

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2025.03.002

具有多型避障方式的智能车辆路径规划*

胡子牛¹, 陈鑫鹏¹, 杨泽宇^{1,2}, 余子云¹, 秦洪懋¹, 高 铭¹

(1. 湖南大学机械与运载工程学院, 整车先进设计制造技术全国重点实验室, 长沙 410082;

2. 湖南大学无锡智能控制研究院, 无锡 214115)

[摘要] 非结构化场景往往存在多种尺寸各异的障碍物, 路径规划过程只考虑绕行的避障方式会导致车辆通行效率降低。针对该问题, 本文在传统混合A*算法中融合分层碰撞检测策略, 提出了一种具有多型避障方式的智能车辆路径规划方法。首先, 以车辆底盘高度为基准构造上下双层栅格地图, 并利用车身轮廓和四轮轮廓设计分层碰撞检测策略; 然后, 通过合理设计的启发函数与代价函数计算方式, 使得混合A*算法能够在多障碍物场景中高效搜索路径; 最后, 利用梯度下降法对路径进行平滑优化。仿真与实车试验结果表明, 所提出算法可有效提高路径搜索效率并改善路径平滑性, 且规划路径兼顾了跨障与绕障方式, 使得车辆在多障碍物场景下具备更良好的通过性。

关键词: 路径规划; 混合A*算法; 分层碰撞检测策略; 梯度下降法

Path Planning with Multiple Obstacle-Avoidance Modes for Intelligent Vehicles

Hu Ziniu¹, Chen Xinpeng¹, Yang Zeyu^{1,2}, Yu Ziyun¹, Qin Hongmao¹ & Gao Ming¹

1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing Technology for Vehicle, Changsha 410082; 2. Wuxi Intelligent Control Research Institute of Hunan University, Wuxi 214115

[Abstract] In unstructured scenes, there are often obstacles of various sizes, and the path planning process that only considers obstacle avoidance methods such as detours will lead to decrease in vehicle traffic efficiency. For these problems, in this paper an intelligent vehicle path planning method with multiple obstacle-avoidance modes is proposed by integrating a layered collision detection strategy into the traditional Hybrid A* algorithm. Firstly, a double-layer grid map is constructed based on the vehicle chassis height, and a layered collision detection strategy is designed using the body contour and four-wheel contour. Then, through a well-designed heuristic function and cost function calculation method, the Hybrid A* algorithm can efficiently search for paths in multi obstacle scenes. Finally, the gradient descent method is used to smooth and optimize the path. Simulation and real vehicle experiment results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm in improving path search efficiency and significantly enhancing path smoothness. Moreover, the planned paths consider both crossing and bypassing strategies for obstacle avoidance, enabling vehicles to have better passability in multi-obstacle scenarios.

Keywords: path planning; hybrid A* algorithm; hierarchical collision detection strategy; gradient descent method

前言

随着人工智能、先进传感和智能控制等技术的发展, 车辆的智能化水平在不断提升^[1]。车辆路径

规划旨在生成一条连通起始位置与目标位置的无碰撞且符合车辆运动学约束的路径, 是智能汽车技术中的关键一环, 也是广大学者研究的热点之一^[2-3]。

经典路径规划方法可大致分为4类^[4]: 路径采样方法^[5-6]、插值曲线方法^[7-8]、数值优化方法^[9-10]和图搜

* 国家自然科学基金(52202493)和整车先进设计制造技术全国重点实验室开放基金(32315007)资助。

原稿收到日期为2024年08月14日, 修改稿收到日期为2024年09月14日。

通信作者: 杨泽宇, 副研究员, E-mail: yangzeyu@wion.org。

索方法^[11-12]。其中,图搜索方法通常将状态空间离散成一个栅格地图,然后通过增量搜索来获取可行解或最优解。该类方法具有解析完备性,在车辆路径规划中应用广泛。Dolgov等^[13]在传统A*算法的基础上提出混合A*算法,之后该方法成为了车辆在非结构化场景中最常用的路径规划方法之一。相较于其他方法,混合A*算法具有以下优点:一是规划得到的路径满足车辆运动学约束与碰撞约束;二是考虑了车辆的倒车操作,这在复杂非结构环境下十分必要。然而,传统混合A*算法在多障碍物非结构化场景中常常表现出搜索效率低下、路径平滑性较差,且搜索得到的路径避障方式不合理等问题。

对此,Qin等^[14]提出一种将跳点搜索算法与混合A*算法相结合的方法来解决停车场路径规划问题,通过跳点搜索算法获取的结果作为启发函数加速混合A*搜索;任秉韬等^[15]提出可变半径RS曲线,以提升在复杂场景下混合A*算法的搜索能力;胡满江等^[16]提出基于密度聚类算法和二分法融合的混合A*算法,有效避免了在类U形障碍物群附近的无效节点拓展。还有许多学者对混合A*路径规划算法进行了有益研究^[17-19]。

上述方法虽然在搜索路径效率和路径平滑性方面做出了改进,但仍未解决搜索路径避障方式不合理问题。这些路径规划算法都尽可能地使车身远离障碍物以确保不发生碰撞,但将整个车身远离各类障碍物并不总是最好的解决方案,例如矿区场景中对于一些矮小的碎石、土堆和凹坑等障碍物,车辆可通过更高效的跨行的方式通过而非绕行。采用绕行的路径规划方式甚至在一些多障碍物或狭窄通道场景中会导致规划失败。若选择忽略这些矮小障碍物或凹坑直接压行,又将严重损害车辆悬架系统。

针对以上问题,本文提出具有多型避障方式的智能车辆路径规划方法。首先,以车辆底盘高度为界限,构建上下两层障碍物栅格地图。在高于车辆底盘的障碍物栅格图中,采用栅格占据碰撞检测方法进行车身碰撞检测;而在低于车辆底盘的障碍物栅格图中,设计了精细化三维碰撞检测方法,用于车轮碰撞检测。与传统的二维碰撞检测方法不同,这种分层碰撞检测策略可实现车辆与低矮障碍物或凹坑的精细化冲突检测,提高碰撞检测的精度。其次,将多层碰撞检测策略与混合A*算法相结合,并采用Dijkstra算法获取栅格点到终点的无碰撞最短距离作为启发函数,以生成跨绕障一体无碰撞车辆通行粗轨迹。同时,设计固定路点策略,并结合梯度下降

