

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417190

基于改进 Informed-RRT* 的路径规划算法研究

孙馨宇 徐家川 焦学健 周洋 徐晗

(山东理工大学交通与车辆工程学院 淄博 255022)

摘要: 针对 Informed-RRT* 算法在路径规划中存在随机性大、无效节点多和收敛效率低等问题,提出了一种改进的 Informed-RRT* 算法。该算法通过全局采样优化和自适应步长提升节点利用率;采用概率偏置的双向搜索及重选父节点的方法找到初始路径,为后续的迭代优化提供较好的初始值;在进行椭圆迭代时加入贪心策略以减少无用节点,最后对路径回溯优化减少无用节点提升路径的平滑度。本文设计障碍物复杂程度和地图尺寸两种变量,对比了改进算法和 Informed-RRT* 算法在四种场景下的表现,统计 20 次实验结果,改进算法的路径节点数量减少 28.6%~64.3%,路径长度降低 0.3%~2.7%。结果表明,与 Informed-RRT* 算法相比改进算法可以提升节点的利用率,在相同迭代次数下能得到更短的路径并显著降低路径节点数量。

关键词: 路径规划;栅格地图;改进 Informed-RRT*

中图分类号: TP242;TN05 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.60

Research on path planning algorithms based on an improved Informed-RRT*

Sun Xinyu Xu Jiachuan Jiao Xuejian Zhou Yang Xu Han

(School of Transportation and Vehicle Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255022, China)

Abstract: An improved Informed-RRT* algorithm is introduced to tackle issues related to high randomness, a large number of infeasible nodes, and low convergence efficiency in path planning. This algorithm optimizes node usage through global sampling and an adaptive step size. The initial path is generated using a biased bidirectional search and a parent node reselection technique, which offers a more effective starting point for further iterative optimization. During the elliptic iteration, a greedy approach is applied to eliminate unnecessary nodes. Additionally, path backtracking is refined to decrease redundant nodes and improve trajectory smoothness. This study presents two factors: obstacle complexity and map size, to assess the performance of the enhanced algorithm against the original Informed-RRT* algorithm in four different scenarios. Results from 20 experiments show that the improved algorithm decreases the number of trajectory waypoints by 28.6% to 64.3% and reduces trajectory length by 0.3% to 2.7%. These results suggest that our enhanced method enhances node utilization, produces shorter trajectories, and significantly cuts down on computational iterations compared to the Informed-RRT* algorithm.

Keywords: path planning; raster maps; improved Informed-RRT*

0 引言

感知、决策、规划和控制组成了自动驾驶关键系统,规划模块在系统中承接感知和决策的信息并将路径信息传递到控制模块^[1]。规划模块为自动驾驶提供可行的路线,如何快速、安全的规划出一条合理的路径是自动驾驶发展的重要方向。

当前常见的路径规划算法可以分为三类^[2]:基于图搜索类、仿生类和基于采样的路径规划算法。图搜索类算法

的计算精度和计算速度受栅格地图影响^[3],如 Dijkstra 算法和 A* 算法。基于仿生类的算法具有较好的收敛性如蚁群算法和遗传算法^[4],但计算速度较慢且受初始状态影响。基于采样的算法速度快,如快速探索随机树算法(rapid-exploration random tree, RRT),但其节点随机性较大、节点利用率低^[5]。很多传统算法在进行路径规划时存在计算时间长、局部最优解和路径较为曲折等问题。

全局路径规划的作用是为自动驾驶提供可行的参考路线^[6],因此对路径规划算法具有较高的要求。RRT 算法具

有搜索速率快、环境适用性强,适用于三维环境等特点,在全局路径规划中具有较好的表现^[7]。但 RRT 算法存在随机性过高、路径曲折等缺点,在路径规划中很难取得最优解。国内外学者以改进 RRT 算法为目标开展诸多研究。Karaman 等^[8]针对 RRT 的不足提出了 RRT* 算法,以更高的计算代价使随机节点可以收敛到当前的最优值。Nasir 等^[9]提出一种智能采样的 RRT*-smart 算法,该算法在 RRT* 的基础上加入删除冗余节点的功能,但受路径影响明显只能在路径的基础上优化。李文君等^[10]提出了改进 RRT* 算法,通过引入目标偏置策略减少了随机树的盲目扩展。Urmson 等^[11]提出了节点偏置的 hRRT 算法,该算法采用启发式搜索节点偏置,设定偏置概率可以提升随机节点向目标点的方向生成,但其在复杂环境容易造成节点浪费,增加计算量。阮晓钢等^[12]提出基于子目标搜索的机器人目标导向 RRT 路径规划算法,通过引入目标导向函数减少了冗余搜索。Gammell 等^[13]提出直接采样的 Informed-RRT* 算法,通过限制采样区间提高整体收敛速度,但其在迭代过程中使用均匀采样策略且每次迭代都需要重新建立随机树,导致节点利用率低、计算量较高。刘成菊等^[14]提出一种基于 RRT 的变步长搜索算法,在 RRT 算法中添加目标引力变量影响步长,在障碍物较多的环境中容易引起节点碰撞检测不通过。康博涵等^[15]提出一种变步长路径规划算法,在 RRT 算法中结合衡量路径规划性能的参数,利用遗传算法解析步长与环境复杂度的联系提升了节点的利用率,但遗传算法计算时间长且计算量大影响算法的整体效率。

本文提出一种改进 Informed-RRT*, 首先对地图进行栅格处理,将无限的点划分为有限的,进行全局采样优化;然后采用双向搜索,分别从起点和终点同时进行两个树的搜索并通过重选父节点得到一条较优的初始路径;最后以过椭圆迭代的方式优化路径并对路径进行回溯优化。优化后算法的节点利用率更高,得到的路径也更优。

