

控制与决策

Control and Decision

基于动态变采样区域RRT的无人车路径规划

栾添添, 王皓, 孙明晓, 吕重阳

引用本文:

栾添添, 王皓, 孙明晓, 吕重阳. 基于动态变采样区域RRT的无人车路径规划[J]. *控制与决策*, 2023, 38(6): 1721–1729.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1555>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种Halton序列的HDRRT移动机器人融合规划算法

A Halton sequence fusion planning algorithm for HDRRT mobile robots

控制与决策. 2023, 38(6): 1551–1559 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1709>

一种基于改进RRT*的全局路径规划算法

A global path planning algorithm based on improved RRT*

控制与决策. 2022, 37(4): 829–838 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1354>

基于已知地形信息的海底机器人路径规划

Seabed robot path planning based on priori terrain information

控制与决策. 2022, 37(9): 2296–2304 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0343>

基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划

Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm

控制与决策. 2021, 36(8): 1834–1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

机器人信息增益RRT环境探索算法

Robot RRT based on information gain for environment exploration

控制与决策. 2021, 36(11): 2683–2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

基于动态变采样区域RRT的无人车路径规划

栾添添^{1,2,3}, 王皓¹, 孙明晓^{1,2,3†}, 吕重阳⁴

(1. 哈尔滨理工大学 自动化学院, 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨理工大学 黑龙江省复杂智能系统与集成重点实验室, 哈尔滨 150080; 3. 哈尔滨理工大学 先进制造智能化技术教育部重点实验室, 哈尔滨 150080; 4. 哈尔滨理工大学 理学院, 哈尔滨 150080)

摘要: 针对无人车传统 RRT 路径规划算法节点搜索盲目性、随机性以及路径曲折不连续等问题, 提出一种动态变采样区域 RRT 路径规划算法 (dynamic variable sampling area RRT, DVSA-RRT). 首先, 初始化地图信息, 根据动态变采样区域公式划分采样空间, 进而选择采样区域; 在此基础上, 利用基于安全距离的碰撞检测、概率目标偏置策略和多级步长扩展完成初始路径规划; 最后, 利用考虑最大转角约束的逆向寻优和 3 次 B 样条曲线对初始路径进行拟合优化. 仿真结果表明, 该算法相较于原始 RRT 算法在不同地图环境下的搜索时间和采样次数均降低 50% 以上, 大大降低了节点搜索的盲目性和随机性, 相较于其他算法搜索时间也减少 30% 以上, 且优化后的路径平滑满足车辆运动动力学约束.

关键词: 动态变采样区域; RRT; 无人车; 路径规划; 路径优化

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1555

引用格式: 栾添添, 王皓, 孙明晓, 等. 基于动态变采样区域 RRT 的无人车路径规划 [J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1721-1729.

Path planning of unmanned vehicle based on dynamic variable sampling area RRT

LUAN Tian-tian^{1,2,3}, WANG Hao¹, SUN Ming-xiao^{1,2,3†}, LV Chong-yang⁴

(1. College of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Complex Intelligent System and Integration, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 3. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Intelligent of Technology Ministry of Education, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 4. College of Science, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Aiming at the blindness, randomness of node search, and the discontinuous path planning in the traditional RRT path planning algorithm for unmanned vehicles, a dynamic variable sampling area RRT (DVSA-RRT) path planning algorithm is proposed. Firstly, the map information is initialized. The sampling space is divided according to the dynamic variable sampling area formula. Then the sampling area is selected. The initial path planning is completed by using collision detection based on safe distance, the probabilistic target offset strategy and multi-level step expansion. Finally, the inverse optimization considering the maximum rotation constraint and cubic B-spline curve is used to fit and optimize the initial path. Simulation results show that compared with the original RRT algorithm, the search time and sampling times of the proposed algorithm in different map environments are reduced by more than 50%, which greatly reduces the blindness and randomness of node search. Compared with other algorithms, the search time of the proposed algorithm is also reduced by more than 30%. The planned path is smooth and meets the constraints of vehicle dynamics.

Keywords: dynamic variable sampling area; RRT; unmanned vehicle; path planning; path optimization

收稿日期: 2021-09-05; 录用日期: 2022-02-25.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目 (51909049, 62103120); 黑龙江省自然科学基金项目 (LH2020E094, LH2021F033); 黑龙江省普通本科高等学校青年创新人才培养计划项目 (UNPYSCT-2020190); 黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金项目 (LGYC2018JC011).

责任编辑: 侯忠生.

†通讯作者. E-mail: sunmingxiao@hrbust.edu.cn.

0 引言

在无人车的相关研究中,路径规划一直是无人车的核心研究领域之一^[1]. 路径规划是指在障碍物空间中,规划出一条从起点到目标点的满足动力学约束的无碰撞路线.

路径规划方法需要解决的问题包括:搜索速度慢、全局规划难度大等. 目前常用的路径规划方法有遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等^[2-6],这些算法在解决常规路径规划问题上具有一定的优越性,但其计算量随着障碍物数量的增加呈指数增长,且必须在确定环境中对障碍物进行建模方可规划路径,也存在一定的局限性;另外,形如人工势场法、A*算法等^[7-9]虽满足实时性和简易性,但规划的路径曲折无法满足运动动力学约束,实际应用价值不高.

1998年,LaValle^[10]提出了快速扩展随机树(rapidly exploring random tree, RRT)算法,该算法采用全图随机采样的方法,运算速度快、搜索能力强、结构简单且不需要对环境建模,适合解决含动力学约束的复杂环境的路径规划问题. 但算法本身也存在一些不足:1)节点搜索的全局盲目性和随机性,导致其搜索效率低下;2)路径规划过程中未考虑车辆运动动力学约束,致使生成的路径曲折不连续,可行度较低.