法对搜索路径进行平滑优化。最后,通过仿真和实车平台的多种工况试验,验证算法的有效性。

1 具有多型避障方式的路径规划

在实际场景中,障碍物的大小和类型呈现多样化,传统路径规划算法通常对各类障碍物一律进行绕行处理,这种单一的避障策略不够灵活,生成路径非最优,进而影响车辆的通行效率。为此,本文设计分层碰撞检测策略,旨在提高碰撞检测的精确性,并拓展车辆的避障能力。同时,将这一策略与经典的混合A*算法相结合,以生成跨绕障一体路径,使车辆能够灵活应对各类障碍物,从而提升规划路径的质量,确保车辆的通行效率。

1.1 基本原理

混合A*算法作为A*搜索算法的改进版本,具备快速搜索和精确路径规划的能力,具有广泛的研究价值。其主要创新之处在于利用车辆运动学模型对子节点进行拓展,同时,通过对节点代价函数和启发函数的合理设计,以实现高效搜索并生成符合车辆运动学约束的路径。

算法利用两个集合,即开放列表OPEN和闭合列表CLOSED来进行搜索。OPEN是存放待拓展节点的优先级队列,根据节点的代价值进行排序。而CLOSED则存储已拓展的节点。待拓展节点通过评价函数 $f(x)=g(x)+h(x)$ 进行代价值计算。其中, $g(x)$ 为代价函数,表示从起始状态到当前状态的累计代价值; $h(x)$ 为启发函数,表示当前状态到目标状态的预估代价值。评价函数 f 值越小代表拓展到目标状态所需代价值越低,优先级则越高。

本文将分层碰撞检测策略和混合A*算法进行结合,提出具有多型避障方式的智能车辆路径规划方法,算法的总体流程如图1所示。

1.2 子节点拓展设计

在路径搜索过程中,车辆的状态可表示为 (x, y, θ, d) ,其中 x, y 代表车辆位置坐标, θ 代表车辆横摆角, d 代表车辆行驶方向(前进 $d=0$,后退 $d=1$)。进一步,父节点状态可表示为 $x_p(x_p, y_p, \theta_p, d_p)$,子节点状态可表示为 $x_i(x_i, y_i, \theta_i, d_i)$,其中 p 代表父节点序号, i 代表子节点序号。

基于车辆运动学模型,对父节点施加不同转向角,可以实现对子节点的拓展,并构建生成节点搜索树,图2为子节点拓展示意。

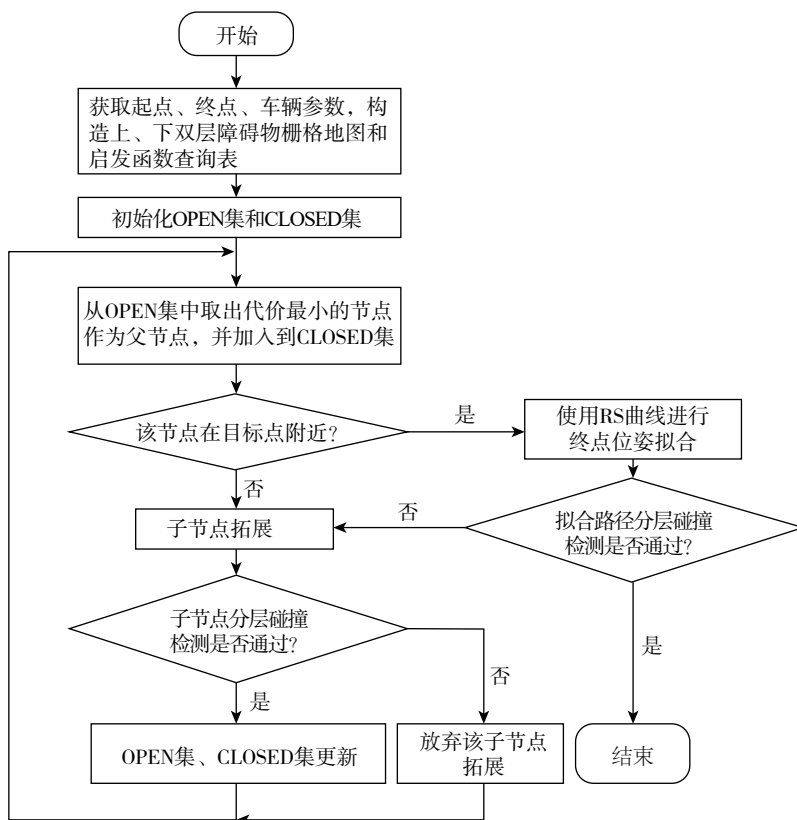


图1 算法流程图

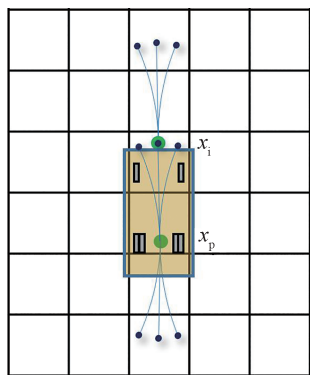


图2 子节点拓展示意

1.2.1 子节点离散数量确定

具体拓展过程中,须根据车辆前轮转向角约束条件 $\delta_{\min} \leq \delta \leq \delta_{\max}$ 和前轮转角离散数量 N , 确定子节点转向角 δ_j , 从而指定在离散空间中生成路径时每个节点的子节点数量。子节点离散化数量越多, 搜索得到的路径质量就越好, 但也可能导致状态空间过大, 从而影响算法的运行速度和内存消耗。相反, 子节点离散数量越小, 搜索空间就越小, 生成的路径就相对粗糙。因此, 子节点离散数量的选择需要平衡搜索时间、内存开销和路径质量。每个子节点的