1 Informed-RRT* 算法

RRT 算法基于采样进行路径规划,在空间中给定起始点与目标点后,通过随机生成的方式增加子节点向目标点进行探索。RRT 算法的节点生成具有随机性,所以其能有效地躲避障碍物并且不会陷入局部最优问题^[16]。RRT 算法在已知地图中以起始点作为根节点 X_{start} , 在地图中生成一个随机点 X_{rand} , 在树上找到距离 X_{rand} 的最近点 X_{near} , 从 X_{near} 向 X_{rand} 方向延伸固定步长得到 X_{new} , 判断 X_{new} 与 X_{near} 的连线是否产生碰撞,若没有发生碰撞则将 X_{new} 加入到树中,此时树上有两个节点。重复这一过程直到寻找到目标点 X_{goal} , 由于 X_{new} 与 X_{goal} 重合的概率为无穷小,所以在 X_{goal} 周围设置阈值,如图 1 所示。

RRT* 算法在 RRT 算法的基础上进行改进,通过重选父节点的方式降低路径的总长度^[17]。RRT* 算法将 X_{new}

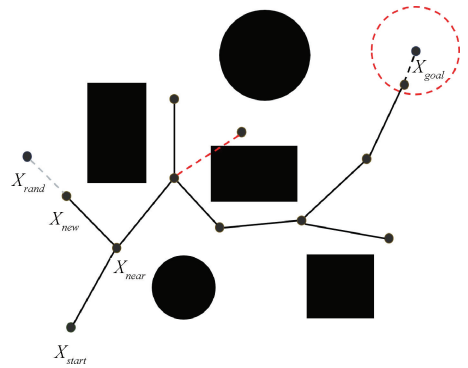


图 1 RRT 算法原理

Fig. 1 Principle of the RRT algorithm

加入树时需要记录当前所有节点的累计步长,令重选父节点范围大于步长,在范围内找到 X_{near} , 在将 X_{new} 加入树之前对其进行父节点重选,选择累计步长较小的 X_{near} 作为 X_{new} 的父节点,如图 2 所示。

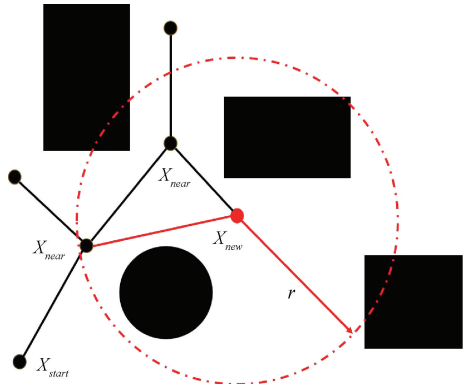


图 2 RRT* 算法原理

Fig. 2 Principle of the RRT* algorithm

Informed-RRT* 算法是在 RRT* 算法完成路径规划后,以 X_{start} 与 X_{goal} 作为椭圆的焦点,路径总长度作为椭圆的长轴建立一个椭圆,以椭圆作为后续采样空间^[18],如图 3 所示。

Informed-RRT* 算法具有 RRT* 算法的完备性,通过限制采样空间使路径具有较好的收敛性。新的采样点在椭圆内生成并加入树中,以 RRT* 的寻路方式达到目标点附近则视为完成一次迭代。此时判断新路径长度是否比已有最短路径小,若小则更新 C_{best} 的值。 $\sqrt{C_{best}^2 - C_{min}^2}$ 随着迭代次数增加而变小使得采样区域变小,在多次迭代的过程中 C_{best} 的值会向 C_{min} 趋近,使路径趋向最优值,如图 4 所示。

2 改进的 informed-RRT* 算法

RRT 算法的主要思想是选点、连接、组成树、达到终点,改进 Informed-RRT* 算法主要从节点的选取、步长处理,树的生长方式以及路径处理入手。

2.1 采样优化

Informed-RRT* 算法是在 RRT* 算法的基础上约束采

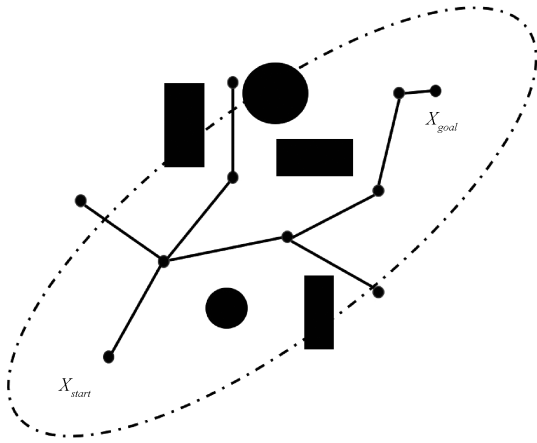


图 3 Informed-RRT* 算法原理

Fig. 3 Principle of Informed-RRT* algorithm

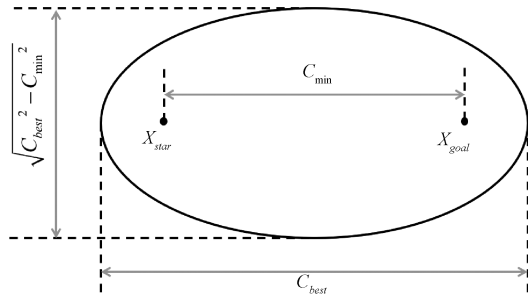


图 4 椭圆迭代原理

Fig. 4 Principle of ellipse iteration

样空间提高采样的效率,但在寻找初始路径和迭代的过程中其仍采用传统的平均采样。平均采样策略是在地图中所有可选的点均有同样的概率被选中,采用平均采样进行迭代则会提高采样的盲目性,产生较多无效的节点,随机树的节点过多会增加算法的计算量、影响迭代收敛的效果。Informed-RRT* 算法迭代的过程是重复 RRT* 算法寻路的过程,每次迭代后重新寻路同样会造成大量的节点浪费,将已有的路径为基础,通过贪心算法选择随机点可以大大提升迭代过程中的节点利用率。

