

文章编号: 2095-2163(2022)01-0168-05

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

# 兴趣区域地图提取与 ROS 的多机器人 SLAM 地图合成研究

李 森, 范平清

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 针对单个机器人在大场景下建图与定位效果不佳,以及地图合成不实时的问题,本文提出一种兴趣区域地图提取与 ROS 的多机器人 SLAM 地图融合方法。该方法由单个机器人构建局部地图,对地图进行兴趣区域提取后,再上传到给中央处理机器,由中央处理机器利用霍夫变换地图融合算法,进行地图融合处理。验证结果表明,本系统实现了多机器人协作实时建图与融合,降低了计算的繁杂度,提高了建图效率与准确性。

**关键词:** 多机器人; 地图融合; ROS; 地图提取

## Map extraction of interest region and ROS multi-robot SLAM mapmerge

LI Sen, FAN Pingqing

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** Aiming at the problem of poor mapping and positioning effect of single robot in large scenes and unreal-time map synthesis, a map fusion method of multi-robot SLAM based on region of interest map extraction and ROS is studied. Firstly, a local map is constructed by a single robot, and then the interest region of the map is extracted to reduce the calculation of fusion, and then uploaded to the central processing machine. The central processing machine uses the Hough transform map fusion algorithm to process map fusion. The experimental results show that the system realizes the real-time mapping and fusion of multi-robot collaboration, reduces the complexity of calculation, and improves the efficiency and accuracy of mapping.

**[Key words]** multi-robot; map merge; ROS; map extraction

## 0 引言

随着科技的发展,移动机器人越来越便宜,功能也越来越强大。如今,处理能力和功能的提高,允许更多的场合去使用<sup>[1-2]</sup>。以往由一个机器人完成的任务现在可以分配给多个机器人配合完成,这样不仅提高了工作效率,也可以提高系统的鲁棒性<sup>[3]</sup>。但是,在多机器人协调过程中,将多个机器人的局部地图合成成为一张完整的全局地图,是一个关键性任务<sup>[4]</sup>。

针对多机器人同步定位与建图(SLAM)地图融合问题的研究,一般可以分为两个方面:

一是在图像的基准上对局部地图进行合成。如,文献[5]提出了基于霍夫变换的快速地图融合方法,通过霍夫变换,并利用两张地图霍夫谱的相关性,找到最佳的旋转和平移变换,进行融合。该方法可以将两张有 250 000 个网格的地图在 500ms 内合成。文献[6]中提出利用 SIFT 变换来检测两张地图的不变特征,计算两张地图的变换。

另一方面是基于数学的度量和优化。如,文献

[7]提出了一种启发式的搜索方法,引导局部地图的重复区域进行地图融合。以上方法都是对已有的局部地图进行融合,无法在机器人构建局部地图时,进行实时的地图融合。而文献[8]中提到,实时建图与融合的方案更具应用价值,并提出了一种利用云端对不同机器人的局部地图进行融合的方法。

本文针对实时地图融合问题,提出一种兴趣区域地图提取与 ROS (Robot Operating System) 的多机器人 SLAM 地图融合方法。通过局部栅格地图兴趣区域提取,对局部栅格地图进行优化处理,得到有效区域的最小矩形栅格地图,然后利用霍夫变换地图融合方法<sup>[5]</sup>并结合 ROS,实现多机器人地图的快速实时合并。

## 1 系统设计与框架

为了提高系统的鲁棒性,在设计时,各个机器人之间采用分布式的控制,并且为了减少单个机器人处理过多的信息,采用集中处理的方式。系统框架基于 ROS 进行搭建,整体框架如图 1 所示。具体实

作者简介: 李 森(1998-),男,硕士研究生,主要研究方向:多机协同。

通讯作者: 范平清 Email: fanpingqing@163.com

收稿日期: 2021-08-08

现步骤如下:

