

DOI:10.11992/tis.201605029

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20170705.1656.008.html>

粗匹配和局部尺度压缩搜索下的快速 ICP-SLAM

张金艺^{1,2}, 梁滨¹, 唐笛恺¹, 姚维强², 鲍深²

(1. 上海大学 通信与信息工程学院, 上海 200010; 2. 上海大学 微电子研究与开发中心, 上海 200010)

摘要: ICP-SLAM 在自主机器人和无人驾驶领域得到了极大的关注, 但传统 ICP-SLAM 缺少当前帧和全局地图的相对位置关系, 因此本文 ICP 算法必须经过大量的迭代之后才能达到收敛条件, 这导致传统 ICP-SLAM 实时性很差。并且在每一次的迭代过程中, 必须通过全局搜索才能完成匹配点搜索, 这进一步降低了传统 ICP-SLAM 的实时性。为此, 提出了一种快速 ICP-SLAM 方案。首先, 通过 MEMS 磁力计和全局地标计算出初始位姿矩阵, 通过该初始位姿矩阵实现当前帧和全局地图之间粗匹配, 进而减少达到收敛条件的迭代次数。其次, 在每次迭代过程中, 将采用局部尺度压缩搜索完成匹配点搜索, 从而减小 ICP-SLAM 的计算开销, 提高 ICP-SLAM 实时性; 同时, 每次迭代完成之后, 还将通过动态阈值缩小搜索范围, 达到加快匹配点搜索的速度, 进而提高 ICP-SLAM 实时性。实验结果表明, 和传统 ICP-SLAM 相比, 在理想室内静止场景下, 快速 ICP-SLAM 的迭代次数最高减小了 92.34%, ICP 算法运行时间最高降低了 98.86%。除此之外, ICP-SLAM 的整体负载也被保持在可控范围内, ICP-SLAM 的整体性能得到很大的提升。

关键词: ICP-SLAM; 粗匹配; 初始姿态矩阵; 局部搜索; 动态阈值; 实时性; 点云; 迭代;

中图分类号: TP11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2017)03-0413-09

中文引用格式: 张金艺, 梁滨, 唐笛恺, 等. 粗匹配和局部尺度压缩搜索下的快速 ICP-SLAM[J]. 智能系统学报, 2017, 12(3): 413-421.

英文引用格式: ZHANG Jinyi, LIANG bin, TANG Dikai, et al. Fast ICP-SLAM with rough alignment and local scale-compressed searching[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(3): 413-421.

Fast ICP-SLAM with rough alignment and local scale-compressed searching

ZHANG Jinyi^{1,2}, LIANG Bin¹, TANG Dikai¹, YAO Weiqiang², BAO Shen²

(1. School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200010, China; 2. Microelectronic Research and Development Center, Shanghai University, Shanghai 200010, China)

Abstract: ICP-SLAM has received much attention in the field of autonomous robots and unmanned cars. However, two deficiencies in traditional ICP-SLAM usually result in poor real-time performance. The first is the fact that the relative position between the current scan frame and the global map is not previously known. As a result, the ICP algorithm takes a large number of iterations to reach convergence. The second is that the establishment of correspondence is carried out by global searching and this requires an enormous amount of computational time. To overcome these problems, a fast ICP-SLAM is proposed. To decrease the number of iterations a rough alignment, based on an initial pose matrix, is proposed. In detail, the initial pose matrix is computed using a MEMS magnetometer and global landmarks. Then, a rough alignment is applied between the current scan frame and the global map at the beginning of the ICP algorithm with an initial pose matrix. To accelerate the establishment of correspondence, local scale-compressed searching with a dynamic threshold is proposed where match-points are found within a progressively constrictive range. Compared to traditional ICP-SLAM, under ideal stable conditions, the best experimental results show amount of iteration for ICP algorithm to reach convergence reduces 92.34% and ICP algorithm runtime reduces 98.86%. In addition, computational cost is kept at a stable level due to the elimination of accumulated computational consumption. Moreover, great improvement is observed in the quality and robustness of SLAM

Keywords: ICP-SLAM; rough alignment; initial pose matrix; local searching; dynamic threshold; real-time performance; cloud point; iteration

自主机器人和无人驾驶车成为近几年来人工

智能领域研究的新热点, 该技术在服务业、交通运输、工业、环境勘探、国防以及生活各个方面都有着广阔的应用前景。同时德国工业 4.0 及中国制造 2025 也把焦点聚集在无人化和智能化, 智能产业正

收稿日期: 2016-05-27. 网络出版日期: 2017-07-05.

基金项目: 国家“863”计划基金项目(2013AA03A1121, 2013AA03A1122); 上海市教委重点学科资助项目(J50104).

通信作者: 梁滨. E-mail: zhangjinyi@staff.shu.edu.cn.

