, \mathbf{m} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t)$, 其中, $\mathbf{s}^t = \{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_t\}$. 根据 SLAM 特点^[9], 利用条件独立性的假设, 可以将联合后验概率密度 $p(\mathbf{s}^t, \mathbf{m} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t)$ 分解成以下形式:

$$p(\mathbf{s}^t, \mathbf{m} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t) = p(\mathbf{s}^t | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t) p(\mathbf{m} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t) \quad (1)$$

式 (1) 是利用粒子滤波器实现 SLAM 的理论基础和依据^[4]. 下面我们给出利用 Rao-Blackwellized 粒子滤波器实现 SLAM 的基本流程:

1) 抽样: 利用上一次估计结果 $\{\mathbf{s}_{t-1}^{[i]}\}$, 从建议分布函数 π 中抽样得到新的粒子集 $\{\mathbf{s}_t^{[i]}\}$;

2) 计算权值: 每个粒子被赋予了一个对应的权值, 该值很大程度上取决于建议分布函数 π 的选取.

3) 重抽样: 将具有归一化权值的样本集 $\{(\mathbf{s}_t^{[i]}, w_t^{[i]})\}$ 映射为具有等权值的样本集 $\{(\mathbf{s}_t^{*[j]}, 1/N)\}$;

4) 创建地图: 针对每个粒子, 可以根据定位结果和前一时刻已创建的地图, 利用当前观测数据, 分别创建新地图 $p(\mathbf{m}^{[i]} | \mathbf{s}_t^{[i]}, \mathbf{z}^t)$.

由此可知, 此方法的关键在于如何计算粒子的权值. 虽然以上描述给出了利用粒子滤波器进行 SLAM 的基本流程, 但如何选取建议分布函数以及何时进行重抽样是两个有待深入研究的问题. 式 (2) 给出了计算权值的通用方法:

$$w_t^{[i]} = \frac{p(\mathbf{s}_t^{[i]} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t)}{\pi(\mathbf{s}_t^{[i]} | \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t)} \propto w_{t-1}^{[i]} \times \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{m}_{t-1}^{[i]}, \mathbf{s}_t^{[i]}) p(\mathbf{s}_t^{[i]} | \mathbf{s}_{t-1}^{[i]}, \mathbf{u}_{t-1})}{\pi(\mathbf{s}_t^{[i]} | \mathbf{s}_{t-1}^{[i]}, \mathbf{z}^t, \mathbf{u}^t)} \quad (2)$$

直观上, 如果所选择的建议分布函数越接近目标函数 $p(\mathbf{s}_t^{[i]} | \mathbf{s}_{t-1}^{[i]}, \mathbf{u}_{t-1})$, 则滤波所需的最少粒子数

越少. 实际应用中, 可采用基于里程计读数的机器人运动方程作为建议分布函数. 这种方法的优点是实现简单. 但与里程计相比, 作为观测传感器的激光测距仪具有很高的精度. 故此方法所选取的建议分布函数是次优的^[7]. 图 1 是基于激光测距仪观测方程和基于里程计运动方程的似然函数分布示意图, 由图可知, 当采用基于里程计读数的运动方程作为建议分布函数时, 经过抽样所得的各个粒子权值差别十分大, 且只有小部分粒子覆盖了具有高观测概率的区域. 这使得 SLAM 过程需要大量的粒子数, 从而导致计算量和存储量的增加. 因此在不增加过多的计算量前提下, 需要寻找更加有效的建议分布函数. 根据激光扫描数据的特点, 本文引入了 ICP (Iterative closest point) 算法对前后时刻的激光扫描数据进行配准, 以修正基于里程计读数的运动方程, 并获得了改进的建议分布函数.