1) 全局采样优化

在已知场景中,可以将地图进行栅格划分,将无限的点划分为有限的点以进行全局采样优化。优化方法为:计算每个随机点到障碍物与目标点的距离,进行归一化处理,并以此作为每个随机点被选择的概率。计算方法如下:

$$A_i = \frac{A - A_{\min}}{A_{\max} - A_{\min}} \quad (1)$$

$$C_i = A_i - 2B_i \quad (2)$$

$$D_i = \frac{C_i - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \quad (3)$$

$$E_i = \frac{D_i}{\sum_{i=1}^n D} \quad (4)$$

式中: A 为节点与障碍物距离系数,采用同样的计算方式得到节点与目标点距离系数 B , C 表示节点到障碍物的距离 - 2^* 节点到目标点的距离, C 的值越大说明这个节点越适合作为路径。但以式(2)的计算方式 C 会存在负值,故通过式(3)计算得到 D 。 D 是衡量节点到障碍物距离、目标点距离的系数。 E 通过式(4)完成对 D 进行的归一化处理, E 的值即为节点被选中的概率,值越大表明节点更适合作为路径。

2) 迭代采样优化

传统 Informed-RRT* 算法在进行迭代采样时,仍采用平均采样策略并重新进行路径规划,为了加快收敛效率,可以在采样时使用全局优化策略同时以初始路径作为基础将贪婪算法的思想融入到新节点的选取中以减少无效的采样点。贪婪算法的思想为:

$$L = \min(G + \{H\} + \{K\}) \quad (5)$$

式中: G 是 X_{new} 到 X_{goal} 的距离,在初始路径上找到一组与 X_{new} 的距离小于一定长度的 X_{near} , 将每个 X_{near} 到 X_{new} 的距离记录为 $\{H\}$, 将每个 X_{near} 的累计步长记录为 $\{K\}$ 。 L 为三者之和的最小值,若 L 大于初始路径长度则舍弃 X_{new} , 若小于初始路径则将其加入到树中。

因为最优路径的长度一定小于等于初始路径,所以通过引入贪婪算法的思想将无用的节点剔除。去除掉无用的节点可以约束路径的长度,进而限制采样范围提升迭代的速度。通过迭代路径长度不断减小,同时减小采样范围使算法更快的收敛。

2.2 自适应步长

传统的 Informed-RRT* 算法具有较好的收敛性但节点利用率较低,主要原因是算法采样的步长为定值^[19]。当步长较小时,算法需要更多的点完成寻路,会降低树生长的速度;当步长较大时,会增加随机点碰撞的概率,生成的路径较为曲折。故引入自适应步长策略,根据节点与障碍物的距离选择步长以提升节点选择的灵活性。

$$S_i = \frac{A_i}{\sum_{i=1}^n A} \quad (6)$$

式(6)表示对 A 进行归一化处理得到影响步长的系数 S ,在改变步长时主要考虑节点与障碍物的距离。由于 S 的取值范围为 $0 \sim 1$,故需要增加步长的长度,因为 S 是对节点到障碍物距离的归一化处理,所以步长的取值不能过大,需要根据场景中障碍物的复杂程度进行选择,以 X_{near} 的 S 影响 X_{new} 的位置。

固定步长的采样方式在障碍物较多的环境中易出现大量的碰撞,大大提升采样的难度。通过 S 影响步长可以降低在障碍物附近时发生碰撞的概率,也可以增加步长以提升采样的效率,如图 5 所示。

2.3 引入概率偏置的双向搜索策略

Informed-RRT* 算法的初始路径决定了椭圆采样的初

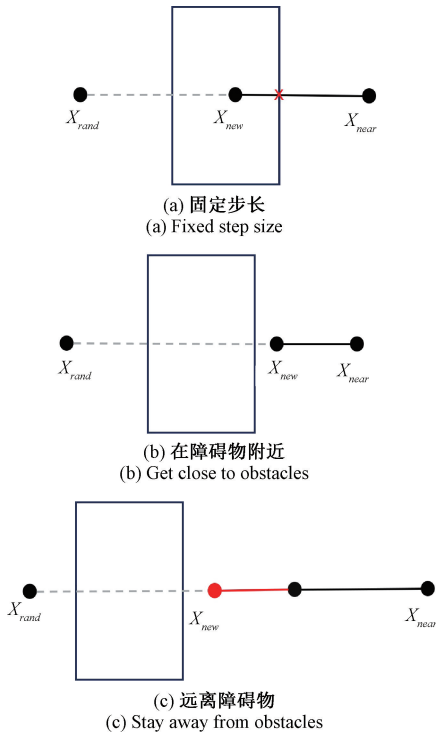


图 5 自适应步长对新节点生成的影响

Fig. 5 The impact of adaptive step size on the generation of new nodes

始空间,较优的初始路径可以提升椭圆采样的效率。在复杂场景中,双向的路径搜索可以降低路径规划的难度,第 2 棵随机树的节点可以认为是将目标点扩展为多个点,两个随机树只要满足距离和碰撞要求即可得到路径。为得到一条较优的初始路径,本文在采用节点优化和自适应步长的基础上采用概率偏置的双向搜索策略。

具体做法为:以起始点为起点建立 $Tree1$ 向目标点搜索,以目标点为起点建立 $Tree2$ 向起始点搜索;使 $Tree1$ 以一定概率选择目标点为随机点, $Tree2$ 以一定概率选择起始点为随机点;每当 $Tree1$ 或 $Tree2$ 取得新节点时都要计算新节点到另一个随机树的距离,当 $Tree1$ 和 $Tree2$ 的节点距离小于阈值时(一般为步长),对最近的两个节点进行碰撞检测,若无碰撞则将两个路径合并得到初始路径。

红色虚线是两个树连接的第一条线,其碰撞检测不通过,红色实线为通过碰撞检测的连接线。通过采用概率偏置的双向搜索策略可以降低路径搜索的盲目性,为后续的椭圆采样提供较好的初始路径,如图 6 所示。

2.4 路径回溯优化

前文提到了步长优化、采样优化和迭代优化,多种优化途径可以提高算法的效率。但起始点与目标点的距离越大,算法得到的路径越长,需要的路径节点越多。

路径节点过多会影响路径的平滑度、增加路径的长度。可以在得到路径后进行回溯优化,得到路径后从目标点开始,向目标点之前所有的节点进行碰撞检测同时计算目标点与通过碰撞检测所有点的距离 $\{M\}$, 与对应节点的累计