在迎来前所未有的发展机遇,将催生庞大的市场。SLAM (同时定位和地图创建, simultaneous localization and mapping,)是自主机器人和无人驾驶车领域的关键技术。当前 SLAM 的实现方案可以分为基于概率的方案^[1-3]和基于非概率的方案^[4-5]。ICP(最近邻点迭代, iterative closest point)-SLAM 作为基于非概率的方案之一,由于其具有原理简单、成本较低等优点而得到了广泛关注^[6-8]。并且相比于传统的导航技术,如蓝牙定位、惯性导航系统等^[9-11], ICP-SLAM 不仅能实现定位,还能实现地图创建。但随着自主机器人和无人驾驶车的速度越来越快,所处环境变得越来越复杂,这对 SLAM 实时性提出了更高要求。由于传统 ICP-SLAM 实时性差,同时建模精度和鲁棒性也不高,显然不能再满足这方面的要求。造成传统 ICP-SLAM 实时性差的原因:一方面,因为传统 ICP 算法不能提供初始姿态矩阵进行粗匹配,从而导致达到收敛条件的迭代次数大量增加;另一方面,由于缺少粗匹配,必须通过全局搜索才能完成匹配点搜索,这也大大增加了计算开销,降低了传统 ICP-SLAM 实时性。因此,为了提高 ICP-SLAM 的实时性,必须对传统 ICP-SLAM 进行优化。

当前,对传统 ICP-SLAM 的优化大都是选取 ICP 算法的某个步骤进行优化。ICP 算法最早由 Besl 和 McKay 为解决 3-D 物体对准问题而提出的^[12]。根据 Rusinkiewicz 和 Levoy 的理论^[13], ICP 算法可以分成下面 6 个步骤:选择控制点,匹配点搜索,计算匹配点权重,设定一个匹配点误差方程,通过最小化匹配点误差方程求出旋转矩阵和平移矩阵,同时定位和地图创建。当前 ICP 算法的研究主要集中在优化匹配点搜索策略上。主流的匹配点搜索策略可以大致分为下面几种。基于特征的匹配点搜索方法^[14-16]包括如基于直线特征、基于曲率特征和基于斜率特征等,该方法在提取几何特征时增加了额外的计算开销,降低了 ICP-SLAM 实时性。并且几何特征的提取容易受测量噪声和移动物体的影响,降低了 ICP-SLAM 的鲁棒性。另外,基于几何划分的匹配点搜索也被广泛引用,如 Delaunay 划分^[17]和 K-D 树划分^[18]。几何划分可以提高匹配点搜索的质量和效率。但当相邻两帧的重叠区域很小时,该方法则不再适用。除此之外,考虑到激光雷达作为 ICP-SLAM 的主要传感器,所以为了更好地利用激光雷达特殊的数据结构,提出了基于 Polar-Cartesian Hybrid Transforms 的 Polar Point

Matching Rule 方法^[19]。该方法通过在极坐标系下,寻找相近的旋转角度,实现了快速的匹配点搜索。但该方法并不能提供初始姿态矩阵实现粗匹配,所以仍然采用全局搜索实现匹配点搜索。综上,可以看出大多数 ICP 算法都采用了全局搜索。但随着全局地图的扩大,全局搜索会导致计算消耗量的累计效应。虽然局部 ICP-SLAM^[20-21]某种程度上可以解决这个问题,但是局部 ICP-SLAM 首先把全局地图划分成多个局部地图,然后对每个局部地图进行局部 ICP-SLAM。所以,局部 ICP-SLAM 的本质还是采用了全局搜索。并且局部 ICP-SLAM 还要保存各个局部地图的相对位置,增加了额外内存开销。

综上所述,为了有效提高 ICP-SLAM 的实时性,本文提出基于粗匹配和局部尺度压缩搜索的快速 ICP-SLAM。该快速 ICP-SLAM 在激光雷达的基础上增加了 MEMS 磁力计,这个 MEMS 磁力计能直接输出当前航向角。并且引入全局地标,通过激光雷达扫描并测量全局地标,计算出机器人当前的位置信息。最后由航向角和机器人当前的位置信息共同构成完整的初值姿态矩阵。当得到了初值姿态矩阵后,首先通过该初值姿态矩阵实现当前帧和全局地图的粗匹配。其次,在 ICP 算法的每次迭代中,采用局部尺度压缩搜索完成匹配点搜索,从而避免了由全局搜索带来的巨大计算开销。同时,每次迭代完成之后,匹配点的搜索范围通过动态阈值被缩小,加快匹配点搜索的速度,这将进一步提高 ICP-SLAM 实时性。实验结果显示,本文提出的快速 ICP-SLAM 相比于传统 ICP-SLAM,迭代次数减少了 92.34%, ICP 算法运行时间减少了 98.86%。同时, ICP-SLAM 的系统负载也被控制在稳定状态,其整体性能得到较大的改善。

1 基于初始位姿矩阵的粗匹配

从上述分析可以看出,粗匹配是实现快速 ICP-SLAM 的首要步骤。粗匹配的过程为:通过旋转和平移变换,使得两个形状类似但处于不同空间位置的物体大致重合。这是因为,当形状相同的两个物体处于二维平面的不同位置时,必然能找到一个平移矩阵和旋转角使得这两个物体完全重合。而机器人的初始位姿矩阵就包含了这样一个平移矩阵和旋转角。其中,机器人当前的坐标 (x_t, y_t) 可以看作平移矩阵,机器人的航向角 θ_t 可以看作旋转角。那么机器人 t 时刻的姿态矩阵可以表示成一个 1×3 矩阵 $\text{Pose}_t(x_t, y_t, \theta_t)$ 。 $\text{Pose}_t(x_t, y_t, \theta_t)$ 可以通过

