

一种基于改进RRT*的全局路径规划算法

许万[†], 杨晔, 余磊涛, 朱力

(湖北工业大学 机械工程学院, 武汉 430068)

摘要: 针对传统RRT*全局路径规划算法在多障碍物复杂环境中搜索效率低、占用内存过大、搜索路径不平滑等问题, 提出一种基于简化地图的区域采样RRT*算法(simplified map-based regional sampling RRT*, SMRS-RRT*)。首先简化处理全局栅格地图, 在此基础上寻找从起点到目标点的最优路径点集合, 并将该路径作为引导路径通过智能采样因子进行扩大, 得到智能采样区域; 然后在智能采样区域中不断迭代搜索, 得到一条从起点到目标点的代价小、无碰撞路径; 最后结合最小转弯半径约束的路径修剪和基于B样条曲线的路径优化, 生成一条路径平滑且曲率连续的优化路径, 从而使移动机器人沿着该全局优化路径快速、平稳、安全地到达目标点。仿真实验表明, 所提出算法能够有效提高传统RRT*搜索效率, 加快收敛速度, 降低内存消耗。

关键词: 简化地图; 智能采样区域; RRT*; 全局路径规划; 路径平滑

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1354

引用格式: 许万, 杨晔, 余磊涛, 等. 一种基于改进RRT*的全局路径规划算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 829-838.

A global path planning algorithm based on improved RRT*

XU Wan[†], YANG Ye, YU Lei-tao, ZHU Li

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: Application of the traditional global path planning algorithm RRT* would result in low search efficiency, high memory usage and unsmooth search path. Therefore, this paper proposes a simplified map-based regional sampling RRT* algorithm (SMRS-RRT*) to overcome the abovementioned problems. Firstly, the global grid map is simplified and used to identify the optimal path point set from the starting point to the target point. In addition, intelligent sampling factors are used to expand the guide path for the intelligent sampling area. Then, after iterative search in the intelligent sampling area, an optimized path can be achieved which is a low cost and collision-free path from the starting point to the target point. Finally, based on the path trimming under the minimum turning radius constraint and the B sample curve, a smooth path with continuous curve is generated, thus, the mobile robot can move to the target point quickly, smoothly and safely along the global optimized path. The results of simulation experiments demonstrate that the proposed algorithm can effectively improve the efficiency of the traditional RRT*, speed up the convergence and reduce memory usage.

Keywords: simplified map; intelligent sampling area; RRT*; global path planning; smooth path

0 引言

近些年, 路径规划算法被广泛应用到移动机器人导航中, 根据对环境信息的把握程度可将路径规划分为基于先验完全信息的全局路径规划和基于传感器信息的局部路径规划^[1]。

全局路径规划需要掌握所有的环境信息, 根据环境地图的所有信息进行路径规划, 如A*算法、Dijkstra算法、遗传算法(GA)、快速随机搜索树算法(RRT)等^[2-5]。A*算法引入启发函数避免了路径规划问题中常常产生的大量无效搜索路径; Dijkstra算法

主要特点是由中心向外扩散, 直到扩展到终点为止, 但它遍历计算的节点很多, 效率较低; 遗传算法得到的路径较符合现实中智能体的路径选择方式, 但运算量大, 耗时长, 无法满足实时性要求^[6]。LaValle等^[7]提出了基于节点采样的快速随机搜索树算法(rapidly-exploring random tree, RRT), 相比于其他路径规划算法, 该算法因其参数少、结构简单、搜索能力强、能解决复杂约束等优点而被广泛使用^[8-13]。研究者们针对RRT的不足提出改进算法。Karaman等^[11]提出渐近最优性(最短距离)的RRT*算法, 该算法在RRT

收稿日期: 2020-09-29; 录用日期: 2021-03-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61976083).

责任编辑: 张文安.

[†]通讯作者. E-mail: xuwan@mail.hbut.edu.cn.

的基础上添加了随机几何图与剪枝优化理论. Tahir 等^[14-15]提出了一种 Bidirectional RRT* 算法,使用容许启发方法产生新节点,从而提高搜索效率和收敛速度. Adiyatov 等^[16-17]提出了 RRT* Smart 算法,从智能采样和路径优化两个方面改进 RRT* 算法收敛速度并减小路径代价. 目前,确定采样区域的方法一般是通过 RRT* 向目标搜索一条初始引导路径,然后根据该路径确定采样区域(如 RRT*-Smart 算法和 B-RRT*),或通过直接连接起点与目标点形成引导路径并确定采样区域. 但是在多障碍物复杂环境中,一般因障碍物较分散、大小不一和数量多等原因,导致 RRT* 算法在搜索初始引导路径时效率较低,并且容易因节点过多而导致占用大量内存.

综合已有研究成果及存在的问题,本文提出一种针对室内多障碍物复杂环境的基于简化地图引导的区域采样 RRT* 路径规划算法(simplified map-based regional sampling RRT*, SMRS-RRT*). 针对传统 RRT 算法盲目搜索的问题,提出基于简化地图初始引导路径搜索,通过智能采样因子扩大引导路径,得到智能采样区域,这一改进能够极大地提高搜索效率,并加快收敛速度,降低内存消耗. 最后通过仿真实验验证所提出算法的有效性.

1 RRT* 算法基本原理

RRT 算法在全局路径规划中有广泛的应用和改进,其算法的有效性和完备性已经得到了充分的验证,但算法仍然存在搜索效率低、路径不优、占用内存过大等问题. Karaman 等^[11]提出渐近最优性(最短距离)的 RRT* 算法,该算法在 RRT 的基础上添加了随机几何图与剪枝优化理论,确保随机树的每一个节点都能收敛到当前最优值. RRT* 算法伪代码如下所示,算法流程如图 1 所示.

