

控制与决策

Control and Decision

一种高匹配性的多层代价地图生成算法

张福海, 王宇, 薛铁刚, 袁儒鹏, 付宜利

引用本文:

张福海, 王宇, 薛铁刚, 等. 一种高匹配性的多层代价地图生成算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(12): 2883–2888.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0721>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

凸优化与A*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

机器人抓取检测技术的研究现状

Recent researches on robot autonomous grasp technology

控制与决策. 2020, 35(12): 2817–2828 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1145>

融合长短时记忆机制的机械臂多场景快速运动规划

Multi-scene rapid motion planning combining with long and short time memory mechanisms for manipulators

控制与决策. 2020, 35(12): 2968–2976 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1387>

基于免疫优化的平面Acrobot线性自抗扰鲁棒镇定

Robust stabilization of planar Acrobot using linear active disturbance rejection control with immune optimization

控制与决策. 2020, 35(12): 3053–3058 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0289>

基于姿态估计的实时跌倒检测算法

Real-time fall detection algorithm based on pose estimation

控制与决策. 2020, 35(11): 2761–2766 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0382>

一种高匹配性的多层代价地图生成算法

张福海[†], 王宇, 薛铁刚, 袁儒鹏, 付宜利

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 哈尔滨 150001)

摘要: 阐述目前代价地图中存在的相关问题, 并针对代价地图存在匹配性差和实时性低等问题提出一种新的室内地图生成算法。首先, 针对雷达对动态障碍物的处理方式, 研究新的动态障碍物实时更新的方法, 实现对障碍物的准确定位, 改善代价地图与室内环境的匹配性; 其次, 通过预处理静态障碍物, 实现对障碍物的分类以及分别处理, 可大幅降低代价地图更新过程中的计算量, 变相地提高代价地图的计算速度; 再次, 通过等距膨胀法构建完整的多层代价地图; 最后, 在实验室的自主机器人平台上进行实验, 实验结果表明, 所提出算法与经典代价地图算法相比在匹配性方面有明显提升, 而在地图的更新速度方面平均提升 77.6%。

关键词: 机器人; 雷达; 代价地图; 路径规划; 机器人操作系统(ROS)

中图分类号: TP24

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.0721

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 张福海, 王宇, 薛铁刚, 等. 一种高匹配性的多层代价地图生成算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2883-2888.

A high matching layered costmap generation algorithm

ZHANG Fu-hai[†], WANG Yu, XUE Tie-gang, YUAN Ru-peng, FU Yi-li

(The State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: This paper discusses the related problems existing in the costmap, and proposes a new algorithm for the generation of indoor map. Firstly, for the processing method of dynamic obstacles by radar, a new real-time updating method of dynamic obstacles is studied, which realizes the accurate positioning of obstacles, and improves the matching of costmap and indoor environment. Then, the algorithm realizes the classification and separate processing of obstacles by preprocessing static obstacles, greatly reducing the cost in the process of map updating, the calculation speed of costmap is increased in a disguised way, and on this basis, a complete multi-layer costmap is constructed using the equidistant expansion method. Finally, the algorithm is tested on the autonomous robot platform. The experimental results show that the proposed algorithm has a significant improvement in matching compared with the classical costmap, and an average increase of 77.6% in map update speed.

Keywords: robot; radar; costmap; path planning; robot operating systems (ROS)

0 引言

导航技术是移动机器人的关键技术, 路径规划的效率直接影响移动机器人对环境的适应能力及导航能力。机器人进行路径规划主要有以下几种地图算法: 1) 栅格地图^[1]。Moravec 等采用概率模型, 每个单元栅格的值代表该位置存在障碍物的几率, 但该方法只能适用于二进制的地图环境, 其位置信息只能占有显示状态, 无法实现更深度信息的表示。2) 单层代价地图^[2]。该算法为导航领域的经典算法, 广泛应用于 ROS 环境下的全局路径规划与局部路径规划, 在最短无碰撞路径搜索方面具有一定优势, 但该算法在进行