MEMS 磁力计和全局地标计算得到。这样在 ICP 算法开始前,可以通过矩阵 $\text{Pose}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t, \theta_t)$ 完成当前帧和全局地图的粗匹配。全局地标在全局坐标系中的坐标为已知信息,设图 1 中的第 n 个全局地标在全局坐标系中的坐标为 $\mathbf{P}_{Ln-G}(\mathbf{x}_{Ln-G}, \mathbf{y}_{Ln-G})$ 。同时设第 n 个全局地标在机器人局部坐标系的坐标为 $\mathbf{P}_{Ln-L}(\mathbf{x}_{Ln-L}, \mathbf{y}_{Ln-L})$, 则 $(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t)$ 可以通过式(1)计算得到:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{Ln-G} - \mathbf{x}_{Ln-L} \cos \theta_t - \mathbf{y}_{Ln-L} \sin \theta_t \\ \mathbf{y}_t = \mathbf{y}_{Ln-G} + \mathbf{x}_{Ln-L} \sin \theta_t - \mathbf{y}_{Ln-L} \cos \theta_t \end{cases} \quad (1)$$

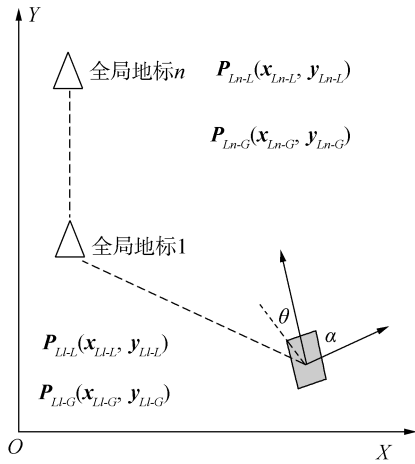


图1 计算姿态矩阵

Fig.1 Initial pose matrix

当机器人移动到图 2 中的 $(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t)$ 位置时,设其姿态矩阵为 $\text{Pose}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t, \theta_t)$ 。激光雷达获取当前扫描帧并记为 \mathbf{F}_t' (图 2 中的灰色圆部分),并测出第 n 个全局地标在机器人局部坐标系下的坐标 $\mathbf{P}_{Ln-L}(\mathbf{x}_{Ln-L}, \mathbf{y}_{Ln-L})$ 。假设激光雷达的角度分辨率为 ρ , 则 \mathbf{F}_t' 中的点数 N 可通过式(2)得到

$$N = \varphi / \rho \quad (2)$$

式中 φ 为激光雷达的可视角 (例如 360°)。根据(1)式可计算出 $(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t)$, 如式(3)所示:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_t \\ \mathbf{y}_t \end{bmatrix} = \mathbf{T} \mathbf{P}_{Ln-L} + \mathbf{P}_{Ln-G} \quad (3)$$

式中 \mathbf{T} 如公式(4)所示:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} -\cos \theta_t & -\sin \theta_t \\ \sin \theta_t & -\cos \theta_t \end{bmatrix} \quad (4)$$

因为全局地标为全局的静态参照物,所以通过该方法计算得到的 $\text{Pose}_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t, \theta_t)$ 不存在累计误差。

同样在图 2 中记全局地图为 $\mathbf{M}_{\text{global}}$ (图 2 中的点线), 并记 \mathbf{F}_t' 和 $\mathbf{M}_{\text{global}}$ 粗匹配的结果为 \mathbf{F}_t (图 2 中的

虚线), 结合式(5), 则 \mathbf{F}_t 可以通过式(6)得到, 其中 \mathbf{F}_t' 和 \mathbf{F}_t 都是一个 $N \times 2$ 矩阵, 如式(7)和式(8)所示:

$$\mathbf{T}_{\text{rotate}} = \begin{bmatrix} \cos \theta_t & \sin \theta_t \\ -\sin \theta_t & \cos \theta_t \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{F}_t = \mathbf{F}_t' \mathbf{T}_{\text{rotate}} + \begin{bmatrix} \mathbf{x}_t & \mathbf{y}_t \\ \mathbf{x}_t & \mathbf{y}_t \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{x}_t & \mathbf{y}_t \end{bmatrix}_{N \times 2} \quad (6)$$

$$\mathbf{F}_t' = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1' & \mathbf{y}_1' \\ \mathbf{x}_2' & \mathbf{y}_2' \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{x}_N' & \mathbf{y}_N' \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathbf{F}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{y}_2 \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{x}_N & \mathbf{y}_N \end{bmatrix} \quad (8)$$

通过粗匹配后, ICP 算法达到收敛条件的迭代次数将会大大减小。最后, 当 ICP 算法达到收敛条件时, 得到最终的变换矩阵 $\mathbf{T}_t(\mathbf{x}_t^T, \mathbf{y}_t^T, \theta_t^T)$ 。

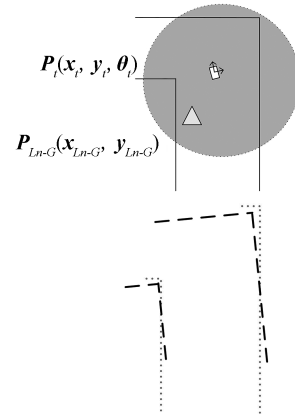


图2 粗匹配示意图

Fig.2 Rough align

2 基于动态阈值的局部尺度压缩搜索

粗匹配完成之后, 当前帧中的点和其匹配点的距离被大大缩小, 所以本文中的匹配点搜索将通过局部搜索完成。同时, 每次迭代完成之后, 匹配点之间的距离都比上一次迭代时更小, 此时便可以通过动态阈值达到尺度压缩, 从而缩小匹配点搜索的范围。局部尺度压缩搜索不仅能加快匹配点搜索速度, 还能提高匹配点搜索质量。同时在本文中, 因为 SLAM 创建的地图为栅格地图, 所以本小节将