RRT* 算法 $T \leftarrow \text{RRT}^*(z_{\text{inte}}, z_{\text{goal}}, N)$

- 1 $T \leftarrow \text{InitializeTree}();$
- 2 $T \leftarrow \text{InsertNode}(\phi, z_{\text{inte}}, T);$
- 3 for $i \leftarrow 0$ to N do
- 4 $z_{\text{rand}} \leftarrow \text{RandomSample}(i, z_{\text{free}});$
- 5 $z_{\text{new}} \leftarrow \text{Nearest}(z_{\text{rand}}, L_{\text{step}}, T);$
- 6 $z'_{\text{near}} \leftarrow \text{Steer}(R, z_{\text{new}}, T);$
- 7 if $\text{CheckCollisionFree}(z_{\text{new}})$ then

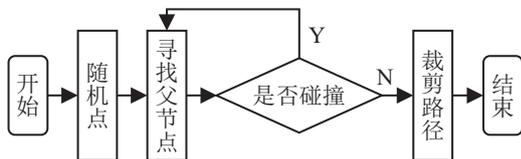
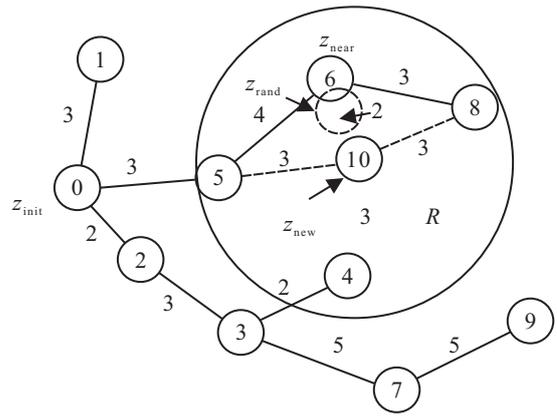
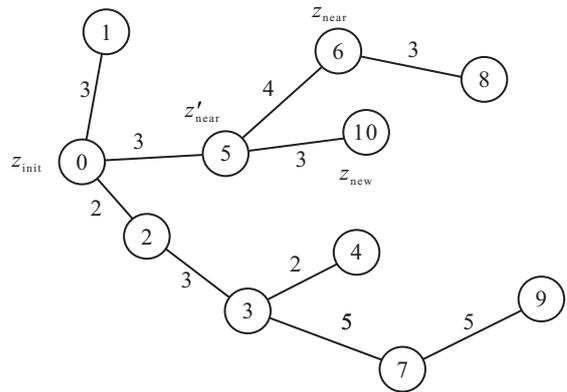


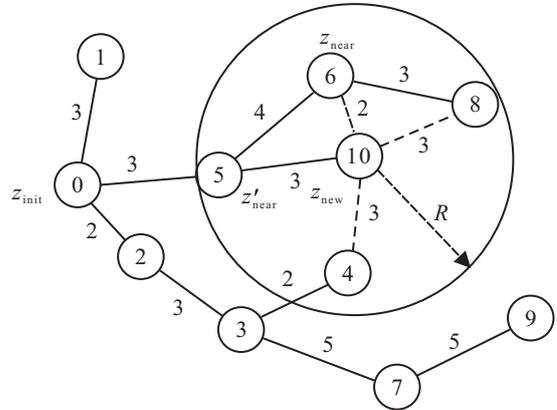
图 1 RRT* 算法流程



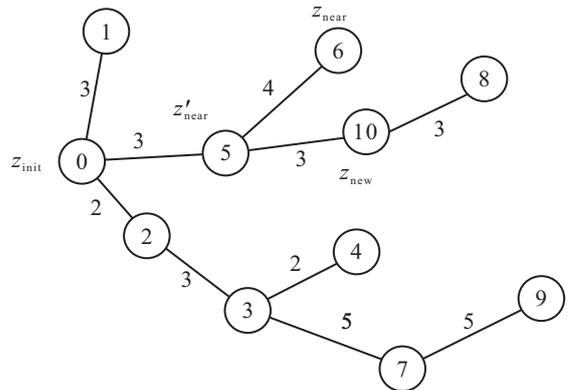
(a) 寻找 z_{near}



(b) 选择最合适的父节点 z'_{near}



(c) 检查 U_{new} 中每个节点的总代价



(d) 修剪随机树 T

图 2 RRT* 算法修剪节点示意图

```

8   T ← InsertNode(znew, T);
9   T ← Rewire(z'near, znew, T);
10  if CheckToGoal(znew, zgoal) then
11    T ← IsertNode(φ, zgoal, T);
12    Break;
13  end if
14  end if
15  end if
    
```

该算法与RRT算法不同之处在于其修剪随机树的过程(第6步和第9步),如图2(a)所示,首先确定随机点 z_{rand} , 计算随机树 T 中距离 z_{rand} 最近的已有节点 z_{near} (图中节点6), 进而确定 z_{new} 的位置(图中节点10). 当确定 z_{new} 后, 寻找新节点 z_{new} 为中心、半径为 R 的圆内的节点集合 U_{new} , 并计算 z_{new} 经过 U_{new} 中任意一点再通过其父节点索引至 z_{init} 所花费的总代价(例如图2(a)中, z_{new} 经过节点6并索引至 z_{init} 的路径为10-6-5-0, 代价为9; z_{new} 经过节点5并索引至 z_{init} 的路径为10-5-0, 代价为6). 如图2(b), 当每条路径总代价确定后, 取路径总代价最小所对应的 U_{new} 中的节点作为 z_{new} 的新父节点 z'_{near} (例如图2(a)中, 在 U_{new} 的所有节点中, z_{new} 通过节点5索引至 z_{init} 的路径(路径为10-5-0)总代价最短, 故 U_{new} 对应的节点5为 z_{new} 的新父节点 z'_{near}), 并以 z'_{near} 作为父节点将 z_{new} 添加到随机树 T 中. 然后计算集合 U_{new} 中每一个节点以 z_{new} 为父节点(z'_{near} 除外)索引至 z_{init} 的总代价, 如果以 z_{new} 为父节点的总代价小于不以 z_{new} 为父节点的总代价, 则修改该节点的父节点为 z_{new} (如图2(c)和(d)中, 在 U_{new} 的所有节点中, 当节点8以 z_{new} 为父节点时, 索引至 z_{init} 的路径为8-10-5-0, 路径总代价为9, 而节点8不以 z_{new} 为父节点时, 索引至 z_{init} 的路径为8-6-5-0, 路径总代价为10, 故修剪随机树 T , 将节点8的父节点改为 z_{new}).