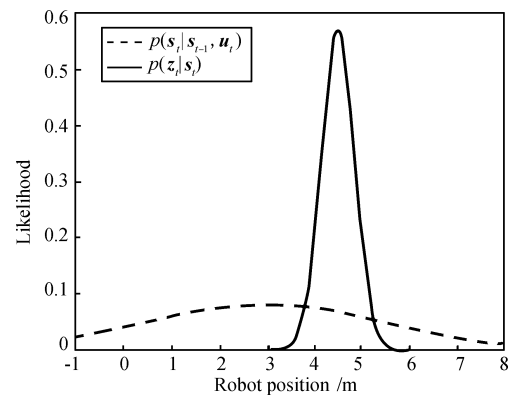


图 1 观测方程和运动方程的似然函数分布图

Fig. 1 Observation model likelihood and motion model likelihood

2 ICP 算法

ICP 算法^[10] 由 Besl 和 McKay 于 1992 年提出, 它是一个快速、精确的算法, 并在点集和图象的配准中受到广泛的应用. 假设 P 和 Q 代表两个点集, $P = \{\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m\}$ 为观测点集, $Q = \{\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_n\}$ 代表参考点集, 则 ICP 算法可以表示为

$$E_{\text{dist}}(\alpha, \mathbf{T}) = \min_{R_\alpha, \mathbf{T}, j \in \{1, 2, \dots, n\}} \left(\sum_{i=1}^m \|(R_\alpha \mathbf{p}_i + \mathbf{T}) - \mathbf{q}_j\|_2^2 \right) \quad (3)$$

s.t. $R_\alpha^T R_\alpha = I_l, \det(R_\alpha) = 1$

其中, $R_\alpha \in \mathbf{R}^{l \times l}$ 是旋转变换矩阵, α 是旋转角, $\mathbf{T} \in \mathbf{R}^l$ 是平移向量. 即通过最小化误差和 E_{dist} 求两个点集之间的相对坐标变换 $\mathbf{x} = (\alpha, \mathbf{T})$. 该算法已广泛地应用于移动机器人定位与地图创建中^[11].

3 ICPFastSLAM 算法

在介绍了基本的理论基础后, 我们将给出基于 ICP 算法和 Rao-Blackwellized 粒子滤波器实现同时定位与地图创建的算法 (ICPFastSLAM), 并对算法的复杂度进行了分析和比较.

3.1 运动增量的估计

常用的 SICK 公司 LMS 型激光测距仪一次扫描的读数包含 181 (分辨率为 1°) 个或 361 (分辨率为 0.5°) 个点. 在采集数据的过程中, 通用的设置是当移动机器人的位移或姿态角改变量超过一定的域值时, 就采集一次数据. 这种设置使得相邻时刻的两次扫描数据点集大部分重叠. 因此可利用前面介绍的 ICP 算法对前后相邻时刻的扫描点集进行配准, 以获得 $(t-1)$ 时刻到 t 时刻比较精确的机器人相对坐标变换值 x_t .

但 ICP 算法存在以下三个缺点: 1) 一次激光扫描数据代表着一个曲面, 因此前后两次扫描数据点不存在一对多的关系, 但在每次迭代过程中, 观测点集中的某一点可能对应于参考点集中的多个点, 这使得所寻找的点不符合单射关系; 2) 由于给定初值不佳或其他原因, ICP 算法可能会收敛到局部最优点上; 3) 利用搜索算法搜索得到每个点对具有不同的误差权重, 为了便于计算, 在实际应用中, 赋予了每个点对具有相同的权重. 受上述原因影响, ICP 结果存在误差, 并可以认为由这些因素所导致的总误差近似服从某种分布. 为了便于在 SLAM 中使用 ICP 配准结果, 可假设 x_t 服从均值为设定了迭代次数后得到的 ICP 配准结果 \bar{x}_t , 方差为 Σ_t 的高斯分布, 即 $x_t \sim N(\bar{x}_t, \Sigma_t)$, 其中 Σ_t 可用文献 [12] 中提出的方法计算得到.