信息分类时缺乏存储空间, 也限制了其效率及功能的可拓展性。3) 多层代价地图^[3]。可实现对于不同种类的信息和数据分别处理, 提高地图的可拓展性, 但该方法在障碍物信息的处理方式上并没有改变, 仍然存在有信息的匹配性低、实时性及抗干扰能力差的缺点。

多层代价地图在机器人路径规划方面具有广阔的应用前景。Dondrup 等^[4]运用多层代价地图, 提高了人体检测和追踪的效率, 完成了机器人与人的数据交互; Morales 等^[5]利用多层代价地图实现了可以根据个人的偏好进行相应的路径规划, 提高了机器人的

收稿日期: 2018-05-27; 修回日期: 2020-03-28.

基金项目: 黑龙江省自然科学基金项目(LC2017022).

责任编辑: 方勇纯.

[†]通讯作者. E-mail: zfhhit@hit.edu.cn.

环境适应能力;Fankhauser等^[6-7]将多层代价地图引入Octomap中,建立了对腿式机器人在特殊地形上的导航地图;Mateus等^[8]利用多层代价地图原理提出了一种新的人类感知导航的解决方案;Foix等^[9]以多层代价地图的概念将信息划分为3类,建立了三维代价地图;Talebpour等^[10]扩展了多层代价地图,增加了人类舒适度层,实现了在地图信息中融合人类感知因素;Ramírez等^[11]利用多层代价地图解决了机器人在与人协同工作时的避让问题.由此可见,多层代价地图在实际应用中的重要意义.

代价地图主要用以实现以下两方面的应用:1)全局路径规划^[12-13].在机器人从当前位置移动至目标位置时,作为实现全局路径规划或其他最短路径算法的地图基础.2)局部路径规划^[14-15].在机器人实现从当前位置到达全局路径给定子节点的路径规划时,用以提供更为详尽、准确的地图信息,保证机器人运动的安全性,但当前的多层代价地图仍存在信息匹配性低、实时性差等问题.这些问题具体体现为:1)地图内障碍物栅格与环境真实位置存在误差,障碍物消失时无法及时清除,影响地图的准确性及路径规划的可实现性;2)地图障碍物点更新存在一定的延迟,对路径规划方案的实时性有较大影响.为解决上述问题,本文研究一种室内地图生成算法,该算法改进了多层代价地图在信息匹配性及实时性方面的问题,并通过等距膨胀法提升地图整体的处理速度.

1 地图生成算法

1.1 经典代价地图存在的问题

经典多层代价地图算法是以一幅由SLAM获得的地图为基础,地图信息根据需要的分辨率进行离散化后作为各层地图的基础,之后将各类的信息进行处理分别存储在相应地图层的对应离散栅格内;当所有进程完成时将各层信息叠加便形成了最终地图;之后进行的膨胀过程、全局路径规划以及局部路径规划均在此基础上进行,但在此处理过程中存在以下几点问题.

1.1.1 匹配性问题

经典代价地图在处理障碍物信息时采用光线追踪法,当雷达探测到某个位置存在障碍物时即刻在地图上标记,该障碍物信息将一直存在直至雷达下一次探测到该位置不存在障碍物为止.光线追踪法的处理方式将导致以下两个问题:图1中A、B、C均为障碍物可能存在的位置.当某一障碍物A向机器人方向移动时(如图1(b)所示),A-B-C为其在不同时刻的位置,此时障碍物之前的位置在此过程中均被标

记,因为后一位置对前一位置的遮挡而不能及时清除前一位置的标记信息,从而留下了一条“障碍物线”.再如图1(c)中情况发生时,前一时刻障碍物在B点存在于雷达探测范围内被标记,下一时刻障碍物移动至A位置超出了雷达探测范围,雷达无法探测到,故无法清除障碍物在B点的标记.图1(b)和图1(c)两种情况出现时将会严重影响代价地图的准确性,严重时将导致路径规划时产生较大误差,甚至无法完成规划.