转向角计算方式为

$$\delta_j = \delta_{\min} + j \times \frac{\delta_{\max} - \delta_{\min}}{N - 1} \quad (1)$$

式中 j 表示离散前轮转向角序号, $j = 0, 1, \dots, N - 1$ 。

1.2.2 子节点状态更新

确定好子节点离散化数量后, 即可根据车辆运动学模型和前轮转向角进行子节点运动学拓展, 如图3所示。子节点状态更新如下:

$$\Delta\theta = \left(\frac{s}{L}\right) \tan(\delta_j) \quad (2)$$

$$R = \frac{s}{\Delta\theta} \quad (3)$$

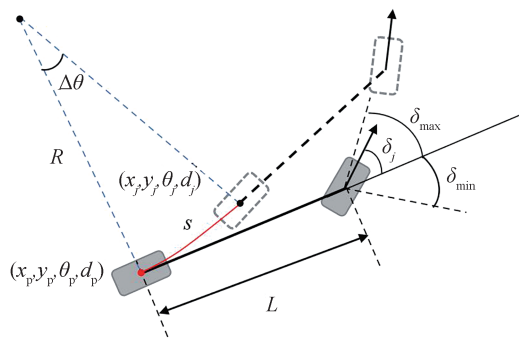


图3 子节点状态更新示意

$$\theta_j = (\theta_p + \Delta\theta) \bmod 2\pi \quad (4)$$

$$x_j = x_p + f \times R \times (\sin(\theta_j) - \sin(\theta_p)) \quad (5)$$

$$y_j = y_p + f \times R \times (\cos(\theta_p) - \cos(\theta_j)) \quad (6)$$

$$d_j = \begin{cases} 0, f = 1 \\ 1, f = -1 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\Delta\theta$ 代表车辆横摆角变化量; s 代表拓展步长; L 代表车辆轴距; R 代表转弯半径; f 代表拓展标志,向前拓展时 f 取1,向后拓展时 f 取-1。

1.3 分层碰撞检测策略设计

在子节点拓展过程中,须判断车辆与障碍物之间的碰撞关系,以确保搜索路径的安全性。传统碰撞检测方法主要依赖于二维投影平面上车辆包络和障碍物包络的重叠来推断碰撞。其中,栅格占据碰撞检测方法通过在投影平面内判断车辆占据的栅格是否与障碍物占据的栅格重叠,若存在栅格重叠,则认定发生碰撞,该方法在复杂场景中表现出较好的应用潜力。然而,二维投影平面内的冲突并不能完全确认三维空间中的碰撞。例如,当车辆跨越矮小障碍物时,虽然障碍物和车辆的二维投影发生重叠,但三维空间中却可能不发生碰撞。采用传统碰撞检测方法的路径规划算法会生成绕开矮小障碍物的路径,以确保路径的安全性,但也因此产生不必要的绕行,规划生成非最优路径。

与二维投影平面中的碰撞检测方法不同,本文提出一种分层碰撞检测策略,以提高碰撞检测的灵活性,并增加车辆的避障方式。该策略以车辆底盘高度为界限对各类障碍物进行划分,构建出上、下两层障碍物栅格地图,并针对两层障碍物地图设计不同碰撞检测方法。在高于车辆底盘的障碍物栅格图中,对车身进行膨胀生成车辆外轮廓,并采用栅格占据碰撞检测方法对车辆外轮廓进行碰撞检测,从而避开所有不可跨越的大型障碍物,如图4所示;在低于车辆底盘的障碍物栅格图中,设计了精细化三维碰撞检测方法,用于车轮碰撞检测,从而生成绕行、跨越障碍物的通行方式,如图5所示。

在下层障碍物栅格地图中,保留了障碍物三维尺寸信息并构建其最大立方体包络,然后在三维空间中判断障碍物与车体之间的冲突关系,从而判断车辆是否与障碍物真正碰撞。车辆内轮廓是基于车轮位置合理设计安全阈值生成,而车辆外轮廓则由车体根据安全阈值膨胀生成,车辆内轮廓即车辆的安全可跨行区域, $P_1 \sim P_4$ 表示车辆内轮廓顶点, W_i 表

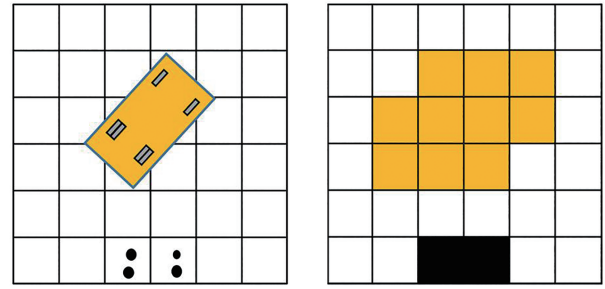


图4 上层栅格占据碰撞检测示意

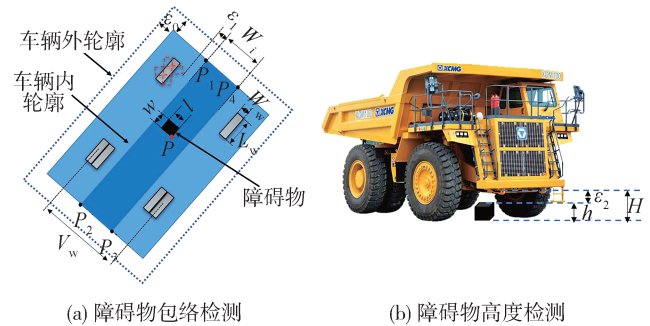


图5 下层精细化三维碰撞检测示意

示车辆内轮廓宽度, w 、 l 、 h 分别表示障碍物宽度、长度和高度, P 代表某一障碍物包络点, W_w 、 L_w 表示轮宽和轮长, V_w 表示轮距, H 表示车辆最小离地间隙, ε_0 表示车辆外轮廓膨胀安全阈值, ε_1 表示与前轮最大转向位置相关的安全阈值, ε_2 表示与车辆最小离地间隙相关的安全阈值。由于障碍物的识别并非本文的研究重点,因此假设感知模块已准确识别出各类障碍物(包括凹坑)并构建其三维包络。