在 ICP 迭代开始前, 需要给定移动机器人相邻时刻的初始相对位姿变化假设. 这个初值对最终匹配结果影响非常大. 不好的初值不仅会增加算法所需的迭代次数, 甚至可能导致 ICP 配准算法收敛到某个局部最优值或配准失败. 根据移动机器人运动具有连续性的特点, 可以将前一时刻 ICP 的配准结果当作下一时刻的初始相对位姿变化假设, 或根据里程计前后相邻时刻的读数给定初始相对位姿变化假设. 为了加快 ICP 算法速度, 可借助 k -d 树^[13] 进行最近点的搜索, 搜索的复杂度为 $O(m \lg n)$, 并利用文献 [11] 中的方法完计算新的相对坐标变换. 当算法迭代次数超过某一设定的域值 k 时, 可认为算法收敛. 因此一次 ICP 配准算法复杂度为 $O(km \lg n)$. 由于环境并非绝对静止, 因此会出现配准失败的现象. 为了保证 SLAM 过程的顺利进行, 当出现配准失败时, 可以利用里程计的读数代替此次配准结果.

3.2 选取改进的建议分布函数

利用前面介绍的方法获取了当前时刻的运动增量估计后, 可将此结果代替误差较大的里程计读数, 并可按下式估计当前时刻的机器人位姿:

$$p(s_t | s_{t-1}, u_{t-1}) = s_{t-1} + M x_t \quad (4)$$

其中, $x_t \sim N(\bar{x}_t, \Sigma_t)$,

$$M = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{t-1}) & -\sin(\theta_{t-1}) & 0 \\ \sin(\theta_{t-1}) & \cos(\theta_{t-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

由于 ICP 配准结果具有非常高的精度, 因此改进后的运动方程可作为 Rao-Blackwellized 粒子滤波的建议分布函数. 图 2 给出了使用不同的建议分布函数所获得的抽样结果示意图, 其中图 2(a) 为基于里程计读数的抽样结果, 图 2(b) 为基于 ICP 配准的抽样结果. 从图中可知, 通过利用 ICP 配准结果修正移动机器人的运动方程, 可获得改进的建议分布函数, 有利于减少 SLAM 过程所需的最少粒子数.

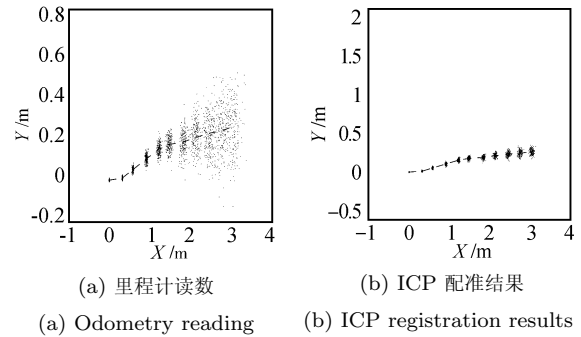


图 2 不同建议分布函数的抽样结果图

Fig. 2 Sample densities obtained with corresponding models

3.3 改进的抽样方法

在获取了改进的建议分布函数后, 可利用上一次的估计结果, 从建议分布函数中抽取获得新的粒子集. 为了减弱粒子退化速度, 在抽取新的粒子集时, 可从 ICP 配准结果中抽取 5 个值, 按式 (4) 进行转化. 并选取其中权值最大的值作为移动机器人的位姿估计, 其对应的权值为新粒子 s_t^i 的权值. 此方法虽然增加了计算权值的计算量, 但在未丢失旧粒子信息 (每个粒子所存储的地图) 和增加粒子总数的前提下, 提高了抽样效率. 为了提高计算效率, 可采用文献 [14] 中的“线束—终端模型”方法计算观测似然概率 $p(z_t | m_{t-1}^{[i]}, s_t^{[i]})$, 以计算新粒子的权值, 从而降低了计算权值的计算量. 最后可根据机器人的最新位姿估计结果和当前观测, 更新每个粒子对应的地图.