传统RRT*算法是渐近最优的, 其随着节点的不断增多, 内存消耗和修剪随机树 T 的计算量会呈指数增加, 同时算法的搜索效率和节点的使用率也不断降低.

2 SMRS-RRT* 算法

针对RRT算法内存消耗问题提出一种针对室内多障碍物复杂环境的基于简化地图引导的区域采样RRT*路径规划算法(wimplified map-based regional sampling RRT*, SMRS-RRT*), 该算法能够提高RRT*搜索效率并加快收敛速度, 降低内存消耗. SMRS-RRT*算法首先将全局栅格地图简化处理, 在此基础上通过PRM算法寻找从起点到目标点的最优路径点

集合, 并将该路径作为算法的引导路径; 然后通过智能采样因子扩大引导路径, 得到智能采样区域, 并结合未简化全局栅格地图和智能采样区域, 不断地在智能采样区域中迭代搜索, 得到一条从起点到目标点的代价小、无碰撞路径; 最后结合最小转弯半径约束的路径修剪和基于B样条曲线的路径优化^[18], 生成一条路径平滑且曲率连续的优化路径, 从而使移动机器人沿着该全局优化路径快速、平稳、安全地到达目标点. SMRS-RRT*算法流程如图3所示.

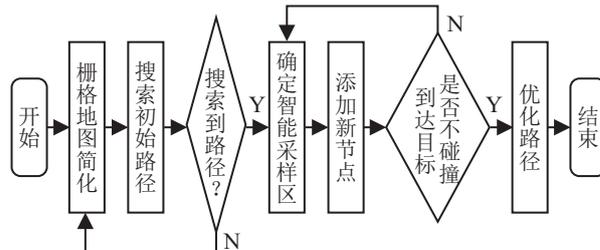


图3 SMRS-RRT*算法流程

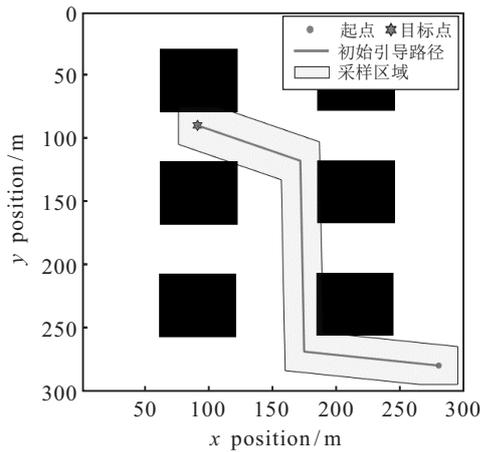
2.1 基于简化地图的初始引导路径搜索

全局栅格地图简化即根据栅格地图中每一个栅格的占用信息以及相连栅格的占用信息对障碍物进行分割; 然后根据每个障碍物的占用栅格数进行排序; 确定障碍物的大小顺序; 最后根据选取的合适阈值, 并将阈值以上的障碍物保留, 阈值以下的障碍物删去, 从而简化全局栅格地图. 具体简化过程如图4所示, 首先二值化地图信息矩阵(图4(a)), 其中255表示无障碍, 0表示有障碍; 然后根据每个栅格的相连栅格是否有障碍物, 将障碍物分割并计算每个障碍物的大小(图4(b)和图4(c)); 最后将比阈值小的障碍物删除(图4(d)).

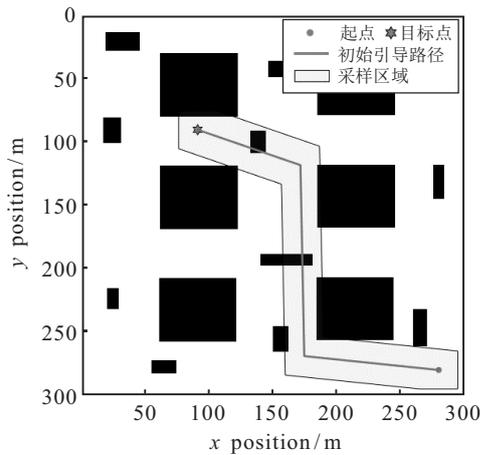
当全局栅格地图被简化后, 通过基于栅格地图简化的PRM进行路径搜索, 搜索出RRT*的初始引导路径, 然后将其周围区域确定为SMRS-RRT*算法的初始采样区域. 基于栅格地图简化的PRM算法(SPRM)过程如下^[19]: 首先将栅格地图 M 简化为 M' , 在 M' 中随机撒 n 个点得到点集 z_{rand} ; 然后将 z_{rand} 中在 M' 内的障碍物删除^[20], 同时添加起点 z_{init} 和终点 z_{goal} , 得到新的点集 Z_{free} ; 接着将 Z_{free} 每个点的连通性构建成为无向邻接矩阵 T ; 最后通过Dijkstra算法在 T 中搜索出一条由 z_{init} 到 z_{goal} 的路径点集 Z_p , 如果没有搜索到则增加随机撒点数 n , 并重新获取点集 z_{rand} 进行计算, 直至计算出 Z_p .