**步骤 1** 单个机器人通过 Gmapping 算法构建局部地图, 并将地图数据传送到地图预处理节点。

**步骤 2** 由地图预处理节点, 通过兴趣区域提取算法, 对局部地图进行处理, 剪切为最小矩形, 并将处理后的地图数据发送到设置的信息共享节点。

**步骤 3** 信息共享节点通过 ROS 提供的通信工具包 multimaster\_fike 设置为整个系统的共享节点, 并由该节点将地图数据发送给中央处理机器人。

**步骤 4** 中央处理机器人对接收到的数据进行处理, 将局部地图合成全局地图。

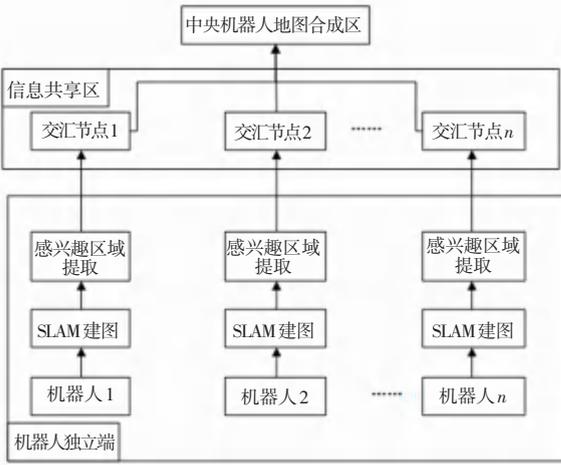


图 1 整体框架

Fig. 1 Overall framework

## 2 兴趣区域地图提取

对于二维栅栏网格地图融合, 通常分两个步骤: 首先是地图的对齐, 然后将对齐的地图合并。其中最主要的步骤即为对齐问题。文献[5]中是基于霍夫变换求得两张地图的对齐关系。但该方法对图像融合的准确度依赖于霍夫变换的计算速度与准确度, 并且受到 SLAM 算法生成图像因素的影响。ROS 社区中常用的二维占用网格地图 (Occupancy Grid Map, OGM), 如图 2 所示的一个  $608 * 480$  的二维栅栏地图。图中白色部分是机器人可以移动的自由区域, 黑色部分是机器人不能移动的占用区域, 灰色部分是未被确认的未知区域。激光雷达扫描区域以外的灰色区域, 对地图合成无用, 会浪费计算的代价。因此, 必须对地图进行裁剪, 将未知部分去除。



图 2 完整原始栅栏地图

Fig. 2 Complete original grid map

### 2.1 二维栅栏地图构建原理

为获取兴趣区域地图, 首先要求得单个占用栅格在地图中的具体表示。每个栅格有 2 种状态: 空闲 (free) 和被占据 (occupied)。各栅格之间相互独立, 可以单独估计每个格子被占据的概率。单个占用网格构建的黄金概率, 是给定的数据计算整个地图的后验概率<sup>[9]</sup>:

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

式中,  $m$  为地图;  $z_{1:t}$  为时刻  $t$  的测量值;  $x_{1:t}$  为机器人位姿定义的路径。

通常栅栏网格地图  $m$  被划分为有限多个栅栏单元。

$$m = \{m_i\} \quad (2)$$

其中,  $m_i$  为第  $i$  个单元格。如果该单元格被占用其值为“1”, 否则为“0”。

标准的占用栅格方法, 将构建地图问题划分为独立问题, 对所有的栅格单元  $m_i$  建立后验概率, 整个地图的后验概率表示为:

$$p(m | z_{1:t}, x_{1:t}) = \prod_i p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) \quad (3)$$

根据贝叶斯公式可得第  $i$  个栅格  $m_i$  的占用概率为:

$$p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) = \frac{p(m_i | x_{1:t}, z_t) \cdot p(z_t | x_t) \cdot p(m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(m_i) \cdot p(z_t | x_{1:t}, z_{1:t-1})} \quad (4)$$

第  $i$  个网格的未被占用概率为:

$$p(\neg m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) = \frac{p(\neg m_i | x_{1:t}, z_t) \cdot p(z_t | x_t) \cdot p(\neg m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(\neg m_i) \cdot p(z_t | x_{1:t}, z_{1:t-1})} \quad (5)$$

将式(4)与式(5)的比值取对数可得:

$$\log \frac{p(m_i | z_{1:t}, x_{1:t})}{p(\neg m_i | z_{1:t}, x_{1:t})} = \log \frac{p(m_i | x_{1:t}, z_t)}{p(\neg m_i | x_{1:t}, z_t)} + \log \frac{p(m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})}{p(\neg m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1})} + \log \frac{p(\neg m_i)}{p(m_i)} \quad (6)$$

可将上式表示为:

$$I(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) = I(m_i | x_i, z_i) + I(m_i | x_{1:t-1}, z_{1:t-1}) + I(m_i) \quad (7)$$