针对上述问题,国内外众多学者不断提出改进措施,以适应不同环境. 如文献[11]的双向搜索树(Bi-RRT),从起始点和目标点同时生成两棵随机树,进一步加快了搜索速度;为了解决RRT算法在狭窄通道效率低下的问题,朱大奇等^[12]提出了目标偏置RRT算法,在随机采样过程中,随机点有一定概率直接取目标点,从而提高算法的搜索效率;为了寻找RRT算法的最优路径,Karaman等^[13]提出了RRT*算法,通过重选父节点和剪枝优化,渐进寻优,最终得到最佳路径,但其运算效率较低;为此,文献[14]采用RRT*Smart算法,通过改变采样方式提高RRT*算法的搜索效率;为了降低RRT算法的运行时间和规划路径的长度,文献[15]采用一种DT-RRT算法,将RRT与RRT*算法相结合,在得到可行路径后进行抽样优化,提升了计算效率;文献[16]结合神经网络生成预测函数,设计了一种新的随机重构的方法. 在路径优化方面,文献[17]利用B样条曲线进行拟合优化,提高了路径的平滑度;文献[18]和文献[19]利用贝塞尔曲线进行路径点拟合,保证了生成路径的连续性. 但是目前在狭窄通道或复杂环境中,由于障碍物较多且可供车辆通行的空间较小,导致大多数改进RRT的优化效果不佳,容易造成节点冗余或生成路径不连续等问题.

综合已有研究成果,本文提出一种动态变采样区域路径规划方法. 一方面,针对传统RRT节点搜索的全局盲目性和随机性,利用动态采样区域选择机制和概率目标偏置机制,提升节点搜索的效率,降低搜索时间;另一方面,利用预留安全距离的多级步长拓展策略、考虑最大转角的逆向寻优以及3次B样条曲线拟合,保证生成路径的连续性和平滑性,且符合无人车运动动力学约束.

1 无人车模型建立

非完整约束是指至少包含一个不可积分和微分约束的运动系统^[20]. 无人车属于典型的非完整性约束系统,规划出的路径必须满足车辆运动动力学约束,其基本模型如图1所示.

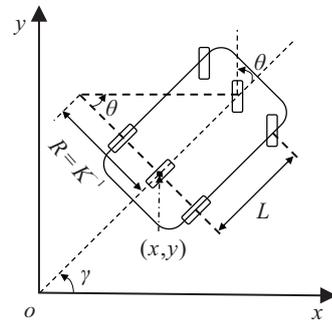


图1 车辆简化模型

如图1所示,在此状态空间中,车辆状态 $Y = (x, y, \gamma)$, (x, y) 是车辆后轴的轴心坐标, γ 是车辆的横摆角, θ 是车辆的前轮偏角,且满足 $|\theta| \leq \theta_{\max}$, L 是车辆的轴距, R 是车辆的转弯半径, K 是车辆的转弯曲率,由不完整约束定义可知,在车辆运动过程中,车体的速度必须指向主轴,且前轮偏角、轴距、转弯半径和曲率需要满足下式:

$$\begin{cases} dx \cdot \sin \gamma - dy \cdot \cos \gamma = 0, \\ K_{\max} = \frac{\tan(\theta_{\max})}{L} = \frac{1}{R_{\min}}. \end{cases} \quad (1)$$

由上述分析可知,RRT算法规划的路径无法满足无人车运动学约束,很难进行直接应用.

2 RRT算法分析

RRT算法其基本流程为:以路径规划的起始节点 X_{start} 为根节点,在采样区间内随机采样,得到随机点 X_{rand} ,寻找已有节点中距离随机点 X_{rand} 最近的节点 X_{near} ,连接 X_{rand} 与 X_{near} ,基于步长 σ 进行碰撞检测,若无碰撞则在连线上以步长 σ 扩展生成新生节点 X_{new} ,否则重新取随机点 X_{rand} ,重复上述操作直到满足 X_{new} 与目标节点 X_{end} 之间的距离小于距离阈值,反向搜索,输出路径. RRT算法伪代码如表1所示.

表1 RRT算法伪代码

RRT算法伪代码	含义
1) $T.init(X_{start})$	初始化地图信息
2) for $k = 1$ to K	循环采样
3) $X_{rand} = RandomNode()$	随机采样得到随机节点
4) $X_{near} = Nearest(T, X_{rand})$	寻找最近节点
5) $X_{new} = Extend(X_{nearest}, X_{rand}, \Delta q)$	新生节点生成
6) if $X_{new} \neq NULL$ then	判断是否碰撞
7) return false	是则返回重新选取随机点
8) if $Distance(X_{near}, X_{goal}) < radius$ then	否则判断是否小于距离阈值
9) return true	是则输出路径
10) $T.AddNode(X_{new})$	否则增加到有效节点集
11) return false	返回重新选取随机点

3 DVSA-RRT算法设计

针对RRT节点生成的盲目性和随机性,提出一种DVSA-RRT算法,该算法能够降低节点搜索的盲目性,提高搜索效率和速度.首先,初始化地图信息,划分地图的采样区域,根据 X_{new} 与 X_{end} 间的距离确认

采样区域,运用概率目标偏置思想和预留安全距离的步长选择思想生成 X_{new} ,重复上述操作直到满足 X_{new} 与目标节点 X_{end} 之间的距离小于距离阈值,输出路径.最后,运用结合最大转角的逆向寻优和B样条曲线拟合优化路径,得到一条符合无人车运动动力学约束的路径,整体流程框图如图2所示.