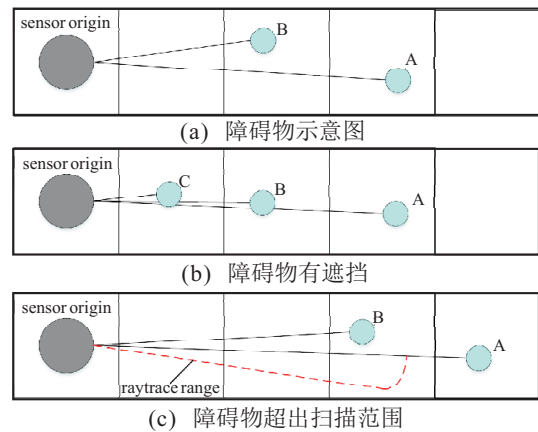


图1 障碍物图

1.1.2 实时性问题

多层代价地图的实时性较差主要由以下两方面造成.

1)静态层处理过程:静态层的处理时间较长的主要原因集中于处理过程中对所有静态障碍物的反复更新.由于障碍物的信息量巨大,每次均重新处理消耗的时间过长,造成不必要的效率损失.

2)膨胀处理效率低:膨胀层的作用是根据实际机器人模型设置具体的无法通过区域以及高价值区域,用以使机器人尽可能地对障碍物进行躲避.经典的膨胀方式是采用优先级队列处理方式,即将相关点置于一个优先级队列中,根据其距离障碍物的远近设立其优先值,每次只处理队列中优先值最高的点或栅格,完成处理后将其弹出队列并引入其相邻点或单元格.具体实施方式是:以单元格与最近障碍物的距离为依据,通过其与具体膨胀半径的关系进行其代价值的赋予操作.采用下式计算具体某个点或单元格的代价值:

$$c(i, j) = \exp(-1.0 \cdot \alpha \cdot (\|c_{ij} - \bar{o}\| - \rho_r)) \cdot 253, \quad (1)$$

当队列中不存在元素或元素均超出膨胀半径时终止膨胀过程.其中 $c(i, j)$ 表示单元点的代价值, i 和 j 分别代表单元点的横纵坐标, α 表示增加或减少障碍物代价值衰减率的缩放因子; $\|c_{ij} - \bar{o}\|$ 表示单元格与最近障碍物的距离; ρ_r 表示机器人的内切圆半径.经典

代价地图采用了优先级队列的思想,利用二叉堆的数据结构获取各个元素的优先级,进而对各个元素进行排序处理. 但因为二叉堆的数据结构,每次的处理过程均需将队列顶端的元素弹出并将新元素加入队列末端,因此,整个队列中的数据均需进行重新排列和存储,而实际中膨胀过程信息量巨大,待处理元素数量极多,其处理时间过长,效率较低.

1.2 代价地图配置方案

本文针对全局路径规划与局部路径规划的各自特性分别建立两幅代价地图,如图2所示.

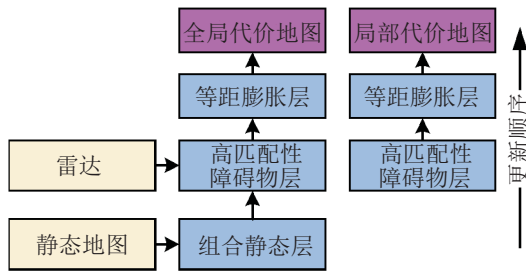


图 2 代价地图组成

地图方案改进措施主要包括以下两点:

- 1) 为解决因雷达信息处理方式导致障碍物信息不匹配的问题,本文结合光线追踪与直线算法,达到“所见即所得”的实际效果.
- 2) 针对多层代价地图实时性差的问题,本文一方面通过预处理静态层来提高静态层的处理效率;另一方面采用等距膨胀法来提升障碍物点的膨胀效率,从而在整体上提升地图更新的效率.