先阐述本文中采用的栅格地图的坐标表征方式,接着再详细剖析局部搜索和尺度压缩。

2.1 栅格地图的坐标表征

SLAM 创建栅格地图时,栅格地图中的某个单元格只能处于两种状态中的一种:被物体占据或没有被物体占据。当单元格被物体占据时用深色表示,单元格没有被物体占据时用浅色表示。在栅格地图中,水平面被分割为一个包含 $m \times n$ 个正方形单元格平面,记正方形单元格边长为 L ,并设栅格地图能表示的范围为 $\hat{x}_{\min}, \hat{x}_{\max}, \hat{y}_{\min}, \hat{y}_{\max}$,同时把正方形单元格的几何中心作为该正方形单元格的坐标。在图3中,阴影正方形单元格的坐标 $(x_{\text{black}}, y_{\text{black}})$ 可以表示为

$$(x_{\text{black}}, y_{\text{black}}) = (3.5L, 3.5L) \quad (9)$$

同时可以把该阴影正方形单元格在栅格地图中的标号 $(x_{i-\text{black}}, y_{i-\text{black}})$ 表示为

$$(x_{i-\text{black}}, y_{i-\text{black}}) = (\langle \text{int} \rangle (x_{\text{black}} - \hat{x}_{\min}) / L, \langle \text{int} \rangle (y_{\text{black}} - \hat{y}_{\min}) / L) \quad (10)$$

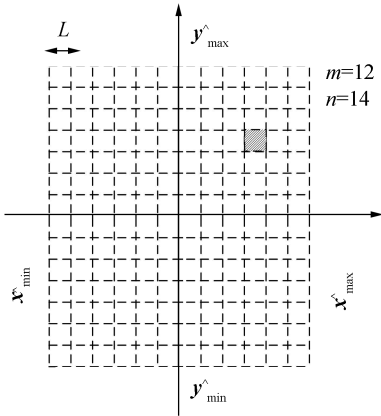


图3 栅格地图示意图

Fig.3 Grid map

当有更多的点落入到某一个正方形单元格时,该正方形单元格的顏色会加深。

2.2 基于 Point-to-Region 的局部搜索

局部搜索只有当完成粗匹配后才有意义。因为经过粗匹配后,当前帧中的某一点的匹配点只能出现在距离该点某一距离的范围内。所以为了能采用局部搜索,必须在匹配点搜索前,将 F_t 通过 $\text{Pose}_t(x_t, y_t, \theta_t)$ 和(5)式投影到 M_{global} (记为 F_t),然后再在 M_{global} 和 F_t 之间通过局部搜索完成匹配点搜索。以图4中的 a 点和 b 点为例,通过式(9)计算出 a 点和 b 点所在正方形单元的标号,记为 (cx_a, cy_a) 和 (cx_b, cy_b) 。局部搜索的搜索范围可以表示为

$$cx_{\min} = cx_x - \text{SearchingRange} \quad (11)$$

$$cx_{\max} = cx_x + \text{SearchingRange} \quad (12)$$

$$cy_{\min} = cy_x - \text{SearchingRange} \quad (13)$$

$$cy_{\max} = cy_x + \text{SearchingRange} \quad (14)$$

其中 SearchingRange 的值是自己设定的,在图4中 SearchingRange 的值为1。在确定搜索范围后,下一步便计算出点 a/b 与所有落在搜索范围内的点的欧式距离 d_i 。当 d_i 满足:

$$d_i < \text{thresholdDist} \quad (15)$$

则记该点为匹配点 (Point-to-Region 策略,即一个点可以存在多个匹配点)。比如 F_t 中的第 j 个点表示为 $F_t(j)$,则 $F_t(j)$ 的第 i 个匹配点记为 $F_t^{\text{match}}(j)$ 。

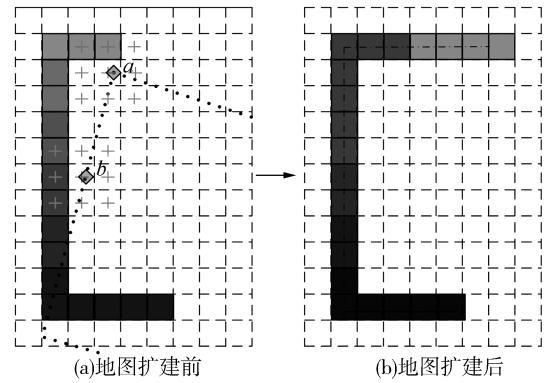


图4 扩建栅格地图

Fig.4 Grid map expansion

2.3 基于动态阈值的尺度压缩

ICP 算法的最终目的是为了得到一个平移矩阵和旋转角。所以当完成匹配点搜索后,下一步便是通过最小化匹配点误差方程得到平移矩阵和旋转角。但在得到最终的平移矩阵和旋转角之前,当 ICP 算法完成一次迭代之后,当前帧和全局地图的匹配能更加准确。这意味着, F_t 中的点与其匹配点之间的距离缩短。所以 ICP 算法在下一次的匹配点搜索中,搜索范围可以缩小。这不但可以减小匹配点搜索的计算量,还能减少误匹配。完整的算法流程如图5所示。

本文将选择匹配点之间的欧式距离作为匹配点误差方程,匹配点的欧式距离如式(16):

$$e_i^j(j) = (x[F_t^{\text{match}}(j)] - x[F_t(j)])^2 + (y[F_t^{\text{match}}(j)] - y[F_t(j)])^2 \quad (16)$$