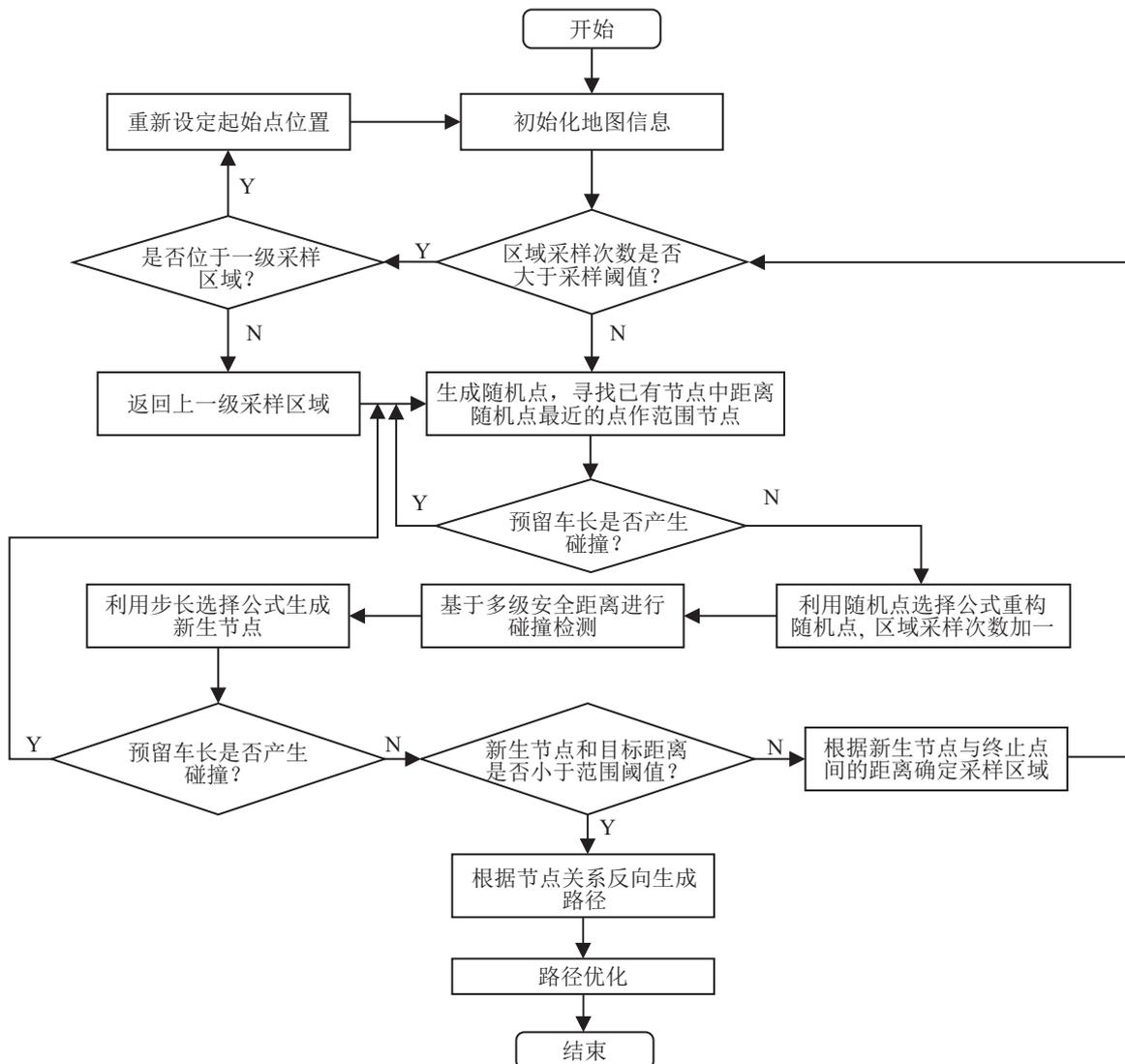
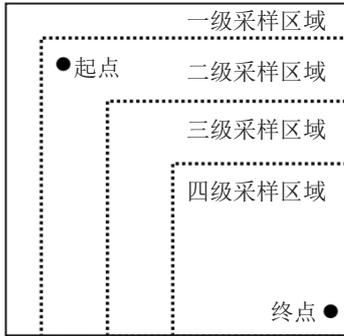


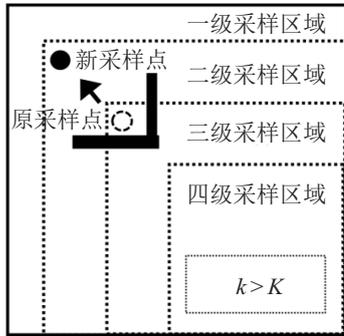
图2 DVSA-RRT流程

3.1 动态采样区域

初始化地图信息后,根据起点、终点所在位置将地图划分为4个采样区域,其中起点位于二级采样区域,终点位于四级采样区域,如图3(a)所示.



(a) 采样区域划分



(b) 变采样区域

图3 动态采样区域

将 X_{new} 初始值设为起点坐标,每次生成 X_{new} 时,根据下式判断 X_{new} 所处的采样区域:

$$S_{area} = \begin{cases} S_{area1}, & \delta_2 < |X_{end} - X_{new}| \leq \delta_1; \\ S_{area2}, & \delta_3 < |X_{end} - X_{new}| \leq \delta_2, \\ S_{area3}, & \delta_4 < |X_{end} - X_{new}| \leq \delta_3, \\ S_{area4}, & radius < |X_{end} - X_{new}| \leq \delta_4. \end{cases} \quad (2)$$

其中: δ_1 、 δ_2 、 δ_3 、 δ_4 、 $radius$ 分别是一级距离阈值、二级距离阈值、三级距离阈值、四级距离阈值、终点距离阈值; S_{area} 是采样区域, S_{area1} 、 S_{area2} 、 S_{area3} 、 S_{area4} 分别是一级采样区间、二级采样区间、三级采样区间、四级采样区间.