2.2 采样区域的确定

通过基于栅格地图简化的PRM算法搜索出初始引导路径后, 采用膨胀路径的方法确定算法的采样区域, 路径膨胀距离公式如下:



(a) 简化地图中的采样区域



(b) 原始地图中的采样区域

图6 采样区域对比

和节点选择方法,可保证SMRS-RRT*算法在提高搜索效率的同时减小占用内存,有

$$C_{new} \leq C_{path} - C_g \quad (2)$$

其中: C_{new} 为新节点 z_{new} 的当前代价, C_{path} 为当前搜索到的最优路径的总代价, C_g 为新节点到目标点的欧氏几何距离。

3 路径后处理

因RRT*算法随机采样的特性,算法搜索得到的路径一般是曲折、不平滑的,路径包含了许多非必要节点,特别是在复杂的多障碍物环境下,障碍物的约束会使路径的曲折点更多,不利于移动机器人进行路径跟踪。同时,因路径曲率的突变、转弯半径过小等问题,导致移动机器人运动的不连贯性并加快移动机器人的机械磨损。因此,本文针对运动的平稳性问题提出一种路径优化方法进行路径的后处理,并与算法相结合生成曲率连续且平滑的路径。该路径优化方法流程如下:首先根据节点间的连通性修剪掉冗余的节点;然后根据运动平稳性对路径的节点进行增修,为后面连续曲率路径的平滑处理做准备;最后使用3

次B样条曲线插值对路径节点进行平滑处理,保证路径曲率的连续性。

3.1 基于最小转弯半径约束的路径修剪

因RRT算法随机采样的特性导致产生的路径点较曲折,有许多冗余和不必要的节点在路径优化时需要删除。首先以起始点为线段的起始端点,依次将路径后续节点作为线段终止端点,检查该线段是否与障碍物相交。如果不相交,则两个节点之间的所有路径节点均可删除;如果线段与障碍物相交,则以该节点的父节点为线段的起始端点再次执行上述操作,直至到达目标点。路径裁剪过程如图7所示,图7(b)中虚线为裁剪掉的路径。

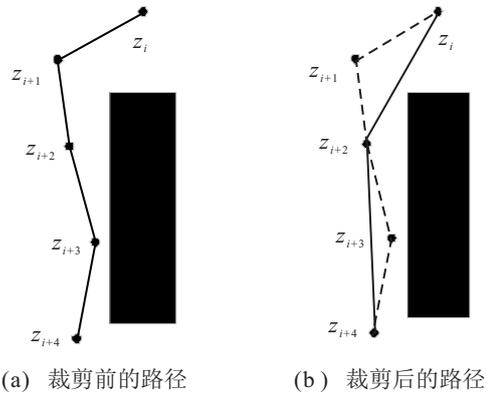


图7 路径裁剪示意图

经过裁剪后的路径依旧不适合移动机器人的运动规划,例如路径曲率突变、连续两段路径的夹角过小导致移动机器人转弯半径过小等问题会直接影响移动机器人在路径跟踪过程运动的平稳性。考虑部分移动机器人有最小转弯半径的约束(如单舵轮或双舵轮移动机器人等),提出基于最小转弯半径约束的路径修剪,在路径裁剪后对路径的所有节点再次修剪。当相邻路径形成的夹角 α 小于最小转弯半径所要求的最小路径夹角 α_{min} 时,在两段路径中插入一段路径,从而使得路径夹角变得平缓,以确保使用B样条曲线平滑路径时,路径曲率不超过最大曲率。基于最小转弯半径约束的路径修剪过程如图8所示。裁剪的路径节点中, z_{i+1} 、 z_{i+2} 、 z_{i+3} 三个节点组成的两条线段之间的夹角 α_1 小于 α_{min} ,在 z_{i+2} 与 z_{i+3} 之间插入节点 z_{insert} ,使得 z_{i+1} 、 z_{i+2} 、 z_{insert} 、 z_{i+3} 四个节点组成的3条线段之间的夹角 α_2 和 α_3 均大于 α_{min} 。

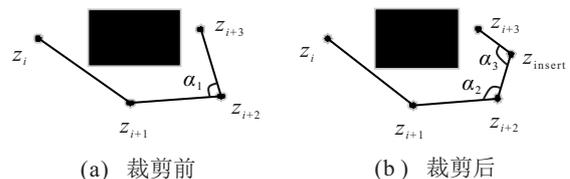


图8 基于最小转弯半径约束的路径修剪过程

3.2 基于B样条曲线的路径平滑

由于B样条曲线具有连续性、局部可调整性等优点,该曲线在路径规划中被广泛使用^[21-24].本文利用B样条曲线的优点对基于最小转弯半径约束路径修剪后的路径进行拟合,生成连续曲率的平滑路径,确保移动机器人运动的连续性和平稳性.

Bezier曲线通过逼近特征多边形获得,它存在若改变某一控制点则整个曲线都会发生变化,幂次过高时曲线不易修改等问题,由此提出了B样条曲线,利用B样条基函数代替Bernstein基函数,使得样条曲线具有局部修改性,逼近特征多边形的精度更高等优点.设有控制顶点 $P_0, P_1, P_2, \dots, P_n$,则 k 阶($k-1$ 次)B样条曲线的数学表达式为

$$P(u) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,K}(u). \quad (3)$$

其中: P_i 为控制点, $N_{i,k}(u)$ 为 K 阶B样条曲线基函数.

B样条曲线基函数是一个节点矢量非递减参数的序列所决定的 k 阶分段多项式,即 k 阶多项式样条.B样条曲线的基函数可以通过Cox-deBoor递推关系式得到

$$N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, & u_i \leq u \leq u_{i+1}; \\ 0, & 0 \leq u_i \text{ or } u \geq u_{u+i}. \end{cases} \quad (4)$$

$$N_{i,k}(u) = \frac{u-u_i}{u_{i+k}-u_i} N_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k+1}-u}{u_{i+k+1}-u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(u). \quad (5)$$

式(4)和(5)表明,确定第 i 个 k 阶B样条基 $N_{i,k}(u)$,需要参数 $u_i, u_{i+1}, \dots, u_{i+k}$ 共 $k+1$ 个节点,故称区间 $[u_i, u_{i+k}]$ 为 $N_{i,k}(u)$ 的支撑区间.在曲线方程中, $n+1$ 个控制顶点 P_i 要使用 $n+1$ 个 k 阶B样条基 $N_{i,k}(u)$,其支撑区间的并集定义了一组B样条基的节点矢量 $T = [u_1, u_1, \dots, u_n, \dots, u_{n+k}]$.为了满足起始状态和目标状态的约束,即曲线经过起点和目标点,采样两端节点具有重复度 k ,节点向量满足

$$\begin{cases} u_0 = u_1 = \dots = u_k, \\ u_n = u_{n+1} = \dots = u_{n+k}. \end{cases} \quad (6)$$

同时,为保证B样条曲线与控制点形成的直线相切,需要移动和新增部分控制点,确保节点矢量满足 $u_{i-k}, u_{i-k+1} = u_{i-k+2} = \dots = u_i, u_{i+1}$ 共线.