3.4 自适应重抽样

另一个影响 Rao-Blackwellized 粒子滤波效果的重要因素是重抽样过程. 在重抽样过程中, 具有低权值的粒子会被具有高权值的粒子所代替. 一方面, 在使用有限粒子数近似目标函数的情况下, 重抽样过程是必要的; 另一方面, 重抽样过程将丢失一些好的粒子, 这将恶化 SLAM 效果^[7]. 因此需要寻找一种即可实现重抽样又可减弱重抽样过程所引入不良后果的策略. J. Liu 等提出了一个分析采样粒子集近似目标函数的指标, 在本文中, 我们利用 Doucet 提出的方法计算该指标^[15]:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\tilde{w}^{[i]})^2} \quad (5)$$

其中, $\tilde{w}^{[i]}$ 为归一化的粒子权值. N_{eff} 的含义如下: 如果粒子从目标函数中抽取得到, 根据重要性抽样原理可知它们的权值应相等^[15]. 但实际上我们无法获得目标函数的解析式, 而只能从所选取建议分布函数中抽取粒子集, 如果这些粒子对目标函数的近似越差, 则粒子集的权值方差越大. 因此 N_{eff} 反映了权值的不准确度, 故可以用它衡量粒子集对目标函数近似的准确度. 通过判断 N_{eff} 大小, 可以决定是否进行重抽样.

3.5 ICPFastSLAM 算法的实现

在介绍了 ICPFastSLAM 算法后, 本小节将给出 ICPFastSLAM 算法的实现流程. 当移动机器人在 t 时刻获得一对传感器测量值 $\{\mathbf{u}_t, \mathbf{z}_t\}$ 时, 需要利用一次 ICP 配准算法修正里程计读数, 计算建议分布函数, 并根据所选取的建议分布函数抽取新的样本集. 算法流程如下:

- 1) 利用 ICP 对前一时刻和当前时刻的激光扫描数据进行配准, 得到配准结果 $\bar{\mathbf{x}}_t$ 和方差 Σ_t ;
- 2) 针对每一个粒子, 从 $N(\bar{\mathbf{x}}_t, \Sigma_t)$ 中随机地抽取 5 个值, 按式 (4) 分别转化当前时刻的位姿估计;
- 3) 分别计算每个粒子在上述 5 种抽样下对应的权值 $w_t^{[i]} = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{m}_{t-1}^{[i]}, \mathbf{s}_t^{[i]}) w_{t-1}^{[i]}$, 选取权值最大的抽样作为有效抽样, 其对应权值作为粒子权值计算 N_{eff} ;

- 4) 根据第 i 个粒子所代表的移动机器人位姿和当前的观测, 对第 i 个粒子所创建的地图进行更新.

在进行下一轮的抽样之前, 可根据 N_{eff} 的大小决定是否需要进行重抽样.

3.6 复杂度分析

与 GridSLAM 算法^[6] 和 GMapping 算法^[7] 相比, ICPFastSLAM 算法降低了计算建议分布函数

的复杂度. 假设利用 N 个粒子进行滤波. 在 GridSLAM 算法和 GMapping 算法中, 获得一次激光扫描时, 每个粒子均需进行一次扫描匹配, 故扫描匹配的复杂度为 $O(N)$; 而采用 ICPFastSLAM 算法, 只需进行一次匹配, 故复杂度为 $O(1)$. 即计算建议分布函数时, GridSLAM 算法复杂度为 $O(N)$, ICPFastSLAM 算法的复杂为 $O(1)$. 而 GMapping 算法在每个粒子中, 通过采样 K 个移动机器人位置近似高斯分布, 然后抽样得到新的移动机器人位置估计, 复杂度为 $O(KN)$.

由于 ICPFastSLAM 算法并未优化利用粒子滤波进行 SLAM 的过程, 因此利用该算法计算粒子权值, 更新地图和计算重抽样指标 N_{eff} 的复杂度均为 $O(N)$, 等同于 GridSLAM 算法^[6] 和 GMapping 算法^[7]. 当 N_{eff} 小于某一给定的域值时, 需要进行重抽样, 为了加快重抽样过程, 可采用 DP-SLAM^[5] 中所介绍的树和链表结构, 使得重抽样过程的复杂度由 $O(NM)$ 下降到 $O(AN^2 \lg N)$, 其中 M 代表环境地图尺寸, A 代表激光测距仪一次扫描所覆盖区域的尺寸. 表 1 给出利用不同算法处理一次观测的复杂度对比表. 可见, 由于引入 ICP 算法, ICPFastSLAM 的复杂度大大降低. 在室内环境下, 即 A 比较小的情况下, 该算法可以达到实时性的要求.