为了避免因为采样区域障碍过多造成的局部震荡问题,如图3(b)所示,设定区域采样阈值 K ,当区域采样次数 k 超过区域采样阈值 K 时,强制返回上一级采样区域进行节点采样,若此时 X_{new} 位于一级采样区间,则需要重新规划 X_{start} 的位置.

引入动态采样区域有效降低了节点生成的冗余性,采样区域的缩小提高了有效节点的生成效率.

3.2 新生节点生成过程

3.2.1 概率目标偏置

X_{new} 的生成过程为:首先在采样区间内随机生成 X_{rand} ,继而寻找已有节点中距离 X_{rand} 最近的节点 X_{near} ,在此方向上基于车长进行碰撞检测,根据碰撞检测结果以及概率目标偏置思想进行 X_{rand} 的重新选取. 概率目标偏置公式如下:

$$X_{rand} = \begin{cases} X_{end}, & \text{flag} = 0, p \leq \rho; \\ \omega \cdot X_{end} + (1 - \omega) \cdot X_{rand}, & \text{flag} = 0, p > \rho; \\ X_{rand}, & \text{flag} = 1, p \geq \rho; \\ (1 - \omega) \cdot X_{end} + \omega \cdot X_{rand}, & \text{flag} = 1, p < \rho. \end{cases} \quad (3)$$

其中: flag 是碰撞检测结果,当 $\text{flag} = 0$ 时表示未检测到碰撞, $\text{flag} = 1$ 表示检测到碰撞; ω 是目标权重因子,目标权重因子 ω 的大小会影响重构随机点的生成位置,没有障碍物时, ω 越大,重构的随机点方向越向目标点方向偏移,同理,当检测到障碍物时, ω 越大,重构的随机点方向越向随机点方向偏移; p 是随机数,随机数的取值为 $0 \sim 1$; ρ 是概率因子,概率因子 ρ 的大小会影响随机点重构公式的选择. 其次构建如下所示的步长选择函数:

$$\sigma = \begin{cases} \sigma_1, & \text{flag}_2 = 0; \\ \sigma_2, & \text{flag}_1 = 0; \\ \sigma_3, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

其中: σ_1 是一级步长, σ_2 是二级步长, σ_3 是三级步长, σ 是步长; flag_2 是在重构随机点的方向上结合二级安全距离 D_{safe2} 的碰撞检测结果, 如果未检测到碰撞,则以 σ_1 为步长生成节点,如果检测到碰撞,则继续进行碰撞检测; flag_1 是在重构随机点的方向上结合一级安全距离 D_{safe1} 的碰撞检测结果,若未检测到碰撞,则以 σ_2 为步长生成节点,若检测到碰撞,则以 σ_3 为步长生成节点;最后,在 X_{near} 和重新选择的 X_{rand} 的连线方向结合 σ 获得新生节点 X_{new} , 位姿如下所示:

$$\begin{cases} \text{newNode}.x = \text{nearNode}.x + \sigma \cdot \cos \varphi, \\ \text{newNode}.y = \text{nearNode}.y + \sigma \cdot \sin \varphi. \end{cases} \quad (5)$$

其中: σ 是步长, $\text{newNode}.x$ 是 X_{new} 的横坐标, $\text{newNode}.y$ 为 X_{new} 的纵坐标, $\text{nearNode}.x$ 是 X_{near} 的横坐标, $\text{nearNode}.y$ 是 X_{near} 的纵坐标, φ 是 X_{rand} 、 X_{near} 与 x 轴的夹角. 利用式(3)得到重构的随机点后,在重构随机点方向利用式(5)根据夹角 φ 和步长 σ 生

成新生节点 X_{new} ; 在重构随机点 X_{rand} 的方向上预留车长进行碰撞检测, 用来检测 X_{new} 的可行性. 如果未检测到碰撞, 则将 X_{new} 加入有效节点集 X_{nodes} ; 如果检测到碰撞, 则重新生成 X_{rand} .

3.2.2 安全距离设定

由于RRT算法具有全局随机性, 导致生成的路径可能紧贴障碍物, 不符合无人车的实际应用需求, 在路径规划的过程中需要考虑安全距离, 预留安全距离的示意图如图4所示.

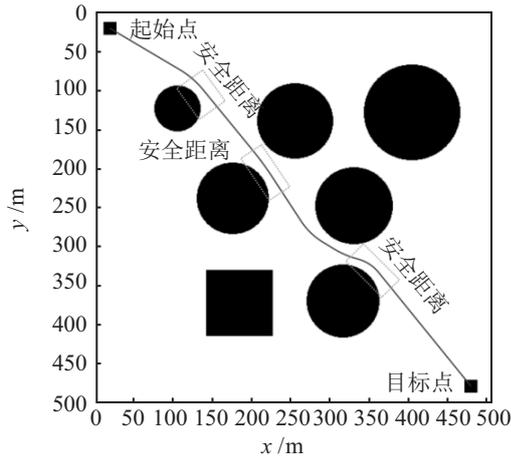


图4 安全距离

重复上述操作直至满足距离阈值判别式 $|X_{end} - X_{new}| < radius$. 若未满足判别式, 则根据 X_{new} 与 X_{end} 之间的距离判断采样区间, 重新生成 X_{rand} ; 若满足判别式, 则根据 X_{nodes} 各个节点的关系, 反向连接, 输出路径.

4 路径平滑优化

RRT算法的全图随机采样策略导致采样过程中产生了大量的冗余节点, 无法满足无人车的运动动力学约束, 本文采用基于最大转角限制的逆向寻优和3次B样条曲线拟合的方式对路径进行优化.

4.1 基于最大转角限制的逆向寻优

本文采用基于逆向寻优的路径优化方法^[21], 并在此基础上加入最大转角限制, 如图5所示.