其中,  $I(m_i)$  表示栅格  $m_i$  占用的概率。

在实际编程的过程中, 当其以 ROS 消息发布时, 会被重新定义为占有度, 是  $[0 \sim 100]$  之间的整数。越接近“0”就越接近移动自由的区域, 而越接近“100”就越是不可移动的已占用的区域。此外, “-1”是定义为未知区域。地图生成根据设置的阈值, 当小于阈值时被定义为空闲, 在地图上表示为白色, 高于阈值时被定义为占用, 地图上表示为黑色, 而未知区域则被定义为灰色(如图2)。

### 2.2 兴趣区域地图提取

兴趣区域地图提取原理是根据栅栏地图的数据值进行的。ROS 构建的地图信息可用图3方式表示。将地图中边界灰色未知区域的地图剪切, 可以通过将 ROS 发布的信息矩阵中, 每一行从上到下, 以及从下到上的部分中只有-1的行去除。同理, 也要将每列从边界向内的部分进行删除, 得到一个包含已知区域和部分未知区域的优化地图。

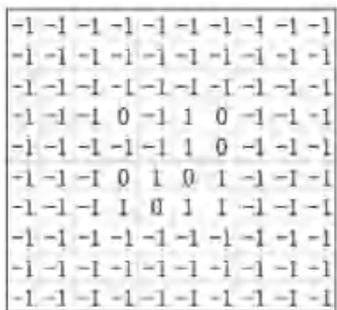


图3 ROS 发布信息矩阵

Fig. 3 Information matrix of map released by ROS

栅栏地图可以表示为一个矩阵  $M$ , 对矩阵  $M$  中的数据进行编码。编码从每一行开始, 编码表示如图4所示。



图4 ROS 发布地图信息矩阵编码

Fig. 4 ROS publishes map information matrix coding

根据以上定义, 可以利用逐行遍历得出所需矩形的边界。已知栅格地图  $M$ , 其行数表示为  $w$ , 列数

表示为  $h$ 。需要获取的值为: 最左边第一个非 -1 栅格所在的列数  $LC$ 、最右边第一个非 -1 栅格的列数  $RC$ 、最上方第一个非 -1 栅格所在的行数  $TL$ 、最下方第一个非 -1 栅格所在的行数  $BL$ 。

算法实现步骤如下:

**步骤1** 初始化地图  $M$  及各边界值:  $TL = -1, BL = -1, LC = -1, RC = -1, i = 0$ 。

**步骤2** 计算地图  $M$  的栅格个数  $N$ 。

**步骤3** 遍历地图  $M$  的各个栅格, 判断当前栅格是否为已知区域, 如果为已知区域, 则计算更新各边值。

**步骤4** 反复执行步骤3, 直到当前栅格编号大于  $N$  为止。

**步骤5** 根据各边值, 计算剪切后的地图  $M1$  算法流程图如图5所示:

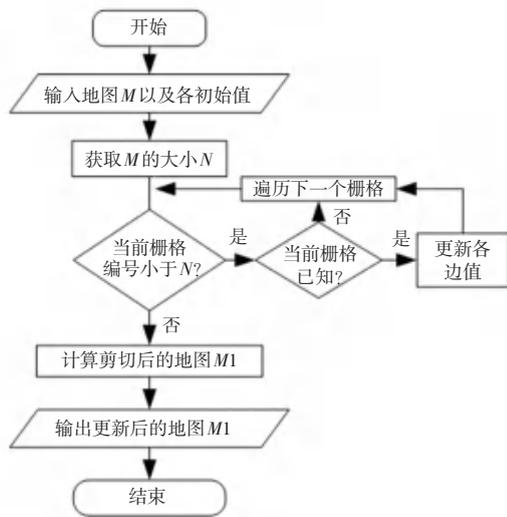


图5 算法流程图

Fig. 5 Algorithm framework

图6是一个  $275 \times 177$  的地图, 从中可以看出, 经过算法优化过的地图, 已去除了对合成无影响的区域, 仅保留所需区域的最小矩形局部地图。

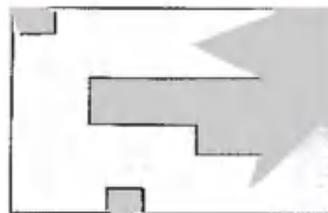


图6 优化后的局部地图

Fig. 6 Optimized local map

### 3 仿真实验

本次仿真实验采用一台笔记本电脑 (R720-

15IKBN)、一台台式机, 以及一个水星 (MW325R) 路由器。在 gazebo 中搭建仿真环境, 并在两台计算机中分别使用搭载了激光雷达的 husky 小车进行仿真。两台小车分别利用基于 RBPF 的 Gmapping 算法, 构建自己的局部地图。搭建的 Gazebo 仿真环境如图 7 所示。