4 仿真实验及结果分析

本文从基于简化地图初始引导路径的搜索效率、SMRS-RRT*全局路径规划Matlab仿真和Gazebo可视化仿真3个方面,在不同的复杂环境地图中

验证SMRS-RRT*算法的性能.仿真实验运行PC平台CPU为AMD-R7-4800U,软件环境Matlab版本为2017a,ROS版本为Kinetic,Gazebo版本为7.16.1.

为验证所提出算法的合理性,拟设计以下3组仿真实验:第1组实验验证所提出算法的有效性和快速性,在3种不同地图下对SMRS-RRT*与RRT*算法进行初始路径引导对比实验;第2组实验验证SMRS-RRT*算法和其他RRT*算法的收敛速度,设计复杂地图下不同算法对比实验;第3组设计Gazebo可视化仿真实验,在相同的仿真环境下移动机器人进行对比实验.

4.1 基于简化地图的初始引导路径搜索仿真实验

分别在如图9所示的3种不同的地图中对所提出方法与RRT*算法进行对比仿真测试.其中:map 1和map 2为 300×300 栅格地图,栅格分辨率为1;map 3

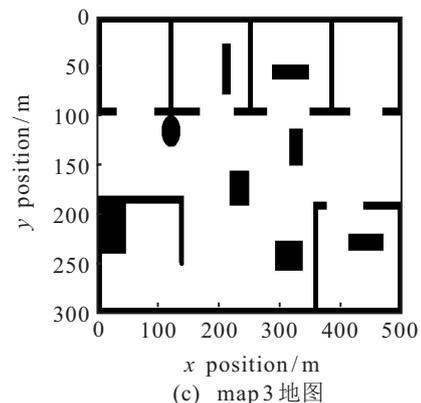
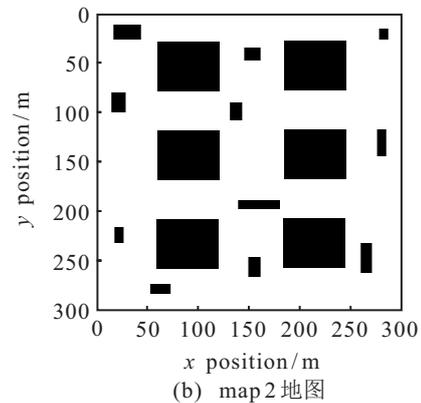
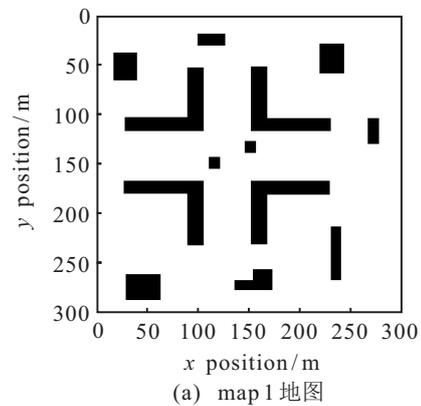
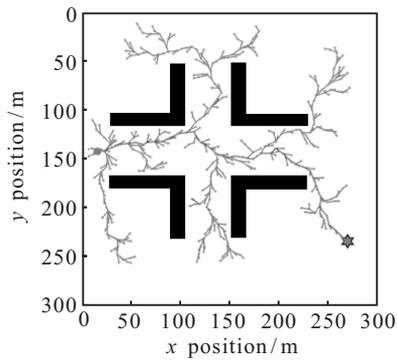


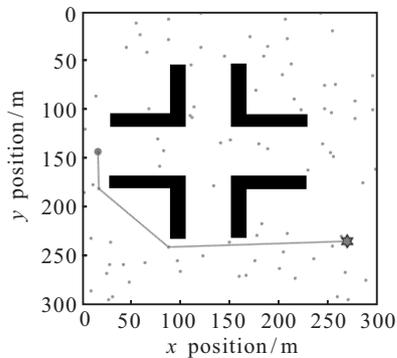
图9 3种不同环境的测试地图

为300×500栅格地图,栅格分辨率为1.算法有关参数设置如下:障碍物删除阈值为50,初始采样数 $n = 100$.RRT*算法参数设置如下:搜索步长为5 m,修剪半径为10 m.

在map1地图中,根据阈值删除较小的障碍物后,给定起点(16,143)、终点(270,235),进行100次仿真实验.使用RRT*算法计算出初始路径时平均采样次数为573次,平均花费时间0.16 s,平均路径长度377.495 m,本文算法搜索最短路径时平均采样100次,平均花费时间0.138 s,平均路径长度310.559 m.仿真结果如图10和表1所示(图10为100次仿真中一幅具有代表性的路径图,表1为100次仿真结果平均值).