1.3 障碍物层的构建

针对雷达信息处理方式导致障碍物信息不匹配的问题,本文提出一种新的障碍物信息的建立方式. 通过结合光线追踪法与直线算法,将原本的障碍物信息处理方式改进为“所见即所得”的障碍物处理方式,具体的处理方法如下.

首先将雷达探测形成的点云进行相应的坐标变换,即

$$\begin{bmatrix} m_x \\ m_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left[\frac{w_x - x_{origin}}{r} \right] \\ \left[\frac{w_y - y_{origin}}{r} \right] \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中: w_x 和 w_y 为 world 中点的坐标信息, m_x 和 m_y 为 map 中点的坐标信息, r 为地图的分辨率; x_{origin} 和 y_{origin} 为地图的原点坐标信息.

将其对应的位置关系由世界坐标系映射入地图坐标系. 将雷达获取的信息进行简单处理,在雷达的扫描范围内,点云的存在区域为障碍物区,不存在的区域为空闲区域. 之后将雷达获得的障碍物信息经

式(2)进行坐标变换后,与静态层关键障碍物信息对比、精简,过滤掉其中非必要信息,再由世界坐标系映射入地图坐标系,在地图坐标系中实现对之前雷达信息的清除及更新信息的写入. 最后重置雷达信息的接收数组,准备下次的接收工作.

本文所建立的障碍物层中可准确实现将雷达信息反映出的障碍物标记在地图中,对于被遮蔽障碍物或超出雷达探测范围的障碍物,机器人将默认重置其位置为可达区域以利于之后路径规划操作. 该方法不仅解决了机器人当前障碍物信息无法准确匹配的问题,还解决了当机器人在遇到不可预见的错误,导致障碍物信息出现整体偏差而无法校正的问题. 该错误在经典方法中无法实现自我校正,只能重置机器人,并重新启动. 但使用高匹配性的代价地图方案时,由于机器人的雷达信息只能存在一个扫描周期,当雷达位姿或里程计偏差问题解决后,机器人能在很短的时间内完成对地图信息的重新校正而不必再进行重置工作.

2 实时性的改进

2.1 静态层的建立

针对多层代价地图实时性差的问题,考虑到静态层的障碍物信息相对稳定,随时间变化不明显,因而对静态层的障碍物采用预处理的方式,即只进行一次静态层的更新过程便将其中的基础的地图信息进行存储并进行相关标记. 该层信息作为多层代价地图的底层信息,不随更新过程而发生变化.

具体的执行过程为:当机器人首次启动或进入新环境时,根据第1次获得的地图定义地图大小、分辨率及障碍物的基本信息. 将障碍物的基本信息按下式完成转换后对多层代价地图的相关层进行初始化:

$$c_i = f_{iv}(v) = \begin{cases} \text{LETHAL_OB}, & v > l_{lethal}; \\ \text{NO_INFO}, & v = l_{unknown}; \\ \text{FREE_SPACE}, & v < l_{lethal}. \end{cases} \quad (3)$$

并将首次信息写入相关的层内. 其中: c_i 表示数组中相应脚标的代价值;LETHAL_OB 表示该点致命障碍物点;NO_INFO 表示该点没有相应信息;FREE_SPACE 表示空闲的点; l_{lethal} 表示致命障碍物点的判断阈值; $l_{unknown}$ 表示无相关信息的点的数据值. 进入循环更新过程时,由于世界坐标系与地图坐标系之间地图表示方法及坐标系建立上的差异,需要对其进行相应的坐标转换才可进行信息交互,其转换方法如下式所示:

$$\begin{bmatrix} w_x \\ w_y \end{bmatrix} = r \begin{bmatrix} m_x + 0.5 \\ m_y + 0.5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{origin} \\ y_{origin} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