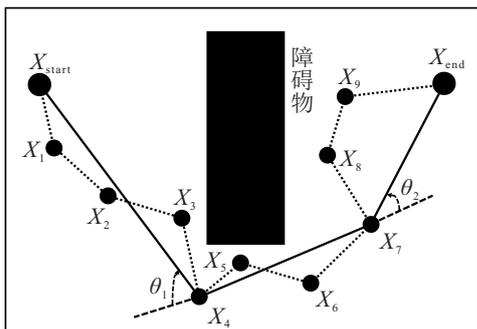


图5 路径优化

在图5中: X_{start} 和 X_{end} 分别是起始节点和目标节点, X 是路径中各个有效节点, θ 是车辆转角. 首先连接 X_{start} 与 X_{end} 形成初始路径, 如果该连线上不存在障碍物, 则将该路线作为最佳路径, 若存在障碍物, 则连接 X_{end} 的前一有效节点 X_9 与 X_{start} , 判断连线间是否不存在障碍物, 同时判断 X_{end} 、 X_9 和 X_{start} 形成的转角 θ 是否小于最大转角 θ_{max} , 若同时满足, 则将 X_{start} 作为 X_9 的父节点, 重复上述判断直到得到满足条件的 X_4 , 然后再以 X_4 作为起始点继续优化路径, 重复上述过程直到满足当前起始点和 X_{end} 不存在障碍物并符合最大转角限制, 完成优化并输出路径, 优化后的路径如图5中的实线所示.

4.2 采用3次B样条曲线优化

为了确保规划路径的平滑性和连续性, 常采用贝塞尔曲线和B样条曲线进行拟合优化, 相较于贝塞尔曲线, B样条曲线具有灵活度高、平滑度高、可局部调整等优点^[22].

B样条曲线原理为: 设有 P_0, P_1, \dots, P_n 一共 $n+1$ 个控制点, 这些控制点用于定义样条曲线的走向、范围, k 阶B样条曲线的定义为

$$P(u) = [P_0, P_1, \dots, P_n] \begin{bmatrix} B_{0,k}(u) \\ B_{1,k}(u) \\ \vdots \\ B_{n,k}(u) \end{bmatrix} = \sum_{i=0}^n P_i B_{i,k}(u). \quad (6)$$

其中: $B_{i,k}(u)$ 是第 i 个 k 阶B样条曲线, 与控制点 P_i 相对应, $k \geq 1$; u 是自变量. 基函数 $B_{i,k}(u)$ 具有如下递推式:

$$\begin{cases} 1, & u_i \leq u < u_{i+1}, & k = 1; \\ 0, & \text{else}, & k = 1. \\ \frac{u - u_i}{u_{i+k-1} - u_i} B_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k} - u}{u_{i+k} - u_{i+1}} B_{i+1,k-1}(u), & & k \geq 2. \end{cases} \quad (7)$$

根据B样条曲线次数利用式(7)进行递推, 3次B样条曲线 $k = 3$, 其中规定 $0/0 = 0$, 序列如下:

$$[u_0, u_1, \dots, u_n, \dots, u_{n+k}]. \quad (8)$$

其中: u_i 是被称为节点矢量的连续变化值, 开始值和结束值通常定义为0和1. 为了满足车辆运动学约束, 即优化的路径要经过起始节点和目标节点, 则需满足两端节点具有重复度 k , 即

$$\begin{cases} u_0 = u_1 = \dots = u_k, \\ u_n = u_{n+1} = \dots = u_{n+k}. \end{cases} \quad (9)$$

两端节点具有重复度 $k(k = 3)$,中间节点是非递减的序列,且 $u \in [0, 1]$,对应到3次B样条曲线,其中

$$\begin{cases} B_{0,3}(u) = \frac{1}{6}(1-u)^3, \\ B_{1,3}(u) = \frac{1}{6}(3u^3 - 6u^2 + 7), \\ B_{2,3}(u) = \frac{1}{6}(-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1), \\ B_{3,3}(u) = \frac{1}{3}u^3. \end{cases} \quad (10)$$

从 P_0 依次取4个点代入式(6)中,曲线拟合为一段3次B样条曲线,然后依次往后每次取4个点进行拟合,直到完成整条路径的拟合优化.

5 仿真与结果分析

为了验证本文算法的有效性和可行性,通过Matlab进行仿真,并与文献[10]的原始RRT算法、文献[12]的目标偏置RRT算法和PTB-RRT算法进行对比实验.仿真实验运行环境为:系统windows 10,处理器Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ,内存8.00 GB,仿真软件Matlab R2016a.

5.1 参数的仿真分析

为了验证算法的可行性,以及不同参数数值对仿真结果的影响,设定不同的目标权重因子 ω 和概率因子 ρ ,在规模为 500×500 的地图map 1中进行仿真,两者均取值 $\{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$,其他参数设置如表2所示.每组数据在map 1中重复实验20次,共测试25组数据,选取其中具有代表性的一组仿真图,部分仿真结果如图6所示,具体数据如图7所示.

表2 参数设置

参数	名称	值
X_{start}/m	起始节点	(20, 20)
X_{end}/m	目标节点	(480, 480)
K	区域采样阈值	500
$\theta_{max}/(^{\circ})$	最大转角	120
σ/m	步长	{5, 10, 20}
D_{safe}/m	安全距离	{20, 40}
D_{car}/m	车长	10
δ/m	距离阈值	{100, 300, 650, 705}
radius/m	终点距离阈值	20