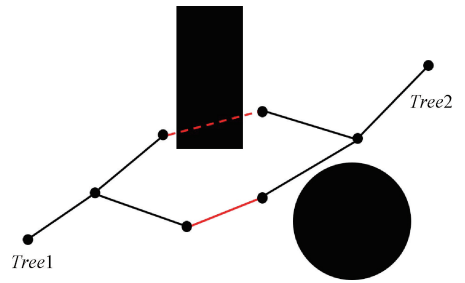


图 6 RRT 双向搜索

Fig. 6 Bidirectional search using RRT

步长 $\{K\}$ 做和选择值最小的点 P_{new} 作为其父节点,将 P_{new} 同样向前进行碰撞检测与计算长度选择其父节点,直至起始点则完成了路径回溯优化,消除无用节点以减少路径节点数量,同时提升路径的平滑度和缩小路径长度,如图 7 所示。

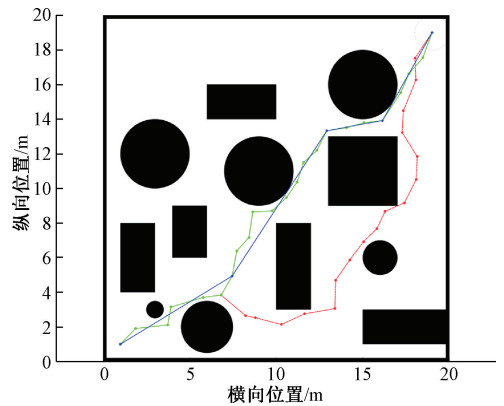


图 7 路径回溯优化

Fig. 7 Path backtracking optimization

图 7 中,红色路径为初始路径,绿色路径为迭代优化后得到的路径。初始路径长度为 36.76 m,路径节点数为 24,经过迭代优化后,27.63 m、路径节点数为 23。蓝色路径为回溯优化后得到的路径,路径长度为 26.27 m,路径节点数为 5。通过路径回溯可以显著减少路径的节点数,使路径更加平直便于后续的处理,并且具有减小路径长度的效果。

3 仿真与分析

为了验证改进算法的效果,使用 MATLAB R2021a 进行路径规划仿真实验,计算机 CPU 为 i5-12400F。本文设计 4 种试验场景,场景大小分为 10×10 场景和 30×30 场景,根据场景中障碍物的数量和类型分为简单场景和复杂场景,简单场景中仅有少量圆形障碍物,复杂场景中具有数量较多的圆形障碍物和矩形障碍物。改进算法和 Informed-RRT* 算法均为迭代算法,相较于基础算法其路径更精确,花费时间也更多,故以固定的迭代次数为标准,通过仿真实验对不同算法在不同环境下的表现进行对比和分析,以验证改进算法的效果。

3.1 10×10 场景

以(1,1)为起始点、(9,9)为目标点,基础步长设为 1,建立简单障碍物环境进行路径规划仿真。各算法在简单环境中的效果如图 8 所示。图 8(a)为 RRT 算法的效果,可以看出在简单障碍物环境下节点生成的随机性较大,随机树分布较均匀、路径节点较多,得到的路径较曲折。图 8(b)为 RRT* 算法的效果,同 RRT 算法一样,节点生成的随机性较大,由于采用了父节点重选,其路径节点数较少。图 8(c)为 Informed-RRT* 算法,红色路径为得到的初始路径,通过迭代后得到较为平滑的蓝色路径。但其采样的盲目性高、无效节点较多,需要更多的迭代次数才能得到

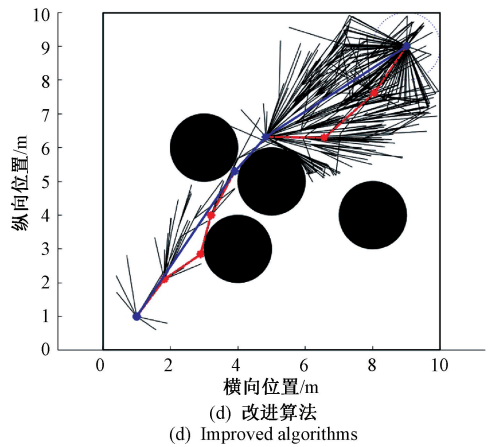


图 8 简单障碍下算法对比

Fig. 8 Comparison of algorithms in a simple environment

较好的路径。图 8(d)为改进后的算法,红色路径为得到的初始路径。相较于传统的 Informed-RRT* 算法其采用了概率偏置的双向搜索策略和自适应步长策略,其初始路径较集中,节点利用率较高。通过迭代后得到较为平滑的蓝色路径,通过回溯路径使其节点数明显降低。

4 种算法在 10×10 简单环境下的进行 20 次路径规划,得到的结果如图 9 所示,其中实线表示得到的路径长度,虚线表示得到的节点数。可以看出 RRT 算法和 RRT* 算法的路径不稳定, informed-RRT* 算法与改进后的算法路径长度比较稳定,改进算法的路径节点数量明显降低。