另外,当静态层信息进行代价值的更新过程后,雷达信息扫描出的障碍物点中仍会包含部分静态层中的信息(诸如墙壁、立柱等).本文建立的组合静态层添加预处理过程,能使这些静态障碍物点在之后的处理过程中被有效地保存,既保证不会造成静态障碍物的缺失和遗漏,又能够实现的关键静态障碍物信息的提取并加入统一的集合,方便进行扩展或实现其他功能,在保证了地图重要位置障碍物信息的准确性的同时,大大提高了地图处理的效率.

2.2 地图膨胀

针对经典的地图膨胀方法处理速度慢、效率低无法保证地图的实时性的问题,本文采用一种新的等距膨胀法,以地图上目标位置与最近的障碍物的距离为膨胀依据,将具有相同距离的点加入同一点集,在膨胀过程中进行统一处理.

具体的实施流程为:采用map类数据结构,将待处理点以其相关距离为索引值进行分类,并将所有索引值相同的待处理点统一放置在一个vector中进行存储,再将索引值按照由小到大的次序进行排序作为相应vector容器的键值.膨胀过程只需对map容器中的第2元素进行遍历即可.当索引值较小的待处理点进行膨胀时,索引值较大的待处理点将会在被处理前被填充至容器中.

map数据结构的底层结构是一种特别的二叉查找树,但不同于一般的二叉树,其在树结构的每个节点位置增设一个表示颜色的存储位,而且具备平衡性.需要探究已知包含 n 个元素的二叉树集合 R_n 的期望高度.

设 X_n 为二叉树的高度,则其指数高度可表示为 $Y_n = 2^{X_n}$.对于二叉树而言,其父节点的指数高度为其左右子节点指数中较高者的2倍,若 $R_n = i$,则其父节点在进行子节点划分时将左子树划分为 $i-1$,右子树划分为 $n-i$,于是有

$$Y_n = 2 \max(Y_{i-1}, Y_{n-i}). \quad (5)$$

由二叉树的基层及次层易得 $Y_0 = 0, Y_1 = 1$.当二叉树只含有一个节点时,他的指数高度为 $2^0 = 1$,并可定义指示器随机变量 $Z_{n,1}, Z_{n,2}, \dots, Z_{n,n}$,其中 $Z_{n,i} = I\{R_n = i\}$,故可表示为

$$\Pr\{R_n = i\} = 1/n, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

于是有

$$E[Z_{n,i}] = 1/n, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

其中有且仅有一个 $Z_{n,i}$ 的值为1,可得出

$$Y_n = \sum_{i=1}^n Z_{n,i} (2 \max(Y_{i-1}, Y_{n-i})). \quad (8)$$

因为随机变量 Y_{i-1} 和 $Z_{n,i}$ 是相互独立的,所以其父节点的右子树的指数高度是以同样的原理,在 $n-i$ 个处于 i 元素之后的元素序列进行随机构造所得,又由 Y_{n-i} 和 $Z_{n,i}$ 是相互独立的可得

$$\begin{aligned} E[Y_n] &= \sum_{i=1}^n E[Z_{n,i} (2 \cdot \max(Y_{i-1}, Y_{n-i}))] = \\ &= \sum_{i=1}^n E[Z_{n,i}] E[2 \cdot \max(Y_{i-1}, Y_{n-i})] = \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} E[2 \cdot \max(Y_{i-1}, Y_{n-i})] \leq \\ &= \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n E[Y_{i-1}] + E[Y_{n-i}]. \end{aligned} \quad (9)$$