因此,双层碰撞检测策略总流程如下。首先,在上层障碍物栅格地图中,通过栅格占据碰撞检测来判断当前节点的车辆外轮廓是否与大型障碍物碰撞。若碰撞则排除当前节点,否则继续在下层障碍物栅格地图中进行节点精细化三维碰撞检测。具体而言,首先判断车辆外轮廓中是否存在障碍物。若外轮廓中无障碍物,则碰撞检测通过。若车辆外轮廓中存在障碍物,则须分类判断:当障碍物类型为凹坑时,直接对凹坑障碍物包络与车辆内轮廓进行碰撞检测,否则继续分类判断。当障碍物高度检测不通过($H - h < \varepsilon_2$)时,车辆和障碍物碰撞;当障碍物高度检测通过($H - h > \varepsilon_2$)时,则继续检测车辆内轮廓与障碍物包络是否碰撞。只有当障碍物包络全部位于车辆内轮廓内,才认定车辆位姿与障碍物不碰撞,否则认定车辆位姿与障碍物发生碰撞。

精细化三维碰撞检测中障碍物包络和车辆轮廓的碰撞关系可通过包络点和矩形的包含关系进行判断,具体公式为

$$\begin{cases} (\overrightarrow{P_1P_2} \times \overrightarrow{P_1P}) \cdot (\overrightarrow{P_3P_4} \times \overrightarrow{P_3P}) \geq 0 \\ (\overrightarrow{P_2P_3} \times \overrightarrow{P_2P}) \cdot (\overrightarrow{P_4P_1} \times \overrightarrow{P_4P}) \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

当障碍物所有包络点与车辆内轮廓的关系全部满足式(8),则可判断障碍物位于车辆内轮廓中。

结合双层碰撞检测策略,混合A*算法可生成包含绕障、跨障多种形式的拓展节点,如图6所示。其中, P_c 为跨障节点, P_o 为常规绕障节点。

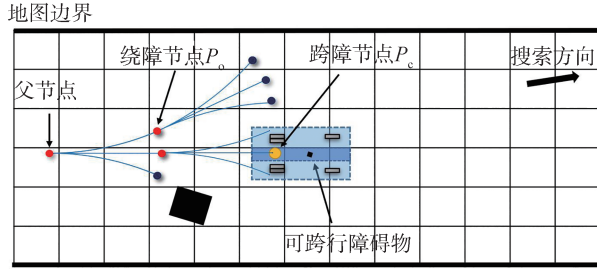


图6 跨障和绕障拓展示意

1.4 启发函数值计算

启发函数的导向作用对图搜索算法至关重要,因为它直接影响着搜索效率和搜索解的质量。启发值越接近真实代价值,对搜索的引导效果越好,能够更有效地指导搜索向目标前进。然而,传统混合A*算法在计算启发值时,各类障碍物栅格处的启发值 h 通常设置为无穷大。这将导致跨障拓展节点即使满足碰撞检测要求,也会因评价函数值 f 太大而无法被优先选择。

为此,本文对启发函数值计算进行了相应的设计优化,以确保各种类型的节点都能够被正常拓展。具体而言,本文基于Dijkstra算法在包含地图边界和不可跨障碍物的上层栅格地图中计算每个栅格到终点的无碰撞作为启发值。此时可跨障碍物栅格被认为是非占据栅格,因此可保证跨障节点正常拓展。

1.5 代价函数设计

通过进一步设计合理的代价函数,可以使得搜索算法更加高效,更快地找到最优解。为了避免过多的转向和前进后退切换,本文考虑在步长距离代价值项的基础上,增加转向代价值项和前进后退切换代价值项,代价函数计算公式为

$$G_j = G_p + w_1 G_{1,j} + w_2 G_{2,j} + w_3 G_{3,j} \quad (9)$$

$$G_{1,j} = s \times |d_j - \alpha| \quad (10)$$

$$G_{2,j} = |\theta_p - \theta_j| \quad (11)$$

$$G_{3,j} = |d_p - d_j| \quad (12)$$

式中: G_p 为父节点累积代价值; $G_{1,j}$ 为拓展步长代价值; α 为步长惩罚变量,根据前进后退偏好进行变量值确定; $G_{2,j}$ 为转向代价值,以限制节点过多转向; $G_{3,j}$ 为方向切换代价值,避免路径频繁切换行驶方向; w_1, w_2, w_3 为对应权重系数。

2 路径优化

因离散节点拓展限制,搜索得到的初始路径仍存在曲率不连续、大曲率转弯等问题,影响车辆行驶舒适性。为此,本文对路径平滑度、曲率、路径偏差等目标进行建模,建立多目标优化函数,并通过梯度下降法进行迭代优化,获取一条路径更平滑的可行路径。

设一系列初始路径点为 $\mathbf{x}_{ot} = \{x_t, y_t\}, t \in [1, K]$,多目标优化函数如下:

$$J = \alpha \sum_{t=2}^{K-1} (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{ot})^2 + \beta \sum_{t=2}^{K-1} (\Delta \mathbf{x}_{t+1} - \Delta \mathbf{x}_t)^2 + \gamma \sum_{t=2}^{K-1} \left(\frac{\Delta \varnothing_t}{|\Delta \mathbf{x}_t|} - k_{\max} \right)^2 \quad (13)$$

式中:第1项表示与原路径的偏差项;第2项表示路径平滑度项, $\Delta \mathbf{x}_t = \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1}$;第3项表示路径曲率限制项, k_{\max} 为最大允许曲率, $\Delta \varnothing_t = \arctan \frac{\Delta y_{t+1}}{\Delta x_{t+1}} - \arctan \frac{\Delta y_t}{\Delta x_t}$ 代表顶点处切向角的变化量; α, β, γ 代表