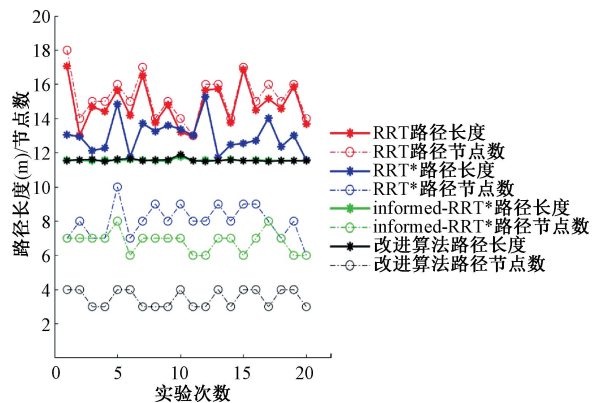
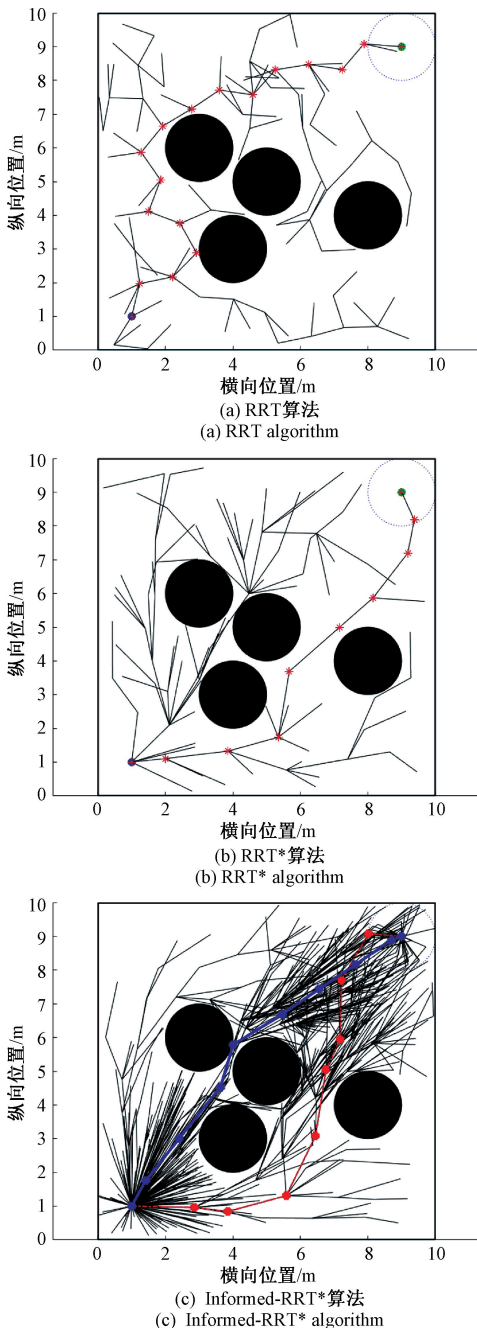


图 9 简单障碍下算法效果

Fig. 9 The effect of the algorithm in a simple environment

同样以(1,1)为起始点、(9,9)为目标点,建立复杂障碍物环境,各算法效果如图 10 所示。通过图 10 可以看出,在复杂场景中 RRT 算法和 RRT* 算法的主要问题是仍是路径曲折、节点散布均匀。Informed-RRT* 算法和改进算法在复杂障碍物场景中通过迭代均可获得较优的路径,但 Informed-RRT* 算法的节点利用率低、路径分布均散,相比于 Informed-RRT* 算法,改进算法的节点利用率高、路径分布更加密集,且最终路径的节点数量少,路径更加平直。

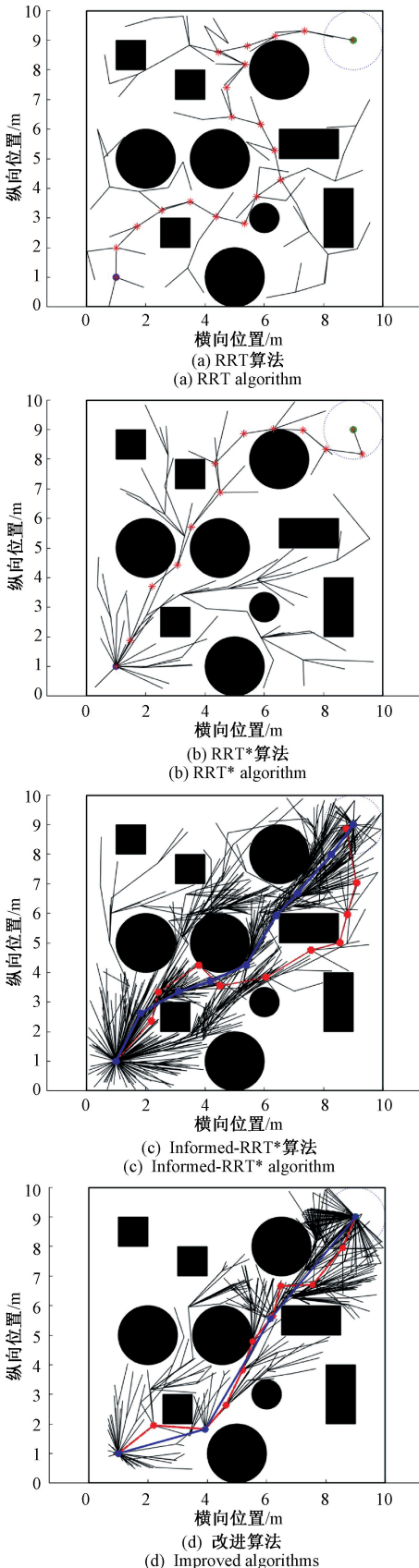


图 10 复杂障碍下算法对比

Fig. 10 Comparison of algorithms in complex environments

统计 20 次路径规划的结果如图 11 所示,在 10×10 的场景中 RRT 算法和 RRT* 算法在复杂障碍物场景中都存在路径不稳定的问题, Informed-RRT* 算法与改进算法在简单障碍物环境下路径长度差距不明显、路径长度比较稳定,改进算法的路径节点较少。