迭代次数:468次 花费时间:0.12 s
路径长度:333.37 m
(a) RRT*搜索的初始引导路径



迭代次数:100次 花费时间:0.108 s
路径长度:313.069 m
(b) 本文算法搜索的初始引导路径

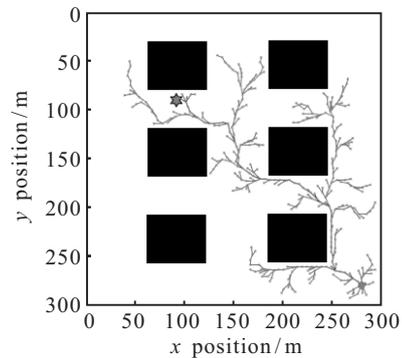
图10 map1简化后各算法的搜索对比

表1 图10中各算法仿真数据

100次实验平均值	RRT*	本文算法	本文算法与RRT*对比
平均迭代次数/次	573	100	减少82.5%
平均花费时间/s	0.16	0.138	减少13.8%
平均路径长度/m	377.495	310.559	减少17.7%

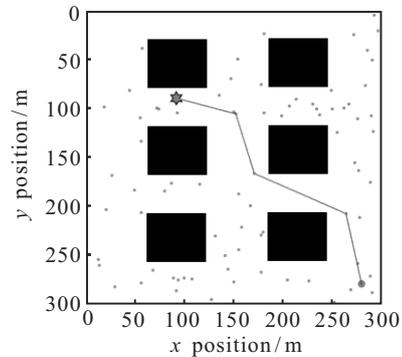
在map2地图中,根据阈值删除较小的障碍物后,给定起点(280,280)、终点(90,90),进行100次仿真实验.使用RRT*算法计算出初始路径时平均采样次数为715.1,平均花费时间0.125 s,平均路径长度384.319 m,本文算法搜索最短路径时平均采样100

次,平均花费时间0.103 s,平均路径长度303.745 m.仿真结果如图11和表2所示(图11为100次仿真中一幅具有代表性的路径图,表2为100次仿真结果平均值).



迭代次数:363次 花费时间:0.123 s
路径长度:321.92 m

(a) RRT*搜索的初始引导路径



迭代次数:100次 花费时间:0.097 s
路径长度:303.26 m

(b) 本文算法搜索的初始引导路径

图11 map2简化后各算法的搜索对比

表2 图11中各算法仿真数据

100次实验平均值	RRT*	本文算法	本文算法与RRT*对比
平均迭代次数/次	715.1	100	减少86.0%
平均花费时间/s	0.125	0.103	减少17.6%
平均路径长度/m	384.319	303.745	减少21.0%

在map3地图中,根据阈值删除较小的障碍物后,给定起点(40,130)、终点(466,275),进行100次仿真实验.使用RRT*算法计算出初始路径时平均采样次数为1256次,平均花费时间0.299 s,平均路径长度575 m,本文算法搜索最短路径时平均采样100次,平均花费时间0.109 s,平均路径长度479.88 m.仿真结果如图12和表3所示(图12为100次仿真中一幅具有代表性的路径图,表3为100次仿真结果平均值).

通过不同地图中的多次仿真实验表明,本文所采用的初始引导路径搜索方法,较RRT*算法搜索出初始引导路径,在算法的花费时间和迭代次数上均有较大改善,并且因采样点数大大减少,搜索时占用的内存也较小.

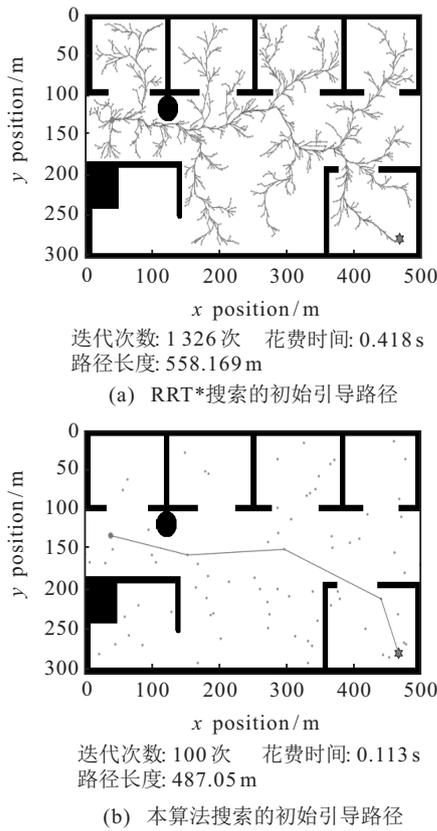


图 12 map 3 简化后各算法的搜索对比

表 3 图 12 中各算法仿真数据

100次实验平均值	RRT*	本文算法	本文算法与RRT*对比
平均迭代次数/次	1 256	100	减少 92.0%
平均花费时间/s	0.299	0.109	减少 63.5%
平均路径长度/m	575	479.88	减少 16.5%

4.2 SMRS-RRT* 全局路径规划仿真实验

SMRS-RRT* 算法首先搜索出初始引导路径进而确定采样区域,在采样时选择合理的采样策略提高采样效率和收敛速度,并降低占用内存,快速高效地搜索到最优路径,最后通过修剪和拟合的方式对搜索的路径进行后处理,使之变成适合移动机器人运动的连续曲率路径.本节将SMRS-RRT*算法、RRT*算法以及RRT* Smart算法在不同的环境中进行仿真对比,以验证SMRS-RRT*算法的有效性.

验证 SMRS-RRT* 算法与其他 RRT 算法收敛速度的仿真实验思路如下:算法搜索到路径即结束,记录每个算法的迭代次数和路径长度.实验地图如图 9(c)所示,给定起点(40, 130)、目标点(466, 275).仿真实验对比结果如图 13 和表 4 所示(图 13 为 100 次仿真中一幅具有代表性的路径图,表 4 为 100 次运算平均值),RRT* 算法在 map 3 地图中运行 100 次的平均迭代搜索 971.6 次,平均花费时间为 0.457 s,搜索的平均路径长度为 344.04 m;RRT* Smart 算法在 map 3 地图中平均迭代搜索 973 次,平均花费时间 0.356 s,平均

搜索的路径长度为 323.11 m;本文 SMRS-RRT* 算法在 map 3 地图中平均迭代搜索 215 次,平均花费时间 0.13 s,搜索的平均路径长度为 289.86 m,路径的曲率如图 13(d)所示.在相同的地图中,SMRS-RRT* 算法可以以更小的迭代次数得到更优的路径,同时保证路径曲率的连续性.