各项权重值。各项梯度的求解可参考文献[13]。

在优化过程中,由于目标优化函数中未考虑避障约束,优化后的路径可能会与障碍物碰撞。为保证优化后路径的安全性,本文设计了固定路点策略。具体地,若优化后的路径碰撞检测未通过,则固定碰撞路径点优化前的对应初始路径点,并重新进行优化,直到碰撞检测通过。需要注意的是,搜索路径中存在跨障节点,为保证跨障拓展节点不受优化影响,本文将跨障节点及其前后的路点一并固定。固定路点策略可以有效避免路径优化导致的碰撞风险,保证跨障节点的有效性及其安全性。图7为优化前后路径对比,图8为对应的路径曲率对比,可以看出优化后路径曲率变化量累加值更小,曲率突变情况得到极大改善,路径更加平滑。

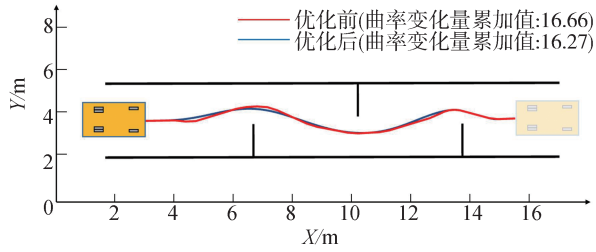


图7 优化前后路径对比

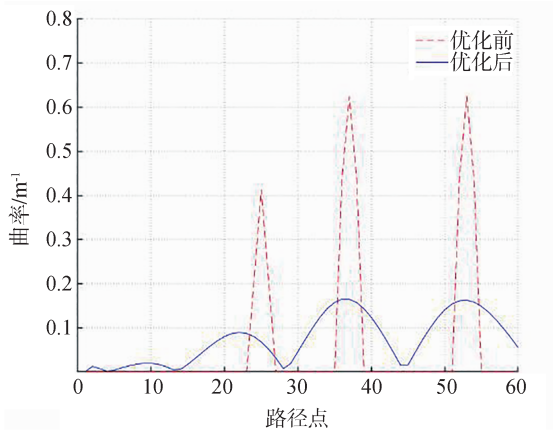


图8 优化前后曲率对比

3 试验验证

为验证本文算法的有效性,开展算法仿真试验和实车试验。首先,利用 MATLAB 对算法进行编

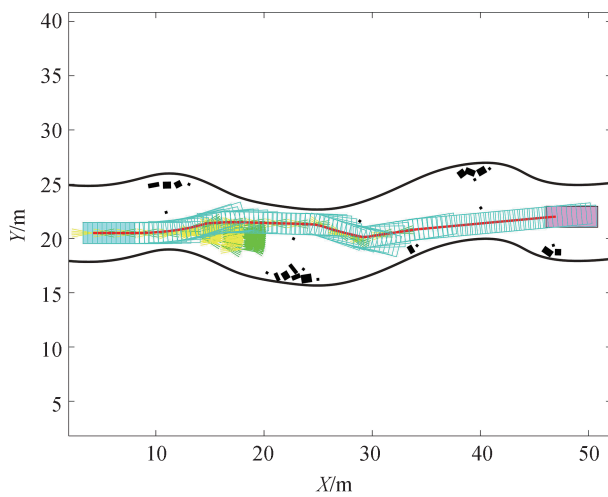
程,并构建两个具有代表性的多障碍物场景,以验证算法的性能。随后,设计了对比统计试验,以充分验证本文所提出方法相较于传统方法的优越性。最后,搭建无人驾驶乘用车平台,基于 ROS (robot operating system) 和 C++ 程序语言开发算法,并进行实车验证,以进一步验证本文所提出算法的实用性。试验相关参数见表 1。

表 1 试验参数

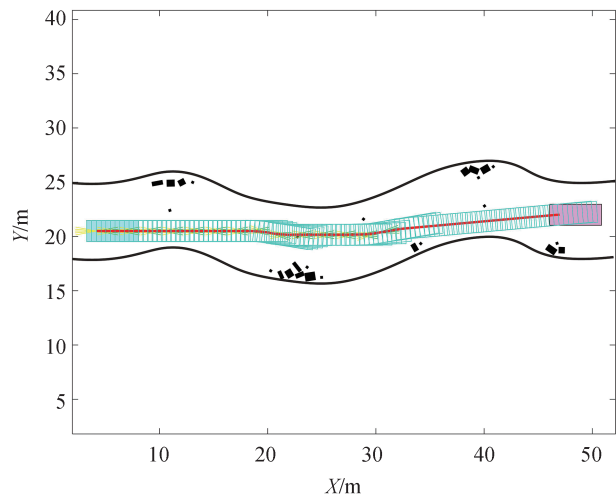
参数	数值
拓展步长 S/m	2
最大前轮转向角 $\delta_{max}/(^{\circ})$	30
最小前轮转向角 $\delta_{min}/(^{\circ})$	-30
前轮转角离散数量 N	5
轴距 L/m	2.92
轮距 V_w/m	1.6
最小离地间隙 H/m	0.15
轮宽 W_w/m	0.246
轮长 L_w/m	0.635
安全阈值 $\varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2/m$	0.3, 0.1, 0.05
代价函数权重 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$	0.95, 2.75, 20
代价函数权重 α, β, γ	0.01, 0.2, 0.001