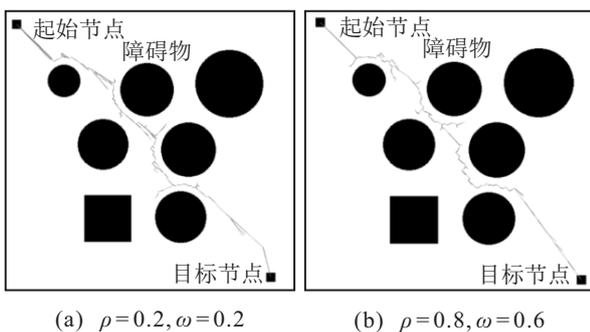


图6 部分仿真结果

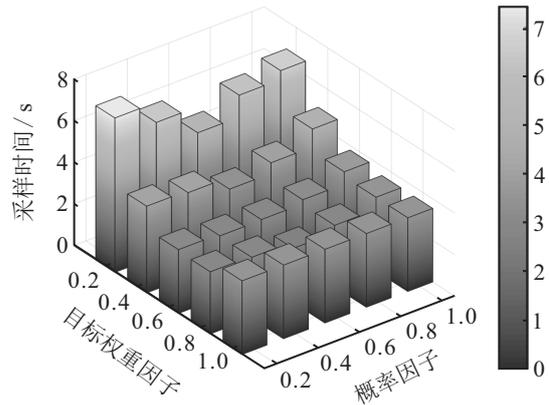


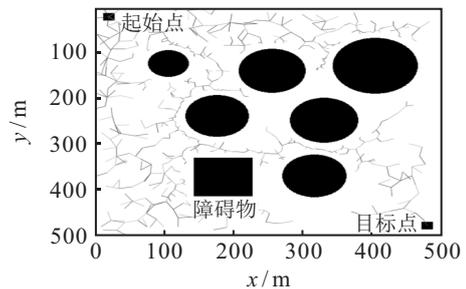
图7 参数仿真数据

区域采样阈值 K 用于规定各区域最大采样次数,最大转角是车辆动力学约束的体现,在满足车辆运动学约束的前提下,值越大路径的可行性越高.步长会影响路径规划的速度,安全距离的大小会影响路径距障碍物的最小距离,距离阈值的大小将影响采样区域的划分,终点距离阈值会影响路径规划成功的判定范围.由仿真结果可知,当目标权重因子 ω 和概率因子 ρ 取不同值时,采样次数的差别较为明显,导致节点采样时间也存在明显差异,当 $\rho = 0.8, \omega = 0.6$ 时,所需的平均采样时间最短,为2.6 s.

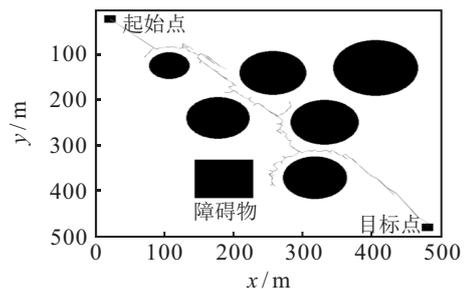
5.2 不同算法对比仿真分析

本小节通过对比原始RRT算法、目标偏置RRT算法、PTB-RRT算法和DVSA-RRT算法的采样次数和采样时间,验证改进算法的有效性.仿真结果如图8~图10所示.

仿真实验共分为3组,分别为常规地图map 1、狭窄障碍物地图map 2以及复杂障碍物地图map 3,其

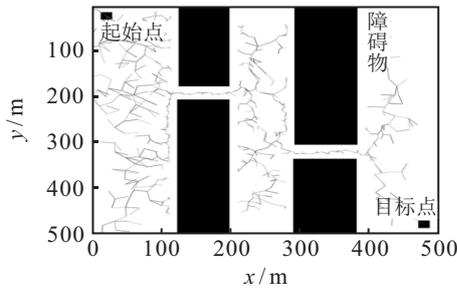


(a) map1 原始RRT算法初始路径

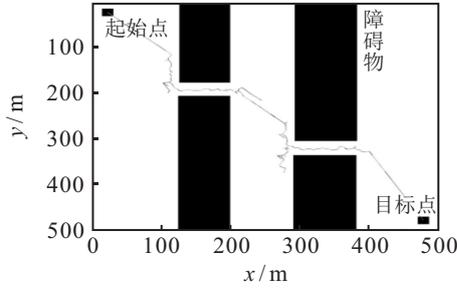


(b) map1 DVSA-RRT算法初始路径

图8 map 1部分算法原始路径

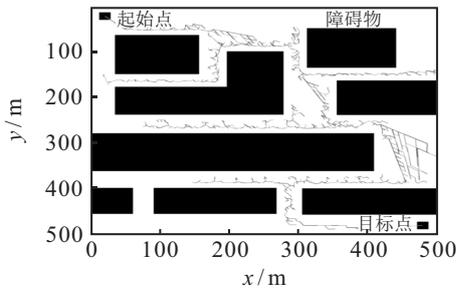


(a) map2 偏置RRT 算法初始路径

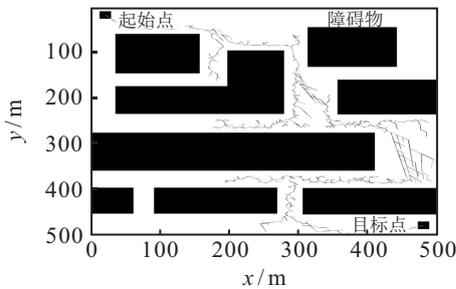


(b) map2 DVSA-RRT 算法初始路径

图9 map2部分算法原始路径



(a) map3 PTB-RRT 算法初始路径



(b) DVSA-RRT 算法初始路径

图10 map3部分算法原始路径

中地图的规模为 500×500 ,PTB-RRT算法与DVSA-RRT算法中 $\rho = 0.8, \omega = 0.6$,目标偏置RRT算法中 $\rho = 0.1$,其他参数设置如表3所示,每组仿真实验重复50次。

由图8和表3的数据可见,在地图map1中:DVSA-RRT算法相较于原始RRT算法,采样次数从652次减少到214次,平均减少了67.14%,对比图8(a)与图8(b)可以清晰看出冗余节点的减少,在搜索时间方面,平均花费时间由12.81s缩短到2.61s,降低了79.62%;对比其他两种算法,采样次数分别减少了64.29%和34.82%,搜索时间则分别降低了76.7%和35.2%,效率提升明显。