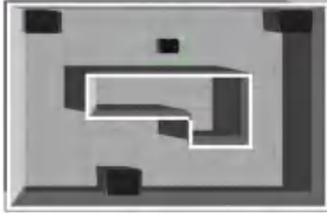


图 7 Gazebo 仿真环境

Fig. 7 Gazebo simulation environment

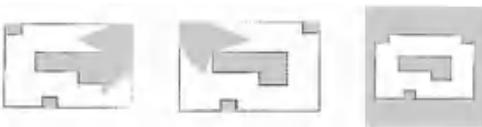
两个机器人各自构建的局部地图, 以及实时合成的全局地图, 可以通过 ROS 提供的可视化工具 RVIZ 来显示。与前面的定义相同, 灰色区域代表未知区域, 白色区域表示空闲, 黑色区域表示障碍物。假设: 进行仿真的台式机中的机器人为 R1, 笔记本中的仿真机器人为 R2。在进行感兴趣区域提取前的效果如图 8 所示。



图 8 未提取前的效果

Fig. 8 Effect before extraction

感兴趣区域提取后的合成效果, 如图 9 所示。



(a) R1 局部地图 (b) R2 局部地图 (c) R2 合成地图

图 9 提取后的效果

Fig. 9 Effect after extraction

从以上结果对比可以看出, 在进行感兴趣区域提取前, 当局部地图的重叠区域达到 80% 以上时, 地图可以基本合成, 但是边界区域并不能完全对齐, 并且地图的融合成功率较低。

在进行感兴趣区域提取后, 当局部地图的重叠区域达到 60% 时, 地图便可以合成, 并且边界区域对齐比较完整。对地图合成的成功率也有较大的提升。

为了验证所提出的感兴趣区域地图提取与 ROS 的多机器人 SLAM 地图合成系统的高效性、实时性,

以及图像感兴趣区域提取方法对合成效果的积极影响。对感兴趣区域地图提取前和提取后实验成功率对比结果如图 10 所示。

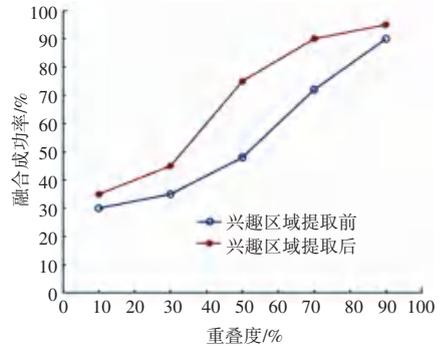


图 10 局部地图处理前后对比图

Fig. 10 Comparison before and after local map processing

在实验中, 对仿真电脑在进行地图合成与不进行地图合成时, 记录 180 s 内的 CPU 占用率。系统 CPU 利用率对比结果如图 11 所示。

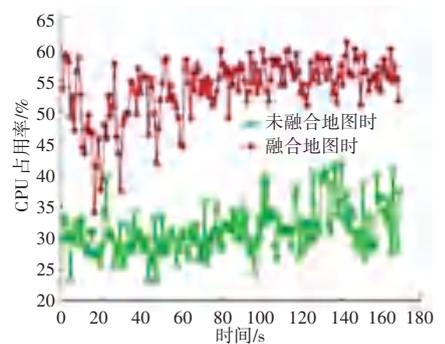


图 11 CPU 占用率对比图

Fig. 11 CPU occupancy comparison chart

由此可见, 将地图融合进行集中式处理可以降低单个机器人所需要处理的信息量, 降低机器人运行的 CPU 占用率。

### 4 结束语

针对单机器人在大环境中建图效率不足的问题, 本文提出一种实时多机器人地图的方法, 该方法利用快速融合地图的霍夫变换方法, 并对单机器人构建的局部地图进行感兴趣区域提取。实验证明, 该方法可以提升地图融合的准确性与融合效率。同时, 该设计利用 ROS 的分布式节点设计, 将地图和节点放在单独的中央处理机器上进行运行, 极大的降低了单个机器人所需处理的任务量, 使多机器人系统更为简洁。

(下转第 175 页)