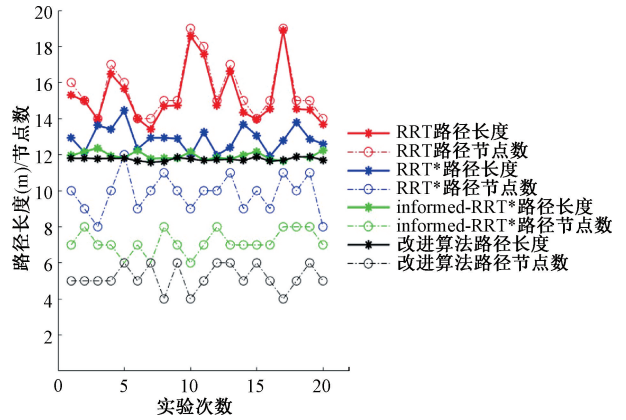
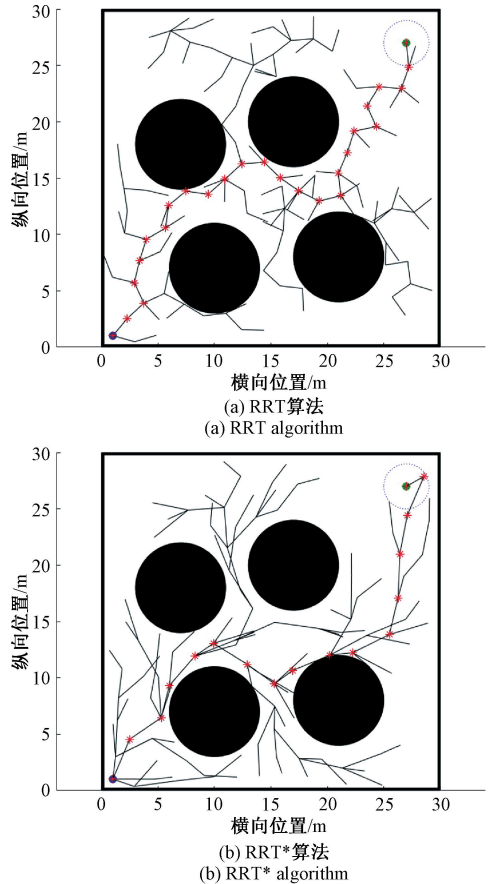


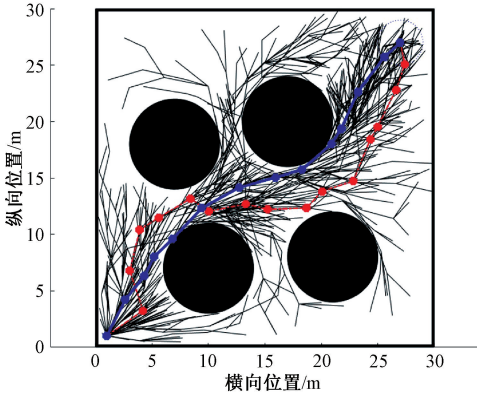
图 11 复杂障碍下算法效果

Fig. 11 The effect of the algorithm in a complex environment

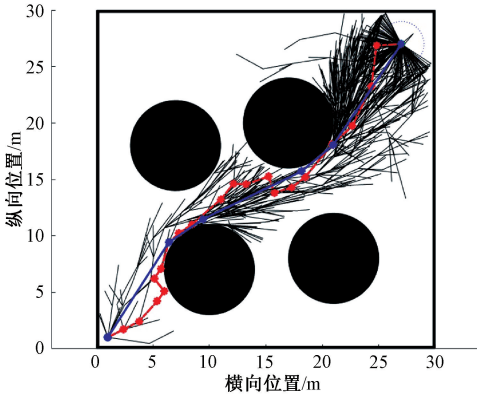
3.2 30×30 场景

以 $(1, 1)$ 为起始点、 $(27, 27)$ 为目标点,基础步长设为 2,建立简单障碍物环境进行路径规划仿真。各算法在简单障碍物环境下各算法的效果如图 12 所示, RRT 算法





(c) Informed-RRT*算法
(c) Informed-RRT* algorithm



(d) 改进算法
(d) Improved algorithms

图 12 简单障碍下算法对比

Fig. 12 Comparison of algorithms in a simple environment

与 RRT* 算法在 30×30 环境下的表现与在 10×10 场景下存在相同的问题,即节点生成的随机性较大、路径节点较多、得到的路径较曲折。传统的 Informed-RRT* 算法在较大的场景中表现更明显,其节点利用率低,通过迭代得到的路径也较为曲折。通过图 12(d)可以看出,相较于传统的 Informed-RRT* 算法,改进后的算法节点分布合理、利用率高,路径更为平滑。

图 13 是 4 种算法在 30×30 简单环境中的效果,在地图较大的环境中,算法在路径长度与节点数量上的差距更加明显。相较于传统 Informed-RRT* 算法得到的路径,改进算法在路径长度上有缩减的效果,在减少节点数量上具有更好的效果。

同样以 (1,1) 为起始点、(27,27) 为目标点,建立复杂障碍物环境,各算法效果如图 14 所示。在 30×30 复杂环境中,RRT 算法和 RRT* 算法的路径规划仍存在曲折、节点均匀等问题,Informed-RRT* 算法也存在较多的无用节点,改进算法对采样空间的约束范围更小、节点利用率更高。

统计 20 次路径规划的结果如图 15 所示,可以看出 RRT 路径长度和 RRT* 路径长度不稳定,改进算法在节点数量上显著少于 Informed-RRT* 算法。