递归形式如下:

$$E[Y_n] \leq \frac{4}{n} \sum_{i=0}^{n-1} E[Y_i]. \quad (10)$$

利用恒等式进行代换,可得

$$\sum_{i=0}^{n-1} \binom{i+3}{i} = \binom{n+3}{4}, \quad (11)$$

$$\begin{aligned} E[Y_n] &\leq \frac{4}{n} \sum_{i=0}^{n-1} E[Y_i] = \frac{4}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{1}{4} \binom{i+3}{3} = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \binom{i+3}{3} = \frac{1}{n} \binom{n+3}{4} = \\ &= \frac{1}{4} \binom{n+3}{3}. \end{aligned} \quad (12)$$

采用Jensen不等式 $2^{E[X_n]} \leq E[2^{X_n}] = E[Y_n]$ 可推导

$$\begin{aligned} 2^{E[X_n]} &\leq \frac{1}{4} \binom{n+3}{3} = \\ &= \frac{1}{4} \frac{(n+3)(n+2)(n+1)}{6} = \\ &= \frac{n^3 + 6n^2 + 11n + 6}{24}. \end{aligned} \quad (13)$$

对其两边取对数,可得到

$$E[X_n] = O(\lg n). \quad (14)$$

由式(14)可以看出:由 n 个元素构造形成的二叉树集合的期望高度为 $O(\lg n)$.因此可以得出结论:在膨胀处理方面,构造map类型的二叉树子节点数远小于优先级队列的元素点的个数,可以在对元素处理时节省大量时间,提升地图的更新速度.

3 实验研究(Experiment)

3.1 实验平台

本实验的平台由本研究室自主搭建,机器人的上位工控机为机器人整体的关键结构,其中以Linux系统为基础平台,并在ROS Indigo平台下完成具体配置.机器人的底盘控制部分核心采用Freescale i.Max28的ARM芯片,而雷达部分采用Sick雷达作为基础传感器,用以实现在局部范围内信息的采集,并以点云形式进行输出.

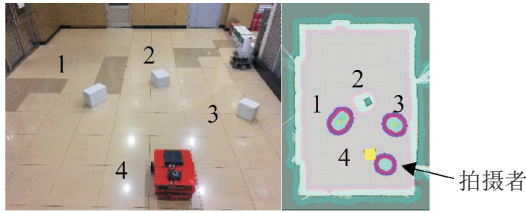


图3 环境与初始地图

3.2 实验结果

3.2.1 匹配性验证

为验证动态障碍物的信息匹配性,首先保证机器人及雷达在位姿均不发生变化的前提下,让人在一定距离外(本实验设定为2m)以一定的速度向雷达正中心方向移动,观察地图中动态障碍物的信息变化与实际情形的匹配性.图4中所示,图中左中右顺序分别为环境配置、经典算法处理^[3]以及本文算法处理地图.

初始时刻,人(动态障碍物)处在雷达探测范围之外,故环境实际情况及代价地图的相关信息如图3所示,未能实现标记,并未出现问题.当人进入雷达探测范围并逐渐接近雷达中心点时,经典的光线追踪法情况如图4所示.人移动时,经典算法的标记过程如图4(a)~图4(d)所示,由于经典方法的局限,在障碍物1与人之间形成了一条“障碍物线”,而真实环境中并不存在,严重影响地图信息的匹配性.重复上述实验过程,当人处于雷达探测范围外时,情况与经典方法相同,并未出现问题.当人进入雷达探测范围并逐渐接近雷达中心点时,本文提出的方法效果如图4所示,人的位置信息被准确地标记在地图的障碍物层中,并未出现与经典方法类似的“障碍物线”.注:由于机器人位姿问题与雷达探测角度限制,出现在图3中的拍摄者在图4实验进行时处于雷达探测盲区,因而未进行标记,但并不影响实验的准确性.