匹配点的权重通过式(17)计算:

$$w_i^j(j) = \begin{cases} 0, & |e_i^j(j)| \geq E \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中 E 为动态阈值。匹配点的数量为

$$n_t = \sum_{j=0}^N \sum_i w_i^j(j) \quad (18)$$

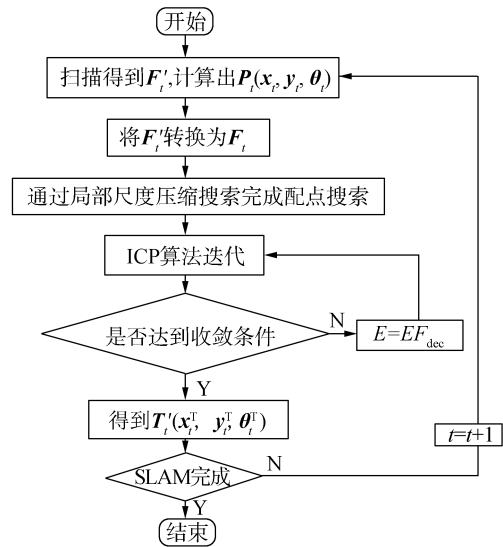


图 5 算法总流程图

Fig.5 Algorithm flow chart

当前帧与全局地图的重合度可以表示为

$$OL_t = \frac{n_t}{N + 1} \tag{19}$$

综上,最终的误差方程可以表示为

$$I_t = \frac{\sum_{j=0}^N \sum_i [w_t^i(j) e_t^i(j)]}{n_t OL_t} \tag{20}$$

通过求导可以完成(20)式的最小化,得出变换矩阵 $(x_t^{new}, y_t^{new}, \theta_t^{new})$:

$$\frac{\partial I_t}{\partial x_t} = 0 \Rightarrow x_t^{new} \tag{21}$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial y_t} = 0 \Rightarrow y_t^{new} \tag{22}$$

$$\frac{\partial I_t}{\partial \theta_t} = 0 \Rightarrow \theta_t^{new} \tag{23}$$

完成一次迭代之后, E 通过下式被缩小:

$$E = EF_{dec}, \quad F_{dec} \in (0,1) \tag{24}$$

当 I_t 达到阈值后,ICP 算法停止并得到最终的变换矩阵 $T_t(x_t^T, y_t^T, \theta_t^T)$ 。 F_t 通过该变换矩阵转换成 F_t^c (图 4 中的虚线),并最终实现 M_{global} 的扩建。

3 实验结果与分析

为了有效验证粗匹配和局部尺度压缩搜索对 ICP-SLAM 实时性的改善,本文搭建了一辆可定位的小车作为验证平台。该小车搭载了一个 RobotPeak 激光雷达、一个 Uranus MEMS 磁力计和一块 Raspberry Pi 主板,如图 6 所示,各传感器规格见表 1。

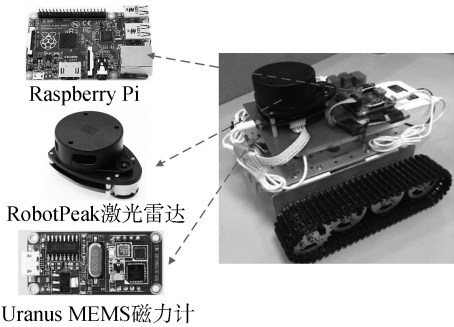


图 6 实验平台

Fig.6 Experiment platform

表 1 RobotPeak 激光雷达和 Uranus MEMS 磁力计参数

Table 1 Features of Robot Peak and Uranus MEMS

传感器	测量范围	采样频率/Hz	距离分辨率/cm	角度分辨率/(°)	FOV(Field of View)/(°)
RobotPeak 激光雷达	6 m	2 000	0.2	1	360
Uranus MEMS 磁力计	±4 800 μT	100	—	0.01°	—

本小节将从两方面验证快速 ICP-SLAM。第一方面是快速 ICP-SLAM 实时性改善验证。首先,对比未进行粗匹配和进行粗匹配下 ICP-SLAM 的迭代次数和 ICP 算法运行时间,验证粗匹配对 ICP-SLAM 实时性的改善;其次,记录 F_{dec} 的值从 1 到 0.3 变化过程中 ICP-SLAM 的迭代次数和 ICP 算法运行时间,观察其变化趋势,进而验证局部尺度压缩搜索对 ICP-SLAM 实时性的改善。第二方面是快速 ICP-SLAM 整体性改善验证。其不仅可以验证同时采用粗匹配和局部尺度压缩搜索时,

ICP-SLAM 实时性的改善情况,同时还可以验证 ICP-SLAM 在建模精度、鲁棒性和计算开销等方面的提升。

3.1 快速 ICP-SLAM 实时性改善验证

通过第 1 节和第 2 节的分析可知,ICP-SLAM 实时性受初始姿态矩阵、局部搜索和参数 F_{dec} 影响。本小节将采用复合开环航迹和复合闭环航迹,验证粗匹配和局部尺度压缩搜索对 ICP-SLAM 实时性的改善。复合开环航迹和复合闭环航迹分别如图 7 中的(a)和(b)所示。