表 1 不同算法处理一次观测的复杂度对比表

Table 1 Complexities of different algorithms for integrating one observation

算法名称	ICPFastSLAM	GridSLAM	GMapping
计算建议分布	$O(1)$	$O(N)$	$O(KN)$
计算权值	$O(N)$	$O(N)$	$O(N)$
更新地图	$O(N)$	$O(N)$	$O(N)$
计算 N_{eff}	$O(N)$	$O(N)$	$O(N)$
重抽样	$O(AN^2 \lg N)$	$O(NM)$	$O(NM)$

4 仿真结果

为了便于比较仿真结果, 我们采用国外研究者提供的实际数据^[16] 进行仿真实验.

4.1 仿真 1

本仿真所选取的数据集由德国 Freiburg 大学 D. Hähnel 等在该校的 Intel 研究实验室采集获得. 该实验室的面积接近于 $(28 \text{ m} \times 28 \text{ m})$, 移动机器人以 0.19 m/s 的平均速度运动了 45 min , 总移动距离约为 491 m . 数据集中包含 $13\,632$ 次激光扫描读数和 $26\,882$ 次里程计的读数. 受地面摩擦, 轮子打滑和机器人内部机械结构的磨损等因素影响, 里程计获得的读数误差非常大. 将激光点集匹配了里程计读数后, 得到了如图 3 所示的结果. 同时, 利用基于

里程计读数的移动机器人运动方程作建议分布函数,并用 100 个粒子进行滤波,所得的 SLAM 结果如图 4 所示. 从图中可知,由于里程计所获得的读数噪声过大,因此无法利用基于里程计读数的建议分布函数创建环境地图.

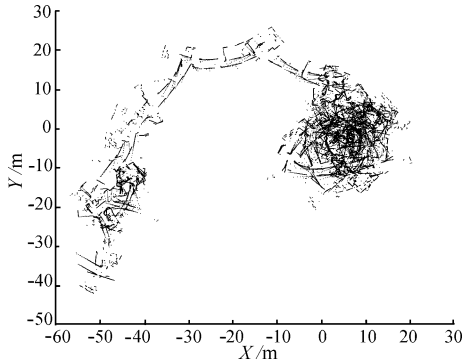


图 3 基于里程计读数的点集图

Fig. 3 Raw data relative to odometric pose estimates

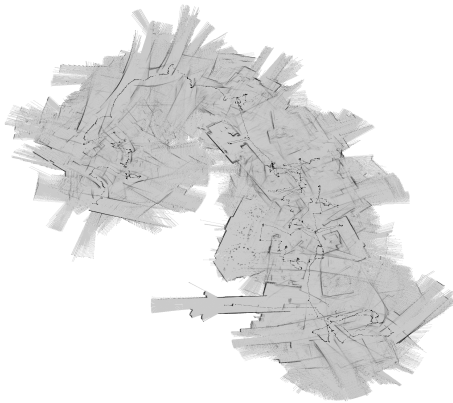


图 4 基于里程计读数的 SLAM 结果图

Fig. 4 SLAM results of Intel Research Lab with the raw odometry data

为此,需要利用 ICP 算法对相邻两次激光扫描点集进行配准,并将激光扫描点集按配准结果绘制成如图 5 所示的点集图. 比较图 3 和图 5 可知,利用 ICP 配准算法可大大改进里程计的读数,也因此验证了利用 ICP 算法可以获得好的建议分布函数的结论. 但 ICP 配准结果仍然存在误差,随着时间的推移,累计的误差越来越大,在移动机器人路径形成闭环时,出现了无法创建一致性地图的现象. 将 ICP 配准结果代替里程计读数后,可得到修正后的移动机器人运动方程,并作为建议分布函数,然后利用 35 个粒子进行滤波. 所获得的 SLAM 结果如图 6 所示,其中图 6(a) 为完整的 SLAM 结果,图 6(b) 为图 6(a) 方框内的放大图. 图中的虚线代表利用 ICPFastSLAM 算法所估计出的移动机器人路径. 对比图 4 和图 6 可知,ICPFastSLAM 算法以较少的粒子数,获得了非常好的 SLAM 结果. 程序

实现中并不对全部的激光扫描读数进行处理,而通过判断里程计读数采样处理扫描数据:即基于里程计读数的机器人移动距离或姿态角改变量超过某个域值时,采样处理一次扫描数据. 这样可加快程序的执行速度.