通过两次实验的效果对比即可发现,本文所提出的障碍物标记方式可以从根本上解决经典方法所存在的文章开始的局限性,实现了“所见即所得”的效果.本文所提出的算法还可以在一定程度上提高地

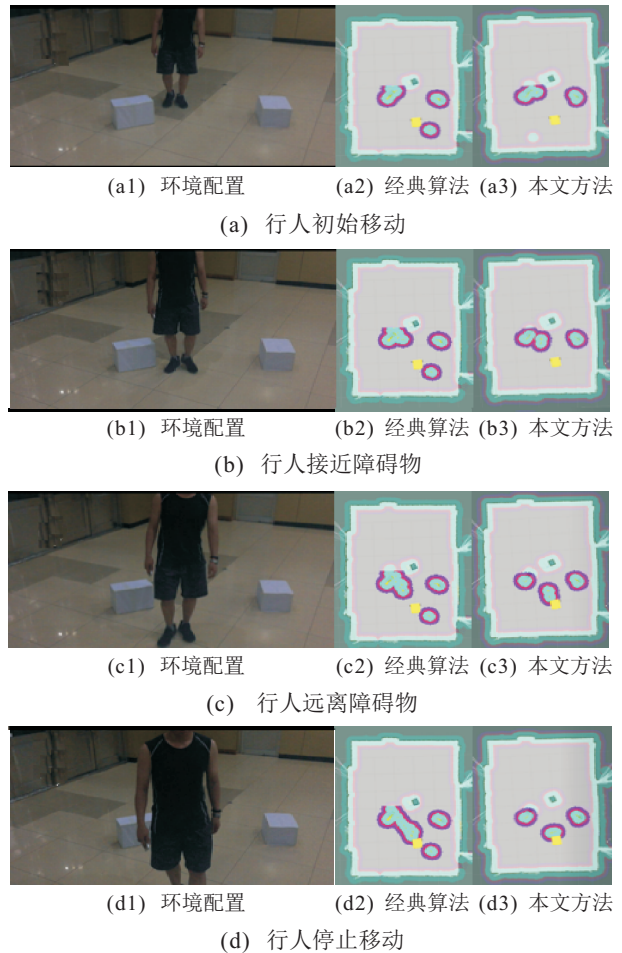


图4 多层代价地图与环境对比图

图的可靠性.当机器人因为无法预见的错误产生位姿错误或里程计问题时,经典算法在机器人完成自我校正后仍然无法对地图中错误标记的障碍物点进行完全清除,从而导致严重的地图问题,影响整个路径规划过程;而本文提出的方法当机器人实现自我校正后,障碍物信息会在一个雷达扫描周期内更新,实现地图的准确校正,不会遗留错误的障碍物点,从而体现出其优势.

3.2.2 实时性验证

采用经典的多层代价地图方案^[3]与本文提出的多层代价地图算法,针对各种不同环境在相同条件下

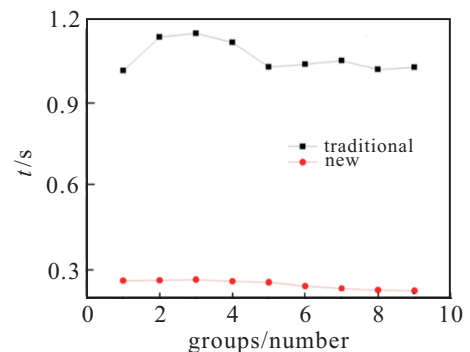


图5 实时性对比

进行重复实验,并对每种环境情况下地图一次更新所需的时间取均值制图.如图5所示,在应用经典的多层代价地图方案时,进行一次地图更新平均时长为1.07 s,而应用本文的高匹配性代价地图方案时,进行一次地图更新平均时长为0.24 s,在更新速度方面平均提高了77.6%,较经典方法提升明显.

4 结论

针对经典多层代价地图匹配性及实时性差的问题,本文提出了一种高匹配的实时代价地图方案,通过改变对雷达信息的处理方式,进而改变了障碍物的标记形式,提高了栅格地图信息的匹配性与可靠性;另外研究组合静态层和等距膨胀法,在新增对障碍物膨胀时的安全距离的同时,提高了障碍物的膨胀速率.在整体上改善了经典方案的上述问题,最终通过实验验证了本文所提出方案的可实施性,实验结果表明本文所提出算法在信息匹配性、实时性方面确有明显提升.