表3 仿真数据

地图	算法	采样数	搜索距离/m	搜索时间/s
map 1	原始RRT	652.29	893.39	12.81
	目标偏置RRT	600.11	857.02	11.22
	PTB-RRT	328.57	748.38	4.02
	DVSA-RRT	214.32	749.55	2.61
map 2	原始RRT	868.64	890.11	22.24
	目标偏置RRT	711.12	860.12	16.11
	PTB-RRT	555.51	812.07	10.17
	DVSA-RRT	316.11	812.83	4.80
map 3	原始RRT	2023.62	1242.33	107.60
	目标偏置RRT	1858.96	1250.01	90.51
	PTB-RRT	1728.73	1247.69	76.42
	DVSA-RRT	990.44	1236.54	29.68

对比在地图map2中各算法的表现:由图9(a)可知,原始RRT算法在狭窄障碍物周围的节点冗余现象严重,目标偏置RRT算法虽然一定程度上减少了节点冗余现象,但效果并不明显,相较于前两种算法,由图9(b)可以看出,改进算法显著优化了该问题,特别是DVSA-RRT算法,相比于其他3种算法,搜索节点分别减少了63.44%、55.55%和43.1%,搜索时间分别降低了78.42%、70.2%以及52.66%。

通过分析图10以及表3中关于地图map3的数据不难发现:在复杂障碍物环境中,前3种算法的路径规划效率均较差,节点冗余现象严重,而DVSA-RRT算法虽然也存在部分区域节点震荡的问题,但相较于其他算法,路径规划效率已经有了明显的提升,其中平均采样数分别减少了51.06%、46.72%及42.71%,搜索时间降低了72.41%、67.21%及61.16%。

综上所述,针对不同地图环境,相比其他3种算法,DVSA-RRT算法有效提高了搜索和采样效率。

5.3 路径优化的仿真分析

为了验证路径优化的效果,选取地图复杂度最高的map3进行仿真实验。重复仿真20次,仿真结果如图11和图12所示。

由图11和图12可知:原始剪枝图的平均路径长度为1249.29m,经过逆向寻优后的平均路径长度为1074.86m,3次B样条曲线拟合后的平均路径长度为1044.42m,平均路径长度减少了16.4%,且由图11可知,优化后的路径曲率变化较小且曲率连续,最大曲率约为 $4.7 \times 10^{-5}/m$,路径更加平滑且符合最大转角约束,由此看出,经过路径优化后,规划的路径更加符合动力学约束。

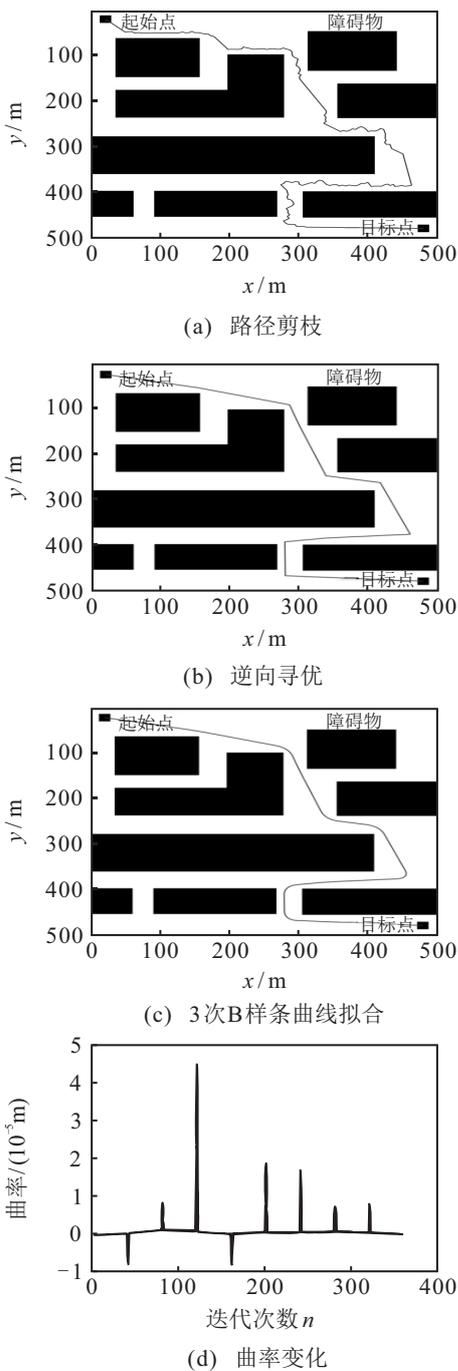


图11 路径优化效果及曲率变化

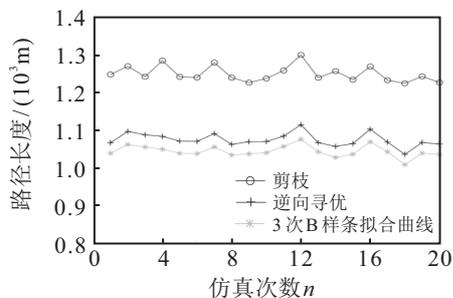


图12 路径长度变化

6 结论

为了解决传统RRT在无人车路径规划中存在的问题,本文提出了一种DVSA-RRT算法,通过理论分

析和仿真研究,得出以下结论:

1) 引入动态采样区域划分原理,并结合概率目标偏置思想优化节点生成过程. 仿真结果表明,改进算法降低了节点生成的盲目性和随机性,提升了节点搜索效率;相较于原始RRT算法,改进算法的采样次数和采样时间均降低超过50%,改进算法相较于其他两种算法,采样次数和采样时间也降低了30%以上.