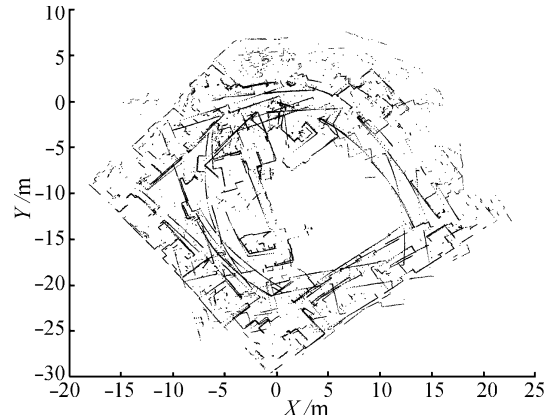


图 5 基于 ICP 配准结果的点集图

Fig. 5 Raw data relative to ICP pose estimates

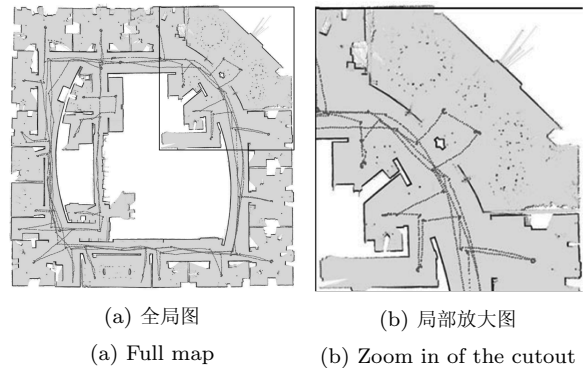


图 6 Intel 实验室的 ICPFastSLAM 结果图

Fig. 6 Results of Intel Research Lab with ICPFastSLAM

为了深入了解该算法的一些其他性能,本文利用上述数据集对 ICPFastSLAM 算法, GridSLAM 算法^[6]和 GMapping 算法^[7]进行了比较. 三种算法的程序均为 Linux 下的 C++ 代码,运行程序的 PC 机处理器主频为 2.33 GHz. 其中后两种算法的程序可从网站^[17]中获得. 为了便于比较,所生成的地图分辨率均设为 25 cm². 由于采用上述方法所创建的环境地图基本相同,因此本文只给出各种算法的程序运行参数. 表 2 是三种算法的仿真比较结果,第 6 栏中括号内带单位的数值为采样处理扫描数据的里程计读数域值.

从表 2 中可知,虽然 ICPFastSLAM 算法使用的粒子数比 GMapping 算法所使用的粒子数多,所需要处理的数据量也比另外两种算法所需的数据量大. 但由于 ICPFastSLAM 算法处理一次激光扫描的数据的时间远小 GMapping 算法所需要的时间,

表 2 不同算法的性能比较

Table 2 Comparison of performances for different algorithms

算法名称	栅格尺寸 (cm ²)	最少粒子数	实际粒子数	处理一次扫描耗时 (ms)	所需处理扫描次数	总耗时 (min)
GridSLAM	25	40	80	873	1 796 (0.5 m, 0.25 rad)	26.1
GMapping	25	8	30	433	1 796 (0.5 m, 0.25 rad)	12.9
ICPFastSLAM	25	20	35	216	3 725 (0.2 m, 0.12 rad)	13.4