参考文献(References)

- [1] Elfes A, Matthies L. Sensor integration for robot navigation: Combining sonar and stereo range data in a grid-based representation[C]. The 26th IEEE Conference on Decision and Control. Los Angeles: IEEE, 1987: 1802-1807.
- [2] Mainprice J, Sisbot E A, Jaillet L, et al. Planning human-aware motions using a sampling-based costmap planner[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai: IEEE, 2011: 5012-5017.
- [3] Lu D V, Hershberger D, Smart W D. Layered costmaps for context-sensitive navigation[C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago: IEEE, 2014: 709-715.
- [4] Dondrup C, Bellotto N, Hanheide M. Social distance augmented qualitative trajectory calculus for Human_robot spatial interaction[C]. IEEE International Symposium on Robot & Human Interactive Communication. Edingburgh: IEEE, 2014: 519-524.
- [5] Morales Y, Watanabe A, Ferreri F, et al. Including human factors for planning comfortable paths[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle: IEEE, 2015: 6153-6159.
- [6] Fankhauser P, Bloesch M, Gehring C, et al. Robot-centric elevation mapping with uncertainty estimates[C]. Climbing and Walking Robots (CLAWAR). Poznan, 2014: 433-440.
- [7] Fankhauser P, Hutter M. A universal grid map library: Implementation and use case for rough terrain navigation[C]. Robot Operating System (ROS). Berlin: Springer International Publishing, 2016: 3-161.
- [8] Mateus A, Miraldo P, Lima P U, et al. Human-aware navigation using external omnidirectional cameras[C]. The 2nd Iberian Robotics Conference on Robot. Berlin: Springer, 2016: 283-295.
- [9] Foix S, Alenya G, Torras C. 3D sensor planning framework for leaf probing[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg: IEEE, 2015: 6501-6506.
- [10] Talebpour Z, Navarro I, Martinoli A. On-board human-aware navigation for indoor resource-constrained robots: A case-study with the ranger[C]. IEEE International Symposium on System Integration. Sapporo: IEEE, 2016: 63-68.
- [11] Ramírez O A I, Khambhaita H, Chatila R, et al. Robots learning how and where to approach people[C]. IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. New York: IEEE, 2016: 347-353.
- [12] Miao H, Tian Y C. Dynamic robot path planning using an enhanced simulated annealing approach[J]. Applied Mathematics & Computation, 2013, 222(5): 420-437.
- [13] Bhattacharya S, Ghrist R, Kumar V. Persistent homology for path planning in uncertain environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 31(3): 578-590.
- [14] Mac T T, Copot C, Tran D T, et al. Heuristic approaches in robot path planning: A survey[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2016, 86(1): 13-28.
- [15] Zhang X, Zhao Y, Deng N, et al. Dynamic path planning algorithm for a mobile robot based on visible space and an improved genetic algorithm[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, 13(3): 1-17.

作者简介

张福海(1977—),男,副教授,博士,从事移动机器人与医疗康复机器人技术等研究, E-mail: zfhhit@hit.edu.cn;

王宇(1993—),女,硕士生,从事移动机器人导航及建图技术的研究, E-mail: 895954398@qq.com;

薛铁刚(1996—),男,硕士生,从事移动机器人导航及建图技术的研究, E-mail: xuetiegang15@sina.com;

袁儒鹏(1991—),男,博士生,从事移动机器人技术的研究, E-mail: yuanrupeng1991@163.com;

付宜利(1966—),男,教授,博士生导师,从事移动机器人、军事机器人与医疗康复机器人技术等研究, E-mail: meylfu@hit.edu.cn.

(责任编辑:孙艺红)