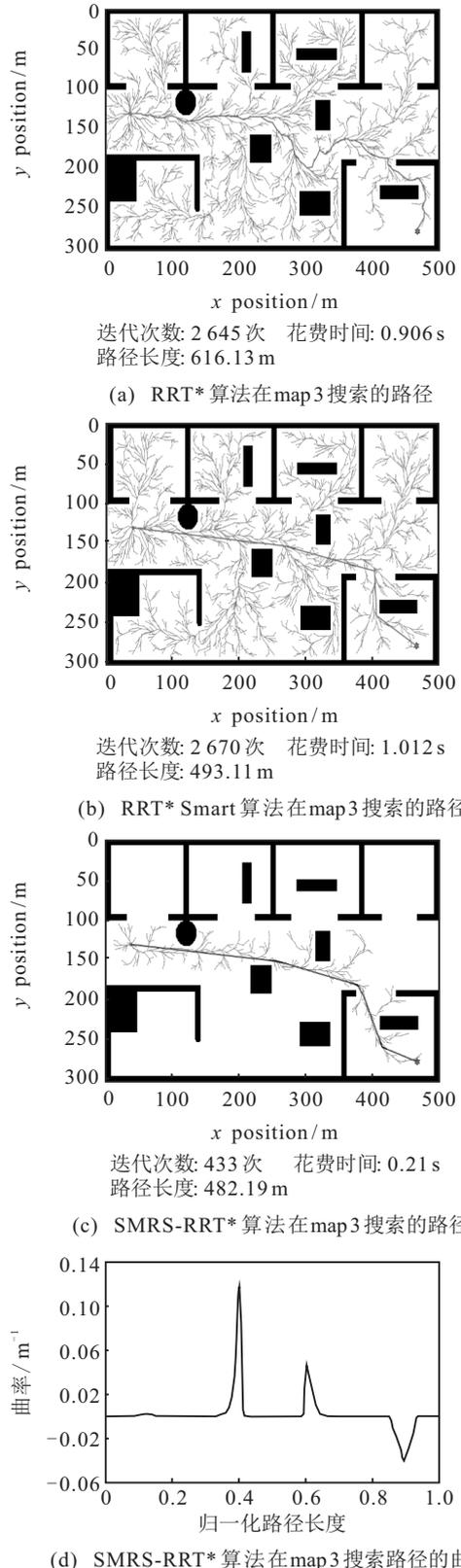


图 13 map 3 中各算法仿真结果

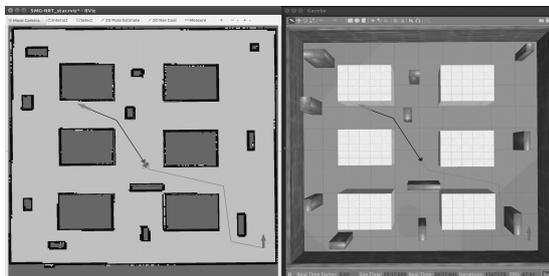
表4 图13中各算法仿真数据

100次实验平均值	RRT*	SMRS-RRT*	SMRS-RRT*与RRT*对比
平均迭代次数/次	971.6	215	减小78%
平均花费时间/s	0.457	0.13	减小63.5%
平均路径长度/m	344.04	289.86	减小10.3%

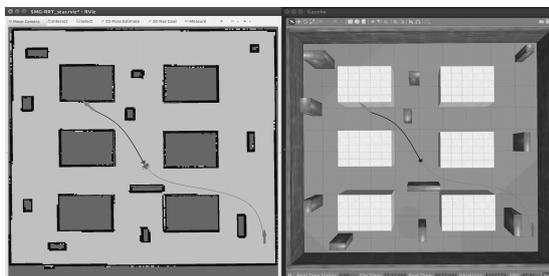
综合上述仿真实验可知,本文改进的SMRS-RRT*算法提高了RRT*算法的收敛速度和采样效率,并且通过路径的后处理,使得路径曲率连续,更适合移动机器人。

4.3 SMRS-RRT*全局路径规划Gazebo仿真实验

为验证所提出算法更适用于移动机器人实际行驶,在ROS系统下进行SMRS-RRT*算法与RRT* Smart算法仿真对比实验。图14中左半边部分是RViz实时路径规划界面,右半部分是Gazebo三维仿真界面(仿真场地大小300×300);给定起点(280, 280)、终点(90, 90);右下角箭头代表起点位置,左上角箭头代表终点位置,从起点到机器人路径代表已经行驶路径,从机器人到终点路径代表待行驶路径;给定最大线速度0.2m/s,最大角速度1.0rad/s,最大加速度1.0m/s²,最大角加速度0.6rad/s²;图中移动机器人采用双轮差速移动机器人。



(a) RRT* Smart算法仿真演示



(b) SMRS-RRT*算法仿真演示

图14 RRT* Smart与SMRS-RRT*对比仿真实验

进行10次对比仿真结果如图14和表5所示(图14为10次仿真中一幅具有代表性的路径图,表5为10次运算平均值),RRT* Smart算法搜索路径平均迭代2669次,平均搜索时间为1.027s,平均搜索路径长度为333.56m,平均行驶时间为1789.3s;本文SMRS-RRT*算法在地图中搜索路径平均迭代

439次,平均搜索时间为0.21s,平均搜索路径长度为286.56m,平均行驶时间为1546.7s。SMRS-RRT*相对于RRT* Smart路径更优化,经过路径后处理,更适合移动机器人。

表5 图14中各算法仿真数据

100次实验平均值	RRT* Smart	SMRS-RRT*	SMRS-RRT*与RRT* Smart对比
平均迭代次数/次	2669	439	减小83%
平均搜索时间/s	1.027	0.21	减小79.6%
平均路径长度/m	333.56	286.56	减小14.1%
平均行走时间/s	1789.3	1546.7	减小13.6%

综合上述仿真实验可知,Gazebo仿真结果与Matlab仿真结果一致,进一步验证了改进的SMRS-RRT*算法提高了算法迭代速度和搜索效率,并缩短了路径长度,路径更平滑,更加适合移动机器人移动。