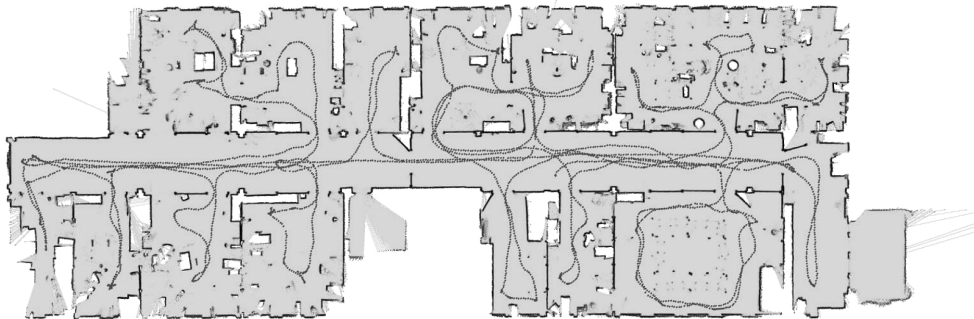


图 7 仿真 2 的结果图

Fig. 7 Result of Simulation 2

因此利用 ICPFastSLAM 算法完成地图创建所需的总时间并未大量增加. 基于此算法的程序运行所耗时间小于移动机器人采集该数据集所耗费的时间, 因此可以达到实时性的要求. 虽然 GMapping 算法实现复杂, 但该算法是目前已公布的用于构建栅格地图最有效的方法. 因此我们提出的算法在性能上只能接近该算法, 而优于 GridSLAM 算法.

下面我们分析利用 ICPFastSLAM 算法完成上述 SLAM 结果所需要的时间. 为了降低 SLAM 过程所需要的存储空间, 程序实现时, 采用了 DP-SLAM 算法^[5] 所采用数据结构存储所创建的环境地图. 程序运行所需的时间分析如下: 进行 ICP 配准时, 设定算法迭代次数为 20 次, 本数据集的一次激光扫描包含 181 个点, 对相邻两次激光扫描数据进行 ICP 配准所需的平均时间为 2 ms. 通过采用改进采样策略, 用 35 个粒子的 Rao-Blackwellized 粒子滤波处理一次观测结果所需的时间约为 214 ms, 则 ICPFastSLAM 算法处理一次扫描结果的总时间为 216 ms (未考虑地图实时显示). 可见, 增加了 ICP 配准过程并未增加过多的程序运行时间, 但却大大改进了 SLAM 的结果.

4.2 仿真 2

本仿真所选取的数据集由德国 Freiburg 大学 C. Stachniss 等在该校某建筑内采集获得. 该建筑的面积约为 40 m×15 m, 数据集中包含了 8 952 次里程计读数和 4 933 次激光扫描数据, 一次激光扫描包含了 360 个点, 机器人行走的时间为 18 min. 在

不影响地图创建精度的前提下, 程序中仍然采取了降采样的方法处理 4 933 次激光扫描数据. 即以判断里程计读数的方式, 从 4 933 次激光扫描数据中抽取 2 376 次. 利用 ICPFastSLAM 算法, 并使用 20 个粒子近似移动机器人位姿和环境地图的联合后验概率密度函数, 所得 SLAM 结果如图 7 所示. 程序运行所需的时间为 10.5 min, 小于采集该数据集所需时间. 为了进行仿真对比, 采用基于里程计读数的移动机器人运动方程作为建议分布函数, 并使用 100 个粒子近似后验概率密度函数, 经过多次实验, 仍未获得一致性好的地图.

以上仿真结果表明: 引入 ICP 算法, 可以有效改进利用 Rao-Blackwellized 粒子滤波进行移动机器人同时定位与栅格地图创建的结果, 从而证实了 ICPFastSLAM 算法的正确性和有效性.

5 结论

本文分析了利用粒子滤波进行同时定位与创建栅格地图所面临的抽样效率过低的问题, 并提出利用 ICP 算法改善粒子滤波效果的方法. 在完成激光扫描点集的配准后, 利用高斯分布近似配准误差, 以获得改进的建议分布函数, 并采用改进的抽样策略, 提高抽样效率. 基于实际数据的仿真结果证明了此方法的有效性. 另外该方法计算量小, 适用一般场合下的同时定位与栅格地图创建, 同时也可以改进未知环境下特征地图创建的结果.