3.1 仿真对比试验

如图 9 和图 10 所示,通过构建分布各类障碍物的狭窄通道场景和开阔区域场景,对比验证本文算法和传统混合 A* 算法性能,算法仿真试验结果数据对比见表 2。



(a) 传统混合 A* 算法搜索结果



(b) 本文方法搜索结果

图 9 狭窄通道场景路径规划对比结果

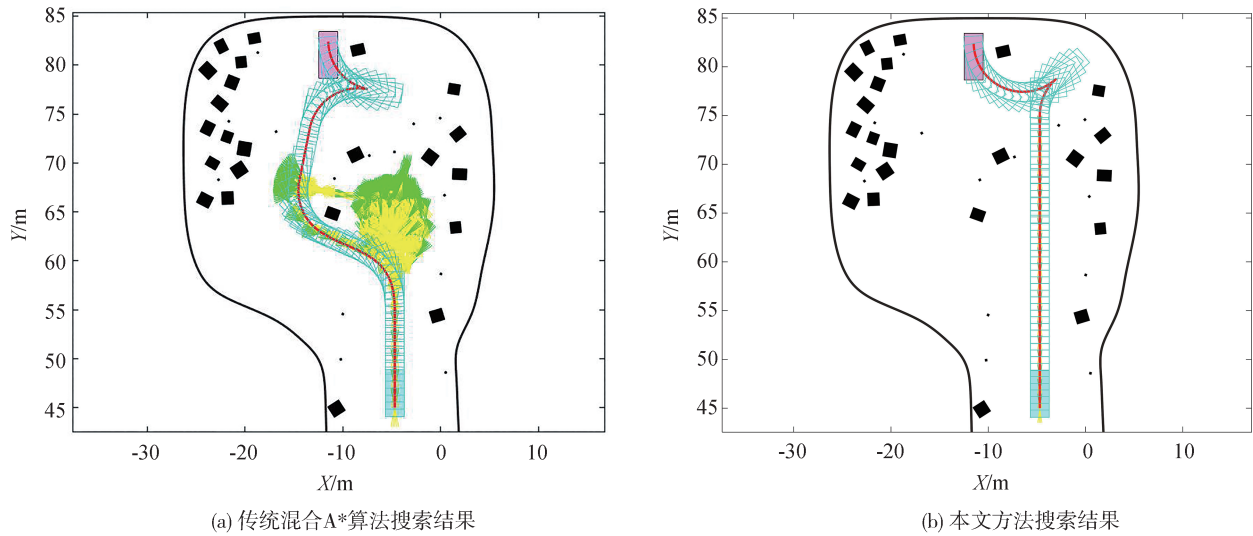


图10 开阔区域场景路径规划对比结果

表2 仿真试验数据对比

场景	算法种类	路径长度/m	路径曲率变化量累加值/m ⁻¹	拓展节点数量	搜索耗时/ms
狭窄通道场景	传统方法	43.12	30.24	92	75
	本文方法	42.91	26.70	43	61
开阔区域场景	传统方法	58.62	49.38	522	189
	本文方法	46.51	36.42	81	93

分析表2可知,本文算法相较于传统混合A*算法表现更佳。如图9所示,在存在矮小障碍物的狭窄通道中,传统混合A*算法扩展了92个节点,接近本文算法节点拓展数量的两倍。节点扩展数量的减少意味着算法更快地找到搜索解,规划更加高效,本文算法搜索耗时为61 ms,相对少了18.67%。此外,根据路径曲率的变化量累加值来量化路径平滑性,本文算法路径曲率变化量累加值也降低了一个数量级。

如图10所示,在密布障碍物的开阔场景中,传统混合A*算法采用绕行策略以避免与各类障碍物的碰撞,但导致节点扩展数量显著增加,达到了522个。相比之下,本文算法结合跨障、绕障两种节点拓展方式,有效避免了大量无效节点搜索,仅须扩展81个节点。由于场景更加复杂,算法性能对比更加明显,本文算法搜索耗时减少了50.79%,这再次验证了本文算法在搜索效率方面的优势。同时,传统混合A*算法的绕障路径曲率变化程度更大,存在不必要的转弯绕行,导致路径长度增加且路径质量较差。

为验证算法的普适性,除上述两个场景外,文中还模拟了其他一些典型的非结构化场景,并在这些

场景中随机生成合理的车辆起始位姿和目标位姿进行统计对比试验。使用相同的500组数据分别运行两种算法,对比统计的结果分别如表3和图11所示。

如表3所示,对比统计试验结果显示,本文所提出的方法相较于传统方法平均搜索耗时减少56.35%,平均路径长度缩短了6.99%。图11所示为本文方法路径搜索耗时与路径长度散点分布。图中横轴表示所提出方法减少的路径长度或时间百分比,其计算公式为: $((K_2 - K_1) / K_2) \times 100\%$,其中 K_1 为本文算法的搜索耗时或搜索路径长度, K_2 为传统算法相应的搜索耗时或搜索路径长度。蓝圈表示传统方法表现更优的结果,红圈表示本文方法表现更优的结果。值得注意的是,图中未显示百分比小于-100%的极少数结果。可以看到,不管是搜索耗时统计还是搜索路径长度统计,红圈数量都远多于蓝圈数量,这表明所提出方法在大多数试验中都表现更优。

综上,仿真试验表明,本文所提出的具有绕行和跨行两种避障形式的智能车辆路径规划方法能够灵活处理各类障碍物,根据其特征进行合理避让,从而更高效地规划出符合人类驾驶行为习惯的最优路径。