2) 运用基于安全距离的碰撞检测策略,规划路径与障碍物间始终保持一定的距离,避免了生成路径距离障碍过近的情况,保证了生成路径的安全性和合理性.

3) 通过基于最大转角的逆向寻优和3次B样条曲线拟合优化,本文设定的最大转角为 120° ,仿真未优化前的最大转角约为 150° ,经过最大转角优化后的转角均小于 120° ,解决了路径曲折不连续的问题,保证路径的可行性,路径平滑处理提高了输出路径的平滑度并符合车辆动力学约束.

4) 相较于传统RRT算法,DVSA-RRT算法尤其适用于障碍物较少的环境,其节点搜索次数和搜索时间都有非常明显的降低,在复杂地图环境中,其路径生成效率也有一定的提升.

DVSA-RRT算法适用于静态障碍物环境,但由于现实路况更加复杂,存在动态障碍物,在日后研究中可以结合动态障碍物进行分析验证,进一步提高算法的适用性.

参考文献(References)

- [1] 周鲜成, 王莉, 周开军, 等. 动态车辆路径问题的研究进展及发展趋势[J]. 控制与决策, 2019, 34(3): 449-458.
(Zhou X C, Wang L, Zhou K J, et al. Research progress and development trend of dynamic vehicle routing problem[J]. Control and Decision, 2019, 34(3): 449-458.)
- [2] Roberge V, Tarbouchi M, Labonté G. Fast genetic algorithm path planner for fixed-wing military UAV using GPU[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(5): 2105-2117.
- [3] Tsiogkas N, Lane D M. An evolutionary algorithm for online, resource-constrained, multivehicle sensing mission planning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(2): 1199-1206.
- [4] Fu Y G, Ding M Y, Zhou C P. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimization applied to three-dimensional route planning for UAV[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2012, 42(2): 511-526.

- [5] Zhang L, Zhang Y J, Li Y F. Mobile robot path planning based on improved localized particle swarm optimization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(5): 6962-6972.
- [6] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2018, 33(10): 1775-1781.
(Wang X Y, Yang L, Zhang Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(10): 1775-1781.)
- [7] 陈志旺, 夏顺, 李建雄, 等. 基于定向A*算法的多无人机同时集结分步策略[J]. *控制与决策*, 2019, 34(6): 1169-1177.
(Chen Z W, Xia S, Li J X, et al. Serial strategy for rendezvous of multiple UAVS based on directional A* algorithm[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(6): 1169-1177.)
- [8] 陈光荣, 郭盛, 王军政, 等. 凸优化与A*算法结合的路径避障算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(12): 2907-2914.
(Chen G R, Guo S, Wang J Z, et al. Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(12): 2907-2914.)
- [9] Wen G X, Ge S S, Tu F W, et al. Artificial potential-based adaptive H_∞ synchronized tracking control for accommodation vessel[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(7): 5640-5647.
- [10] LaValle S M. Rapidly-exploring random trees: A new tool path planning[R]. Ames: Iowa State University, 1998.
- [11] Wang J K, Meng M Q H, Khatib O. EB-RRT: Optimal motion planning for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(4): 2063-2073.
- [12] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. *控制与决策*, 2010, 25(7): 961-967.
(Zhu D Q, Yan M C. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(7): 961-967.)
- [13] Karaman S, Frazzoli E. Incremental sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. *Robotics: Science and Systems*, 2011, 6: 267-274.
- [14] 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.
- [15] Chi W Z, Wang C Q, Wang J K, et al. Risk-DTRRT-based optimal motion planning algorithm for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(3): 1271-1288.
- [16] Li Y, Cui R X, Li Z J, et al. Neural network approximation based near-optimal motion planning with kinodynamic constraints using RRT[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(11): 8718-8729.
- [17] Yang H, Qi J, Miao Y C, et al. A new robot navigation algorithm based on a double-layer ant algorithm and trajectory optimization[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(11): 8557-8566.
- [18] Chen Y, Cai Y Y, Zheng J M, et al. Accurate and efficient approximation of clothoids using bézier curves for path planning[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1242-1247.
- [19] Klančar G, Seder M, Blažič S, et al. Drivable path planning using hybrid search algorithm based on E* and Bernstein-bézier motion primitives[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(8): 4868-4882.
- [20] 杜明博, 梅涛, 陈佳佳, 等. 复杂环境下基于RRT的智能车辆运动规划算法[J]. *机器人*, 2015, 37(4): 443-450.
(Du M B, Mei T, Chen J J, et al. RRT-based motion planning algorithm for intelligent vehicle in complex environments[J]. *Robot*, 2015, 37(4): 443-450.)
- [21] 成怡, 王赟, 修春波. 一种改进RRT算法在路径规划中的应用研究[J]. *控制工程*, 2020, 27(3): 567-571.
(Cheng Y, Wang Y, Xiu C B. Application of an improved RRT algorithm in path planning[J]. *Control Engineering of China*, 2020, 27(3): 567-571.)
- [22] Duan H B, Zhao J X, Deng Y M, et al. Dynamic discrete pigeon-inspired optimization for multi-UAV cooperative search-attack mission planning[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(1): 706-720.

作者简介

栾添添(1988—), 女, 讲师, 博士, 从事群集系统路径规划、建模与评估的研究, E-mail: luantiantian@hrbust.edu.cn;

王皓(1997—), 男, 硕士生, 从事群集系统路径规划和导航的研究, E-mail: 2718395372@qq.com;

孙明晓(1986—), 男, 副教授, 博士, 从事群集系统路径规划、船舶运动控制等研究, E-mail: sunmingxiao@hrbust.edu.cn;

吕重阳(1987—), 男, 讲师, 博士, 从事多智能体的路径规划、多智能体(机器人)的协同控制及导航、人工智能算法的研究, E-mail: lvchongyang@hrbust.edu.cn.