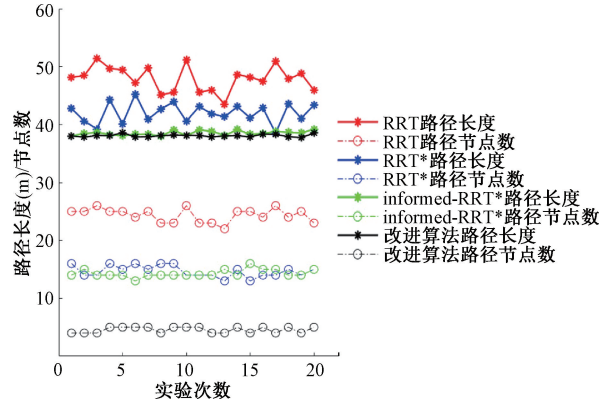


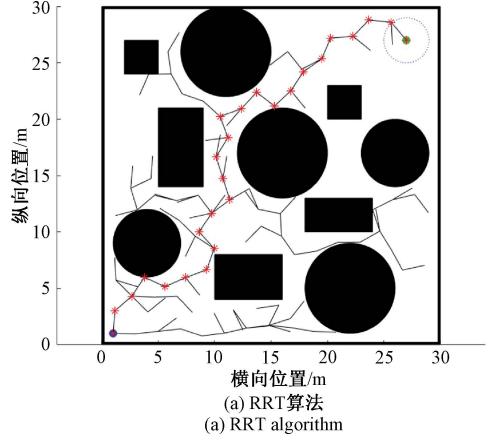
图 13 简单障碍下算法效果

Fig. 13 The effect of the algorithm in a simple environment

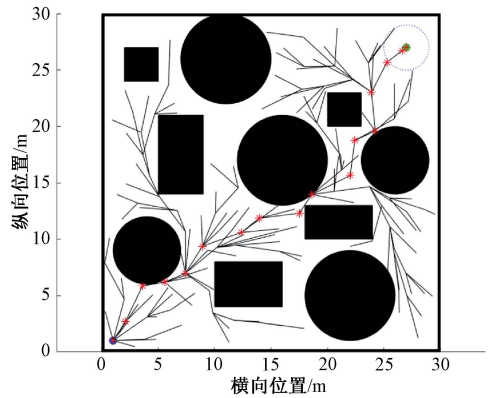
通过对比图 8~15,可以看出 RRT 算法和 RRT* 算法在 4 种场景中均存在路径长度不稳定、路径较曲折和路径节点较多等问题。在 10×10 场景中,简单障碍环境下,Informed-RRT* 算法与改进算法的路径结果相似但其无用节点较多,在复杂障碍下改进算法可以明显降低路径节点的数量。在 30×30 的场景中,改进算法可以显著降低路径的节点数量,通过路径回溯优化可以小幅缩短路径长度。

3.3 总结

通过对比仿真数据,将传统 Informed-RRT* 算法与改进算法的性能进行比较。将 20 次实验数据进行处理,为避



(a) RRT 算法
(a) RRT algorithm



(b) RRT* 算法
(b) RRT* algorithm

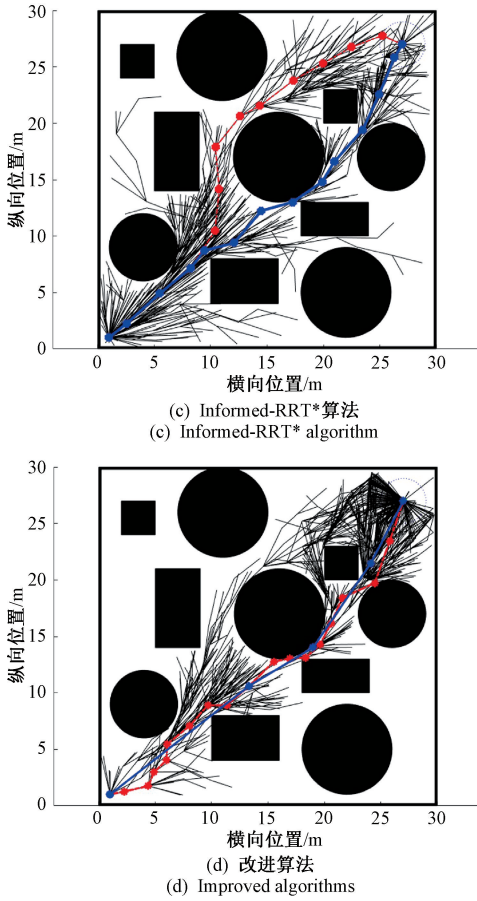


图 14 简单障碍下算法对比

Fig. 14 Comparison of algorithms in complex environments

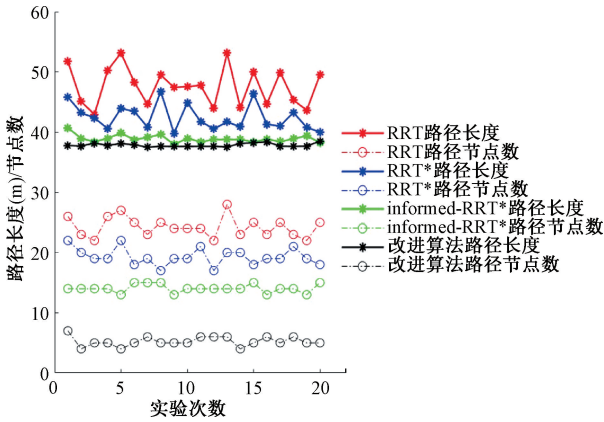


图 15 复杂障碍下算法效果

Fig. 15 The effect of the algorithm in a complex environment

免极端值对数据的影响,除去其中路径长度的最大值与最小值,计算平均值得到数据如表 1 和 2 所示。简单地图障碍物较少,通过迭代后路径长度相差较小,在 10×10 的场景中路径长度的均值相差仅有 0.3%,在 30×30 的场景中相差 1.1%,但通过路径回溯可以明显缩减路径的节点数量分别为 42.9% 和 28.6%。在复杂地图中,改进算法的最

终路径长度比 Informed-RRT* 算法分别短 1.63% 和 2.7%,且路径节点数量均减少了 64.3%。

表 1 10×10 环境下
Table 1 10×10 Environment

算法	简单障碍		复杂障碍物	
	路径长度/m	节点数	路径长度/m	节点数
Informed-RRT* 算法	11.566 7	7	11.942 7	7
改进算法	11.532 3	4	11.748 6	5
性能提升	0.3%	42.9%	1.63%	28.6%

表 2 30×30 环境下
Table 2 30×30 Environment

算法	简单障碍		复杂障碍物	
	路径长度/m	节点数	路径长度/m	节点数
Informed-RRT* 算法	38.518 2	14	38.907 9	14
改进算法	38.082 9	5	37.847 6	5
性能提升	1.1%	64.3%	2.7%	64.3%

4 结 论

本文提出了一种以 Informed-RRT* 算法为基础,对其初始寻路策略、步长生长、采样方式、路径回溯 4 个方面进行优化。在 Informed-RRT* 算法寻找初始路径时采用概率偏执的双向搜索策略,可以使算法在复杂环境下提升节点的利用率,自适应步长与采样优化可以改变全局随机点的选取、降低无用节点的数量,路径回溯可以显著缩减路径的节点数量,使路径更加平直进而减少了路径总长度。在两种环境下进行对比,路径长度缩短了 0.3%~2.7%,节点数量缩减了 28.6%~64.3%。研究表明,改进算法相较于 Informed-RRT* 算法提升较为明显,节点的利用率和路径的平直度均有较大的提升。

全局路径规划得到一系列从起始点到目标点的可靠路径节点,平直简单的路径通过平滑处理为自动驾驶车辆的跟踪控制提供了一条参考线。但是,真正的交通场景中必定存在动态的物品,未来可以通过融合其他算法以解决局部规划问题。

参考文献

[1] 何逸帆,林泓熠,刘洋,等.强化学习在自动驾驶技术中的应用与挑战[J]. 同济大学学报(自然科学版),2024, 52(4):520-531.
HE Y X, LIN H Y, LIU Y, et al. Application and challenges of reinforcement learning in autonomous driving technology[J]. Journal of Tongji University (Natural Science Edition), 2024, 52(4): 520-531.