表3 统计试验数据对比

算法种类	平均搜索耗时/s	平均路径长度/m
传统方法	0.126	58.37
本文方法	0.055	54.29

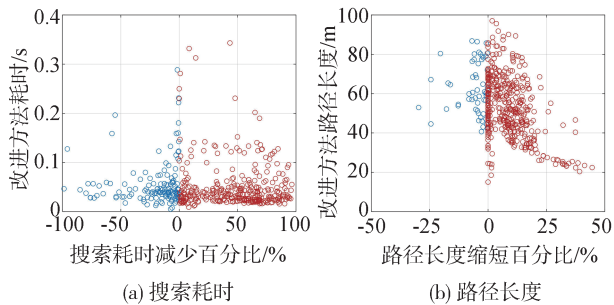


图11 路径长度与搜索耗时散点分布

3.2 实车对比试验

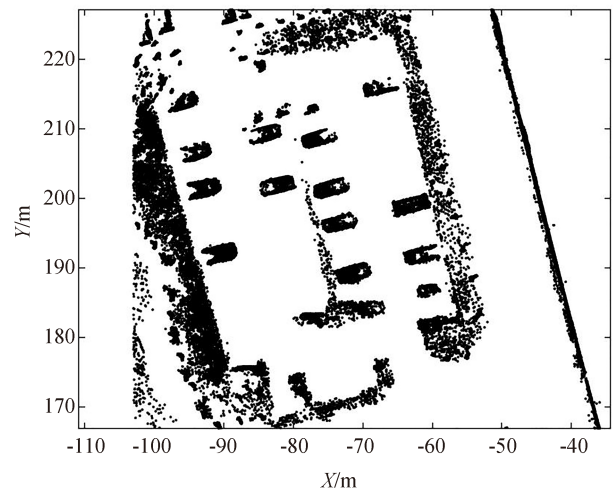
为进一步验证本文算法的实用性,在具有典型非结构化特征的停车场环境进行实车试验。实际试验场景如图12(a)所示,图12(b)为构建的高精度地图。试验采用的无人驾驶乘用车平台如图13所示。其搭载了80线激光雷达、毫米波雷达、组合惯导系统和两台高性能工控机,并运行Ubuntu 18.04操作系统,同时集成了ROS平台和C++开发环境,可以实现无人驾驶功能。在实车试验中,精心设置了一个尺寸为20 cm×20 cm×8 cm的矮小障碍物于停车场内,并据此更新高精度地图数据。同时,基于该场景设置路径规划起点和终点位置,以验证算法的路径规划性能和实车跟踪效果。

实车路径规划结果对比如图14所示。图中黄色矩形代表规划起点,紫色矩形代表规划终点。可以看到,相较于传统混合A*算法,本文方法能够规划出跨越矮小障碍物并避开大型障碍物的更短路径。此外,如表4所示,本文方法在搜索效率上表现出明显优势,搜索耗时仅为52.10 ms。相比之下,传统混合A*算法因搜索方向被矮小障碍物阻挡,节点扩展数量显著增加,导致搜索时间比本文算法多出187.09 ms。结合前文的仿真试验结果可知,本文算法搜索耗时平均可减少18%以上,随着场景复杂度和障碍物数量的增加,具备绕行和跨越两种避障方式的智能车辆路径规划方法的优势将愈发显著。

图15~图17所示为对应的路径跟踪结果。可以看到,在采用相同控制算法情况下,由于传统混合A*算法规划出绕行障碍物的路径,路径曲率变化量累加值更大,导致其横向误差和横摆角误差均偏大。



(a)实际场景



(b)建图效果

图12 地图构建



图13 无人驾驶乘用车平台

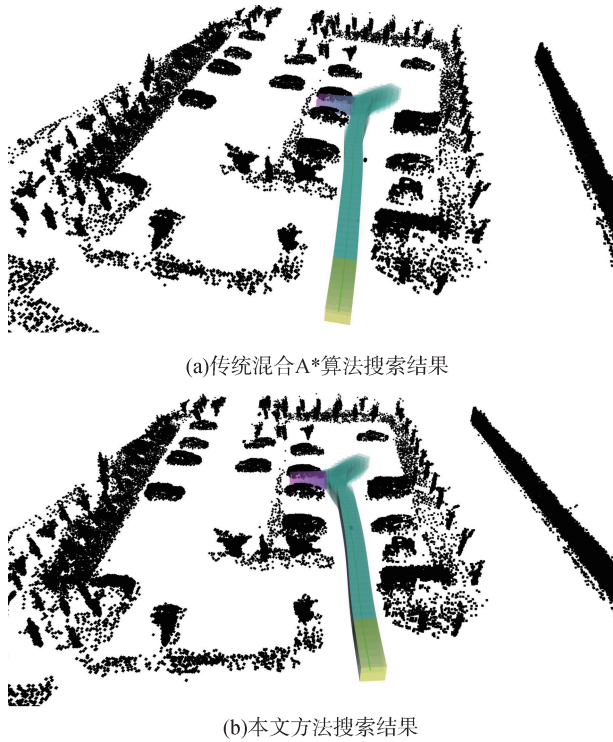


图14 实车路径规划结果对比

表4 实车试验数据对比

算法种类	路径长度/m	路径曲率变化量 累加值/m ⁻¹	拓展节点 数量	搜索耗时/ ms
传统方法	39.03	6.26	547	239.19
本文方法	38.53	6.91	137	52.10

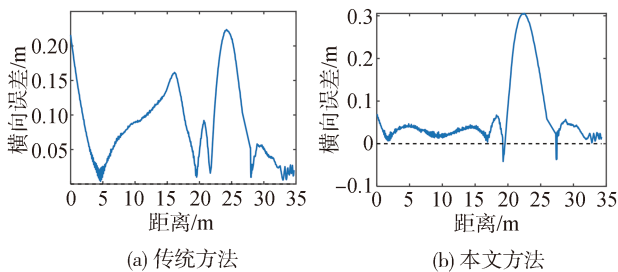


图15 横向误差曲线对比

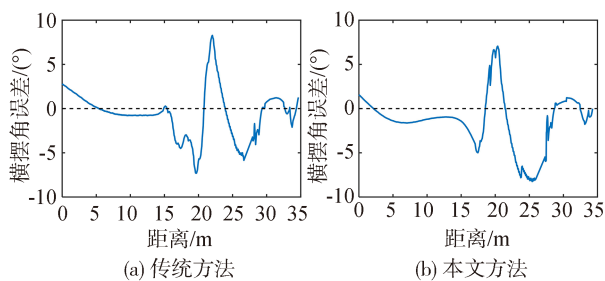


图16 横摆角误差曲线对比

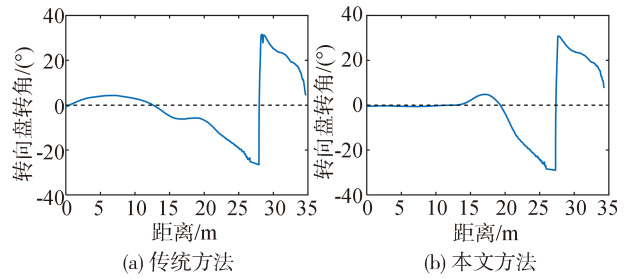


图17 转向盘转角曲线对比

相反,本文所提出的方法直接规划出安全跨行矮小障碍物的直线路径,车辆在跟踪这些直线路径的过程中,控制误差相对较小,从而确保了车辆行驶的平稳性和安全性。

4 结论

本文针对多障碍物场景下的智能车辆路径规划问题进行了深入研究,提出了一种具有绕行和跨越两类避障形式的智能车辆路径规划方法。研究结论如下。

(1)设计的分层碰撞检测策略解决了混合A*算法中路径规划结果存在过多不必要转弯绕障的问题,使搜索路径灵活跨、绕矮小障碍物并绕行大型障碍物,与人类驾驶员驾驶行为习惯相符。