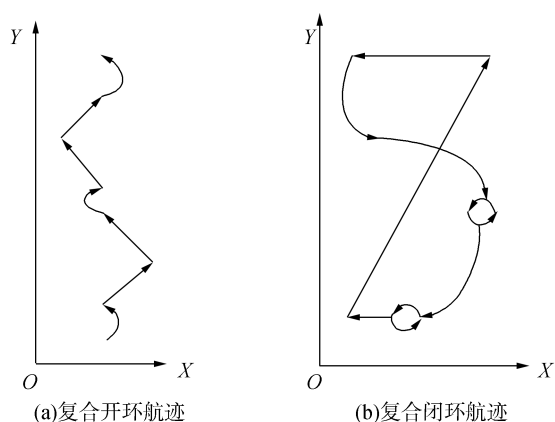


图7 复合开环航迹和复合闭环航迹

Fig.7 Mix-open track and mix-close track

粗匹配对迭代次数和ICP算法运行时间的改善如表2和表3所示。

从表2和表3中可以看出,在每一组对比实验中,当进行粗匹配后,迭代次数和ICP算法运行时间都被大大减小。所以粗匹配改善了ICP-SLAM实时性。局部尺度搜索对迭代次数和ICP算法运行时间的提升结果如图8和图9所示,从图中可以看出当 F_{dec} 从1渐变到0.3时,大大减少迭代次数,缩短了ICP算法的运行时间。

表2 小车在复合开环航迹下的实验结果

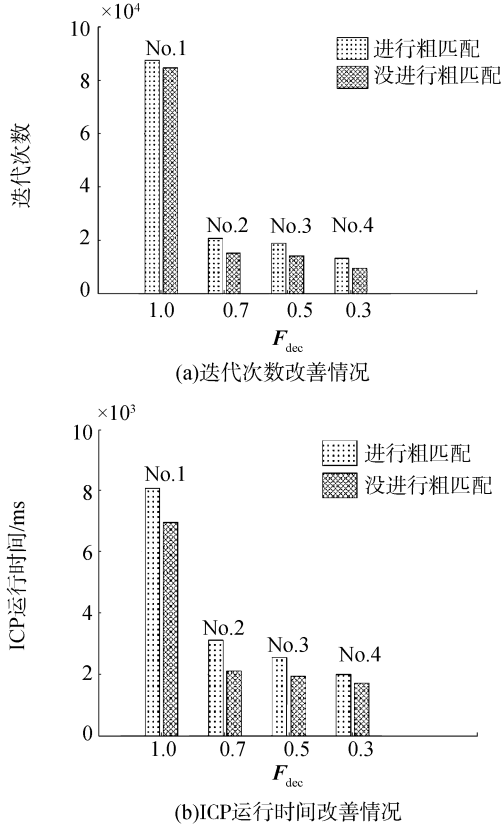
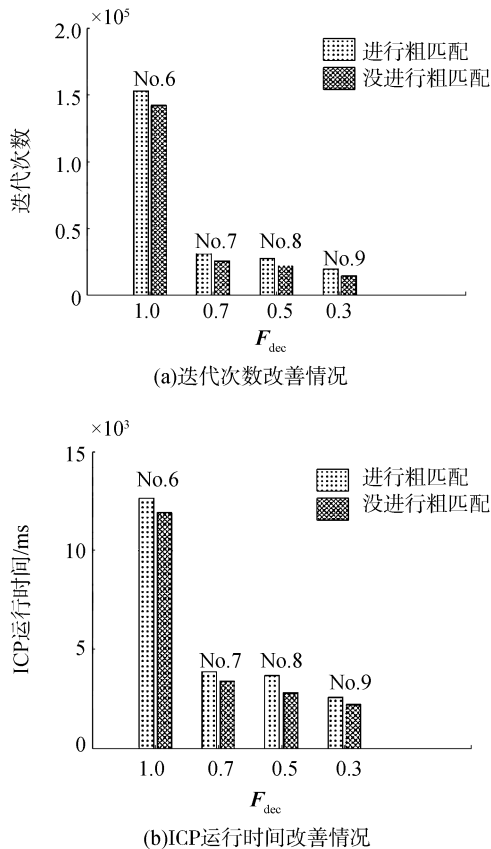
Table 2 Result in mix-open track

编号	是否粗匹配	F_{dec}	P-to-P/P-to-R	迭代次数	迭代次数 减少/%	ICP 算法运行时间/ms	ICP 运行时间减少/%
1	否	1	P-to-P	87 748	3.3	8 068	13.7
	是	1	P-to-P	84 814		6 961	
2	否	0.7	P-to-P	20 770	26.1	3 110	31.9
	是	0.7	P-to-P	15 341		2 116	
3	否	0.5	P-to-P	18 906	24.9	2 550	24.4
	是	0.5	P-to-P	14 190		1 929	
4	否	0.3	P-to-P	13 339	19.6	2 001	14.0
	是	0.3	P-to-P	9 423		1 720	
5	否	0.5	P-to-R	22 276	10.8	3 925	11.8
	是	0.5	P-to-R	19 880		3 463	

表3 小车在复合闭环航迹下的实验结果

Table 3 Result in mix-close track

编号	是否粗匹配	F_{dec}	P-to-P/P-to-R	迭代次数	迭代次数 减少/%	ICP 算法运行时间/ms	ICP 运行时间减少/%
6	否	1	P-to-P	152 870	7.2	12 697	6.2
	是	1	P-to-P	141 892		11 918	
7	否	0.7	P-to-P	31 059	18.2	3 901	12.8
	是	0.7	P-to-P	25 426		3 402	
8	否	0.5	P-to-P	27 646	19.9	3 692	23.6
	是	0.5	P-to-P	22 125		2 821	
9	否	0.3	P-to-P	19 534	24.4	2 620	15.2
	是	0.3	P-to-P	14 752		2 221	
10	否	0.5	P-to-R	42 231	13.3	6 346	14.6
	是	0.5	P-to-R	36 611		5 422	

图8 F_{dec} 在复合开环航迹下的实验结果Fig.8 Result of F_{dec} in mix-open track图9 F_{dec} 在复合闭环航迹下的实验结果Fig.9 Result of F_{dec} in mix-close track