- [2] 崔炜,朱发证. 机器人导航的路径规划算法研究综述[J]. 计算机工程与应用,2023,59(19):10-20.
CUI W, ZHU F ZH. A review of path planning algorithms for robot navigation [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(19): 10-20.
- [3] 王鹤静,王丽娜. 机器人路径规划算法综述[J]. 桂林理工大学学报,2023,43(1):137-147.
WANG H J, WANG L N. Survey of robot path planning algorithms[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2023, 43(1): 137-147.
- [4] 胡俊立,王峰. 移动机器人势场跳点优化蚁群算法避障规划[J]. 机械设计与制造,2024(10):295-298.
HU J L, WANG F. Obstacle avoidance planning of ant colony algorithm for potential field hopping point optimization of mobile robot[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2024(10): 295-298.
- [5] 王蔡琪,崔西宁,熊毅,等. 基于节点到障碍物距离的自适应扩展 RRT* 路径规划算法[J/OL]. 计算机应用,1-10[2024-12-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20240731.1017.004.html>.
WANG C Q, CUI X N, XIONG Y, et al. Adaptive extended RRT* path planning algorithm based on distance from node to obstacle [J/OL]. Journal of Computer Applications, 1-10 [2024-12-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20240731.1017.004.html>.
- [6] 苏卫星,赵晓雯,温永刚,等. 基于环境风险的自动驾驶局部路径规划算法[J]. 信息与控制,2023,52(3):369-381.
SU W X, ZHAO X W, WEN Y G, et al. Local path planning algorithm for autonomous driving based on environmental risk [J]. Information and Control, 2023, 52(3): 369-381.
- [7] 龚立雄,陈佳霖,黄霄,等. 基于改进 Informed-RRT* 算法的舰载机甲板平面路径规划[J]. 科学技术与工程,2024,24(17):7429-7437.
GONG L X, CHEN J L, HUANG X, et al. Carrier aircraft deck plane path planning based on improved Informed-RRT* algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(17): 7429-7437.
- [8] KARAMAN S. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [9] NASIR J, ISLAM F, MALIK U, et al. RRT* - SMART: A rapid convergence implementation of RRT* [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(7): 299.
- [10] 李文君,李忠伟,罗偲. 基于 RRT* 算法的移动机器人安全光滑路径生成[J]. 电子测量技术,2024,47(2):51-60.
LI W J, LI ZH W, LUO C. Generating safe and efficient paths for mobile robots using the RRT* algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(2): 51-60.
- [11] URMSON C, SIMMONS R. Approaches for heuristically biasing RRT growth [C]. Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No. 03CH37453). IEEE, 2003, 2: 1178-1183.
- [12] 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-oriented RRT path planning algorithm based on sub-target search [J]. Control and Decision, 2020, 35(10): 2543-2548.
- [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]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014: 2997-3004.
- [14] 刘成菊,韩俊强,安康. 基于改进 RRT 算法的 RoboCup 机器人动态路径规划[J]. 机器人,2017,39(1):8-15.
LIU CH J, HAN J Q, AN K. RoboCup robot dynamic path planning based on improved RRT algorithm[J]. Robot, 2017, 39(1): 8-15.
- [15] 康博涵,黄静雯. 基于环境复杂度的移动机器人变步长 RRT 路径规划算法与仿真研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版),2023,50(4):87-93.
KANG B H, HUANG J W. Research on variable step size RRT path planning algorithm and simulation of mobile robot based on environmental complexity[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 2023, 50(4): 87-93.
- [16] 崔锡杰,王晓军,李晓航. 改进 RRT 算法的机器人全局路径规划[J/OL]. 计算机工程与应用,1-9[2024-12-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20231228.1724.021.html>.
CUI X J, WANG X J, LI X H. Robot global path planning with improved RRT algorithm [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-9 [2024-12-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20231228.1724.021.html>.
- [17] 罗济雨,孙丙宇. 基于改进型 RRT* 算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与设计,2024,45(8):2357-2363.

- LUO J Y, SUN B Y. Path planning of mobile robot based on improved RRT* algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(8): 2357-2363.
- [18] 王杨斌,章伟,王为科,等.改进 Informed-RRT* 的动态环境路径规划算法[J].电光与控制,2022,29(5): 28-32.
- WANG Y B, ZHANG W, WANG W K, et al. Improved dynamic environment path planning algorithm of Informed-RRT* [J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(5): 28-32.
- [19] 马晓群,王昊,刘磊,等.基于 IRRT-Connect 的自适应路径规划算法[J].电子测量技术,2024,47(15):82-88.
- MA X Q, WANG H, LIU L, et al. Adaptive path planning algorithm based on IRRT-Connect [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(15): 82-88.

作者简介

孙馨宇, 硕士研究生, 主要研究方向为自动驾驶路径规划算法。

E-mail: sunxinyu_1231@163.com

徐家川(通信作者), 副教授, 主要研究方向为车身轻量化技术。

E-mail: xujc@sdut.edu.cn

焦学健, 高级实验师, 主要研究方向为自动驾驶汽车模拟技术。

E-mail: jeosword@126.com

周洋, 硕士研究生, 主要研究方向为智能机器人移动算法研究、车辆系统动力学。

E-mail: 1760930621@qq.com

徐晗, 硕士研究生, 主要研究方向为车身轻量化技术。

E-mail: 19806142195@163.com