(2)通过合理设计启发函数和代价函数,确保了跨障、绕障多型节点的正常拓展,使路径搜索效率提升了18%以上。结合固定路点策略和梯度下降法对搜索路径进行优化,得到了满足车辆运动学约束的安全平滑路径。

未来将进一步研究智能车辆速度规划方法,并考虑车辆的动力学特性,以实现更为安全和高效的自动驾驶解决方案。

参考文献

[1] 王雪柠,李骏辉,翟媛.我国智能汽车产业发展环境分析[J].汽车工业研究,2023(4):8-10.
WANG X N, LI J H, ZHAI Y. Analysis of the development environment of intelligent automobile industry in China [J]. Automotive Industry Research, 2023(4): 8-10.

[2] LI L, XU Z G, ZHAO X M, et al. Review of motion planning methods of intelligent connected vehicles [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 20-33.

[3] WANG N, LI X, ZHANG K H, et al. A survey on path planning for autonomous ground vehicles in unstructured environments [J]. Machines, 2024, 12(1): 31.

- [4] 朱冰,贾士政,赵健,等.自动驾驶车辆决策与规划研究综述[J].中国公路学报,2024,37(1):215-240.
ZHU B, JIA S Z, ZHAO J, et al. Review of research on decision-making and planning for automated vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(1): 215-240.
- [5] LI Yanjie, WEI W, GAO Y, et al. PQ-RRT*: an improved path planning algorithm for mobile robots[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 152: 113425.
- [6] 朱冰,韩嘉懿,赵健,等.基于安全场改进RRT*算法的智能汽车路径规划方法[J].汽车工程,2020,42(9):1145-1150.
ZHU B, HAN J Y, ZHAO J, et al. Safety field-based improved RRT* algorithm for path planning of intelligent vehicle[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(9): 1145-1150.
- [7] ZHENG L, ZENG P Y, YANG W, et al. Bézier curve-based trajectory planning for autonomous vehicles with collision avoidance[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2020, 14(13): 1882-1891.
- [8] 胡杰,张敏超,徐文才,等.自动驾驶车辆的平行泊车轨迹规划[J].汽车工程,2022,44(3):330-339.
HU J, ZHANG M C, XU W C, et al. Parallel parking trajectory planning for autonomous vehicles[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(3): 330-339.
- [9] 刘凯,龚建伟,陈舒,等.高速无人驾驶车辆最优运动规划与控制的动力学建模分析[J].机械工程学报,2018,54(14):141-151.
LIU K, GONG J W, CHEN S, et al. Dynamic modeling analysis of optimal motion planning and control for high-speed self-driving vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(14):141-151.
- [10] LI G, ZHANG X, GUO H, et al. Real-time optimal trajectory planning for autonomous driving with collision avoidance using convex optimization[J]. Automotive Innovation, 2023, 6(3): 481-491.
- [11] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs [J]. Numerische Mathematik, 1959, 1(1): 269-271.
- [12] PALIWAL P. A survey of a-star algorithm family for motion planning of autonomous vehicles [C]. 2023 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS), 2023: 1-6.
- [13] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Practical search techniques in path planning for autonomous driving [J]. Ann Arbor, 2008, 1001(48105): 18-80.
- [14] QIN Z, CHEN X, HU M, et al. A novel path planning methodology for automated valet parking based on directional graph search and geometry curve [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 132: 103606.
- [15] 任秉韬,王浙浙,邓伟文,等.基于混合A*和可变半径RS曲线的自动泊车路径优化方法[J].中国公路学报,2022,35(7):317-327.
REN B T, WANG X X, DENG W W, et al. Path optimization algorithm for automatic parking based on hybrid A* and reeds-shepp curve with variable radius [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(7): 317-327.
- [16] 胡满江,牟斌杰,杨泽宇,等.基于DBSCAN与二分法的混合A*路径规划方法[J].汽车工程,2023,45(3):341-349,371.
HU M J, MOU B J, YANG Z Y, et al. A hybrid A* path planning method based on DBSCAN and dichotomy [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(3): 341-349,371.
- [17] ZHANG Y, CHEN G, HU H, et al. Hierarchical parking path planning based on optimal parking positions [J]. Automotive Innovation, 2023, 6(2): 220-230.
- [18] WILNERS J S, DANIEL G A, JUAN D H. Online 3-dimensional path planning with kinematic constraints in unknown environments using hybrid A* with tree pruning [J]. Sensors, 2021, 21(4):1152.
- [19] DANG C V, AHN H, LEE D S, et al. Improved analytic expansions in hybrid a-star path planning for non-holonomic robots [J]. Applied Sciences, 2022, 12(12): 5999.

(上接第401页)

- [10] 邹渊,孙文景,张旭东,等.智能网联汽车多域电子电气架构技术发展研究[J].汽车工程,2023,45(6):895-909. DOI: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.06.001.
ZOU Y, SUN W J, ZHANG X D, et al. Research on the development of multi-domain electronic and electrical architecture technology for intelligent connected vehicles [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(6): 895-909. DOI: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.06.001.
- [11] ALNAJIM A, SALEHI S, SHEN C C. Incremental path-selection and scheduling for time-sensitive networks [C]. IEEE GLOBECOM 2019. IEEE, 2019.
- [12] OJEWALE M A, YOMSI P M. Routing heuristics for load-balanced transmission in TSN-based networks [J]. ACM SIGBED Review, 2020, 16(4):20-25.