除此之外,采用全局搜索时,ICP-SLAM 的计算开销会随着全局地图的增大而增大。但当采用局部尺度压缩搜索时,ICP-SLAM 的计算开销被控制在稳定状态,如图 10 所示。

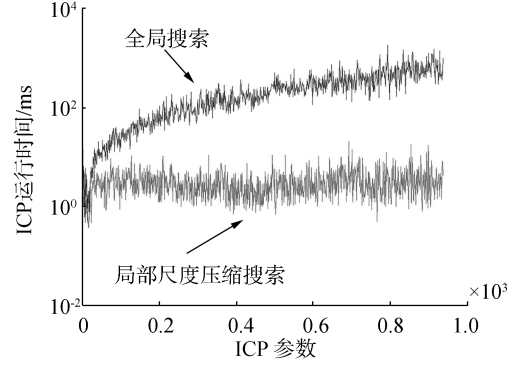


图10 ICP-SLAM 的计算开销对比

Fig.10 Comparison of computation in ICP-SLAM

从图 10 中可以看出,当采用局部尺度压缩搜索时,随着 ICP 算法迭代次数的增加,ICP 算法的运行时间被保持在一个稳定值,这表明 ICP-SLAM 的计算开销被控制在稳定状态。但采用全局搜索时,ICP-SLAM 的计算开销却随着 ICP 算法迭代次数的增加而不断增加。所以局部尺度压缩搜索对提高 ICP-SLAM 实时性有着显著的效果。对比图 10 和图 11 可知,本文提出的 ICP-SLAM 比文献[20]的局部 SLAM 在计算负载的稳定性上更有优势。

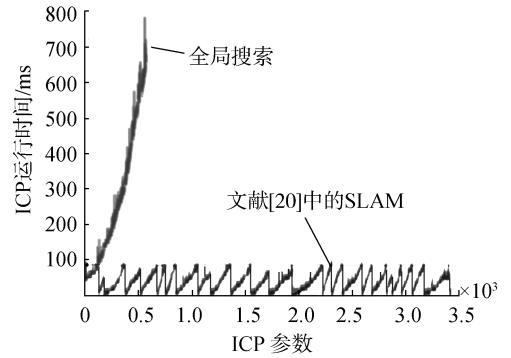


图11 文献[20]中的SLAM波动过程

Fig.11 SLAM unstable process in [20]

3.2 快速 ICP-SLAM 整体性改善验证

在该验证环节中,实验平台首先以低速走过一段弧度较小曲线,用来验证 $P_i(x_i, y_i, \theta_i)$ 的作用。然后快速走完一段直线,用来验证 (x_i, y_i) 的作用。接着作一个急速转弯,此时 θ_i 会产生巨大的变化。最后一段小车慢速走过一段短直线和慢速转弯。图 12 为对比结果。在图 12(a)的方法中,ICP 算法开始时采用粗匹配,并且通过局部尺度压缩搜索来完成匹配点搜索($F_{dec}=0.5$)。图 12(b)中的对照组为传统的 ICP-SLAM 算法。完成整个 SLAM 过程

中,图12(a)的方法总共进行了 28 200 次迭代,ICP 算法运行时间为 4 414 ms。图 12(b)中的方法进行了 399 109 次迭代,ICP 算法运行时间为 301 152 ms。可见,图 12(a)的方法比图 12(b)的方法减少了 92.34% 的迭代次数和 98.86% 的运行时间。此外,在图 12(a)方法的结果中,累积误差被大大消除了,创建的地图精度也比图 12(b)的好,并且没有出现匹配 ICP 算法失锁。综上,图 12(a)的方法不仅提高了 ICP-SLAM 实时性,而且 ICP-SLAM 的整体性能得到很大的提升。

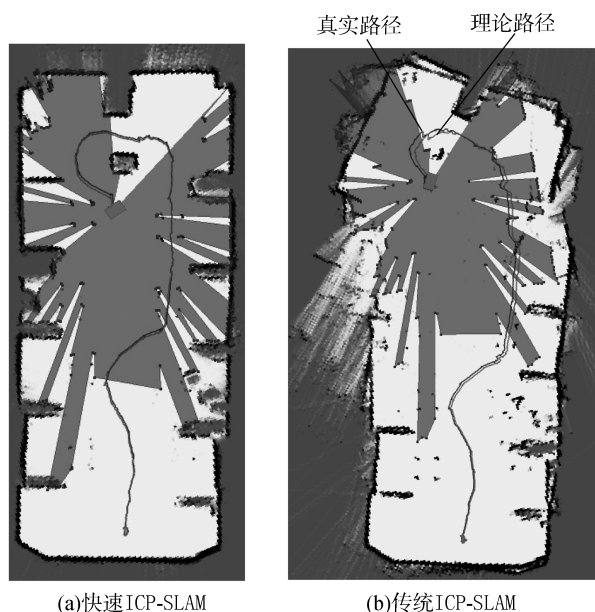


图 12 快速 ICP-SLAM 整体性改善验证结果

Fig.12 Overall improvement in fast ICP-SLAM

4 结束语

针对传统 ICP-SLAM 实时性差,本文提出了粗匹配和局部尺度压缩搜索。在进行 ICP 算法开始之前,通过 MEMS 磁力计和全局地标计算出机器人当前位姿矩阵,并基于该位姿矩阵完成当前帧和全局地图的粗匹配,从而减少 ICP 算法的迭代次数。同时在 ICP 算法每次迭代中,采用局部尺度压缩搜索替代全局搜索完成匹配点搜索,加快匹配点搜索速度。实验结果表明 ICP-SLAM 实时性得到了很大提升,迭代次数和系统运行时间分别降低 92.34% 和 98.86%。此外,ICP-SLAM 的整体性能得到很大的提升。