基于本文的工作, 我们将进一步优化建议分布函数, 提高粒子滤波的抽样效率. 以更少的粒子创建

更精确的环境地图, 并侧重于研究更复杂的室外环境以及动态环境下的地图创建问题。

致谢

感谢德国 Freiburg 大学 Dirk Häehnel, Giorgio Grisetti 和 Cyrill Stachniss 等研究人员提供的实验数据。

References

- Smith R C, Cheeseman P. On the representation and estimation of spatial uncertainty. *The International Journal of Robotics Research*, 1986, **5**(4): 56–68
- Bailey T, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping: Part II. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2006, **13**(3): 108–117
- Thrun S, Liu Y F, Koller D, Ng A Y, Ghahramani Z, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping with sparse extended information filters. *The International Journal of Robotics Research*, 2004, **23**(7-8): 693–716
- Doucet A, de Freitas N, Murphy K P, Russell S J. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks. In: Proceedings of the 16th Conference in Uncertainty in Artificial Intelligence. Stanford, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2000. 176–183
- Eliazar A, Parr R. DP-SLAM: fast, robust simultaneous localization and mapping without predetermined landmarks. In: Proceedings of the 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Acapulco, Mexico: Lawrence Erlbaum Associates, 2003. 1135–1142
- Hahnel D, Burgard D, Fox D, Thrun S. An efficient fast-SLAM algorithm for generating maps of large-scale cyclic environments from raw laser range measurements. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas, USA: IEEE, 2003. 206–211
- Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, **23**(1): 34–46
- Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric. In: Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Pasadena, USA: IEEE, 2008. 19–25
- Montemerlo M, Thrun S, Koller D, Wegbreit B. Fast-SLAM: a factored solution to simultaneous localization and mapping. In: Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence. Edmonton, Canada: KFUPM ePrints, 2002. 593–598
- Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239–256
- Olson E B. Robust and Efficient Robotic Mapping [Ph.D. dissertation], Massachusetts Institute of Technology, UK, 2008
- Lu F, Milios M. Globally consistent range scan alignment for environment mapping. *Autonomous Robots*, 1997, **4**(4): 333–349
- Nuchter A, Lingemann K, Hertzberg J. Cached k -d tree search for ICP algorithms. In: Proceedings of the 6th International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Quebec, Canada: IEEE, 2007. 419–426

- Thrun S. A probabilistic online mapping algorithm for teams of mobile robots. *The International Journal of Robotics Research*, 2001, **20**(5): 335–363
- Doucet A, de Freitas N, Gordan N. *Sequential Monte-Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001
- Haehnel D, Stachniss C, Grisetti G. Robotics datasets [Online], available: <http://www.informatik.uni-freiburg.de/stachnis/datasets.html>, December 3, 2008
- Cyrill S, Udo F, Giorgio G. GMapping and GridSLAM code [Online], available: <http://www.openslam.org>, December 3, 2008



祝继华 西安交通大学人工智能与机器人研究所博士研究生. 主要研究方向为概率机器人. 本文通信作者。

E-mail: zhujh@aiar.xjtu.edu.cn

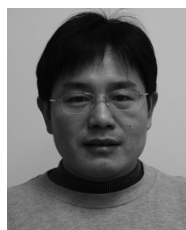
(ZHU Ji-Hua Ph.D. candidate at the Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University. His main research interest is probabilistic robotics. Corresponding author of this paper.)



郑南宁 西安交通大学人工智能与机器人研究所教授. 主要研究方向为模式识别、机器视觉与图象处理和智能信息处理系统。

E-mail: nanzheng@mail.xjtu.edu.cn

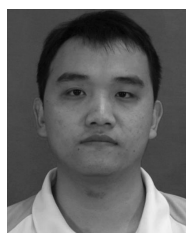
(ZHENG Nan-Ning Professor at the Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers pattern recognition, machine vision and image processing, and hardware implementation of intelligent systems.)



袁泽剑 西安交通大学人工智能与机器人研究所副教授. 主要研究方向为计算机视觉与机器学习。

E-mail: zjyuan@mail.xjtu.edu.cn

(YUAN Ze-Jian Associate professor at the Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers computer vision and machine learning.)



何永健 西安交通大学人机所博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉。

(HE Yong-Jian Ph.D. candidate at the Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers computer vision.)