5 结论

本文针对RRT*算法存在搜索效率低、收敛速度慢、占用内存过多等不足,提出了一种SMRS-RRT*算法。首先对全局栅格地图进行简化处理,仅保留较大的障碍物;然后结合简化地图引导初始路径,在确定初始引导路径后,将其膨胀为初始采样区域,再结合未简化的全局栅格地图进行迭代搜索,同时引入采样区域增长和采样优化,提高算法搜索效率;接着基于最小转弯半径的路径修剪和B样条曲线优化算法搜索到的路径,使路径的曲率连续,更加适合移动机器人行驶;最后通过Matlab和Gazebo仿真实验验证了所提出SMRS-RRT*算法的有效性。

参考文献(References)

- [1] 阮晓钢,周静,张晶晶,等. 基于子目标搜索的机器人目标导向RRT路径规划算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2543-2548. (Ruan X G, Zhou J, Zhang J J, et al. Robot goal guide RRT path planning based on sub-target search[J]. Control and Decision, 2020, 35(10): 2543-2548.)
- [2] 冯来春. 基于引导域的参数化RRT无人驾驶车辆运动规划算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017. (Feng L C. Research on autonomous vehicle motion planning method using parameterized RRT based on guiding area[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.)
- [3] Zu W, Fan G L, Gao Y, et al. Multi-UAVs cooperative path planning method based on improved RRT algorithm[C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Changchun, 2018: 1563-1567.
- [4] 赵晓,王铮,黄程侃,等. 基于改进A*算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2018, 40(6): 903-910. (Zhao X, Wang Z, Huang C K, et al. Mobile robot path planning based on an improved A* algorithm[J]. Robot,

- 2018, 40(6): 903-910.)
- [5] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 113-121.
(Jiang M, Wang F, Ge Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 113-121.)
- [6] 黄静, 陈汉伟. 移动机器人全局路径规划算法的研究[J]. 仪表技术与传感器, 2014(12): 80-83.
(Huang J, Chen H W. Research on global path planning algorithm of mobile robot[J]. Instrument Technique and Sensor, 2014(12): 80-83.)
- [7] LaValle S M, Kuffner J J. Randomized kinodynamic planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378-400.
- [8] Noreen I, Khan A, Ryu H, et al. Optimal path planning in cluttered environment using RRT*-AB[J]. Intelligent Service Robotics, 2018, 11(1): 41-52.
- [9] Du M B, Chen J J, Zhao P, et al. An improved RRT-based motion planner for autonomous vehicle in cluttered environments[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Hong Kong, 2014: 4674-4679.
- [10] Lau B, Sprunk C, Burgard W. Kinodynamic motion planning for mobile robots using splines[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Louis, 2009: 2427-2433.
- [11] Karaman S, Frazzoli E. Incremental sampling-based algorithms for optimal motion planning[C]. Science and Systems VI. Robotics: Science and Systems Foundation, 2010: 267-274.
- [12] Islam F, Nasir J, Malik U, et al. RRT-Smart: Rapid convergence implementation of RRT towards optimal solution[C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Chengdu, 2012: 1651-1656.
- [13] Gammell J D, Srinivasa S S, Barfoot T D. Informed RRT*: Optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, 2014: 2997-3004.
- [14] Tahir Z, Qureshi A H, Ayaz Y, et al. Potentially guided bidirectionalized RRT* for fast optimal path planning in cluttered environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 108: 13-27.
- [15] 李红, 王文军, 李克强. 基于B样条理论的平行泊车路径规划[J]. 中国公路学报, 2016, 29(9): 143-151.
(Li H, Wang W J, Li K Q. Path planning for parallel parking based on B spline theory[J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(9): 143-151.)
- [16] Adiyatov O, Varol H A. Rapidly-exploring random tree based memory efficient motion planning[C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Takamatsu, 2013: 354-359.
- [17] Daniel Tenezaca B, Canchignia C, Aguilar W, et al. Implementation of dubin curves-based RRT* using an aerial image for the determination of obstacles and path planning to avoid them during displacement of the mobile robot[J]. Developments and Advances in Defense and Security, DOI: 10.1007/978-981-13-9155-2_17.
- [18] Chen L, Shan Y X, Tian W, et al. A fast and efficient double-tree RRT*-like sampling-based planner applying on mobile robotic systems[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(6): 2568-2578.
- [19] 邹宇星, 李立君, 高自成. 基于改进PRM的采摘机器人机械臂避障路径规划[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(1): 52-56.
(Zou Y X, Li L J, Gao Z C. Obstacle avoidance path planning for harvesting robot arm based on improved PRM[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(1): 52-56.)
- [20] 单云霄, 郭晓旻, 龙江云, 等. 渐优随机采样算法在结构化道路无人驾驶中的应用[J]. 中国公路学报, 2018, 31(4): 192-201.
(Shan Y X, Guo X M, Long J Y, et al. Application of gradual optimization random sampling algorithm in unmanned driving on structured road[J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(4): 192-201.)
- [21] Elbanhawi M, Simic M, Jazar R. Continuous-curvature bounded trajectory planning using parametric splines[M]. Amsterdam: IOS Press, 2014: 513-522.
- [22] Shao L, Liu H Z, Chen C, et al. Path planning for mobile robots based on improved RRT algorithm[C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Beijing, 2020: 1240-1244.
- [23] Chen Z X, Yang Y, Xu X R, et al. Path planning of redundant series manipulators based on improved RRT algorithms[C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Dali, 2019: 553-557.
- [24] Mashayekhi R, Idris M Y I, Anisi M H, et al. Informed RRT*-connect: An asymptotically optimal single-query path planning method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 19842-19852.

作者简介

许万(1979—), 男, 教授, 博士, 从事移动机器人、多轴运动控制等研究, E-mail: xuwan@mail.hbut.edu.cn;

杨晔(1995—), 男, 硕士生, 从事移动机器人的研究, E-mail: 27460891@qq.com;

余磊涛(1997—), 男, 硕士生, 从事移动机器人的研究, E-mail: 773673787@qq.com;

朱力(1995—), 男, 硕士生, 从事移动机器人的研究, E-mail: 1531479729@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)