参考文献:

- [1] LI Hai, CHEN Qijun. Towards a non-probabilistic approach to hybrid geometry-topological SLAM [C]//Proceedings of 2010 8th World Congress of IEEE on Intelligent Control and Automation. Jinan: IEEE, 2010: 1045-1050.
- [2] BARRAU A, BONNABEL S. Invariant filtering for Pose EKF-SLAM aided by an IMU [C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Decision and Control. Osaka: IEEE, 2015: 2133-2138.
- [3] 季晓玲, 贺青, 迟宗涛. 基于 EKF 的 SLAM 算法在机器人定位中的应用 [J]. 科技经济导刊, 2016 (13): 17-19.
- [4] ZANDARA S, RIDAO P, RIBAS D, et al. Probabilistic surface matching for bathymetry based SLAM [C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe: IEEE, 2013: 40-45.
- [5] ALBERT P, RIDAO P, RIBAS D, et al. Bathymetry-based SLAM with difference of normals point-cloud subsampling and probabilistic ICP registration [C]// Proceedings of 2013 MTS/IEEE OCEANS-Bergen. Bergen: IEEE, 2013: 1-8.
- [6] TREHARD G, ALSAYED Z, POLLARD E, et al. Credibilist simultaneous Localization And Mapping with a LIDAR [C]//Proceedings of 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, IL: IEEE, 2014: 2699-2706.
- [7] ARTH C, PIRCHHEIM C, VENTURA J, et al. Instant outdoor localization and SLAM initialization from 2.5D maps [J]. IEEE transactions on visualization and computer graphics, 2015, 21(11): 1309-1318.
- [8] CHOUDHARY S, INDELMAN V, CHRISTENSEN H I, et al. Information-based reduced landmark SLAM [C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Seattle, WA: IEEE, 2015: 4620-4627.
- [9] 陈兴秀, 张金艺, 晏理, 等. 三维复杂运动模式航迹推算惯性导航室内定位 [J]. 应用科学学报, 2014, 32(4): 349-350.
- [10] 张苍松, 郭军, 崔娇, 等. 基于 RSSI 的室内定位算法优化技术 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(3): 235-238.
- [11] 王益健. 蓝牙室内定位关键技术的研究与实现 [D]. 南京: 东南大学, 2015.

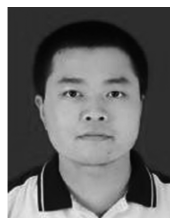
WANG Yijian. Research and implementation on key tech-

- nologies of bluetooth indoor positioning [D]. Nanjing: Southeast University, 2015.
- [12] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [13] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]//Proceedings of the Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Quebec City, Que: IEEE, 2001: 145.
- [14] BLANCO J L, GONZÁLEZ-JIMÉNEZ J, FERNÁNDEZ-MADRIGAL J A. A robust, multi-hypothesis approach to matching occupancy grid maps[J]. Robotica, 2013, 31(5): 687-701.
- [15] XU Haixia, ZHOU Wei, ZHU Jiang. 3D visual SLAM with a time-of-flight camera [C]//Proceedings of 2015 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS). Hangzhou: IEEE, 2015: 1-6.
- [16] ULAS C, TEMELTAS H. A robust feature extraction method and semantic data association for 6D SLAM[C]//Proceedings of 2015 IEEE World Automation Congress (WAC). Mexico: IEEE, 2012: 1-6.
- [17] GONG Zizhen, HUA Xianghong, YI Chongzheng, et al. The research and implementation of ICP based on Delaunay triangulation[J]. Engineering of surveying and mapping, 2010, 19(5): 29-31.
- [18] HU Linjia, NOOSHABADI S, AHMADI M. Massively parallel KD-tree construction and nearest neighbor search algorithms [C]//Proceedings of 2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Lisbon: IEEE, 2015: 2752-2755.
- [19] ZHANG Lei, CHOI S I, PARK S Y. Polar-Cartesian hybrid transforms: a novel 2D range scan registration algorithm[J]. International journal of control automation and systems, 2013, 11(5): 1001-1008.
- [20] TIAR R, LAKROUF M, AZOUAOU O. FAST ICP-SLAM for a bi-steerable mobile robot in large environments[C]//Proceedings of 2015 International Conference on Advanced Robotics (ICAR). Istanbul: IEEE, 2015: 1-6.
- [21] TIAR R, OUADAH N, AZOUAOU O, et al. ICP-SLAM methods implementation on a bi-steerable mobile robot [C]//Proceedings of IEEE 11th International Workshop of Electronics, Control, Measurement, Signals and their Application to Mechatronics (ECMSM). Toulouse: IEEE, 2013: 1-6.

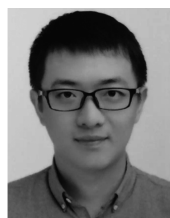
作者简介:



张金艺,男,1965年生,研究员,主要研究方向为通信类 SoC 设计与室内无线定位技术。发表学术论文 40 余篇,近 3 年授权与申请专利 30 项。



梁滨,男,1991年生,硕士研究生,主要研究方向为基于激光雷达的室内 SLAM。



唐笛恺,男,1991年生,硕士研究生,主要研究方向为基于激光雷达的室内 SLAM。