

基于 DBSCAN 与 B 样条曲线的 Informed RRT * 路径规划方法

王维强, 黄婷婷[†]

(武汉科技大学汽车与交通工程学院, 湖北 武汉 430065)

摘要:智能车辆在多障碍物非结构化场景中,传统 Informed RRT * 算法存在计算效率低、路径平滑性差的问题。为此,提出了一种基于密度聚类算法与三次 B 样条的 Informed RRT * 路径规划方法。首先,设计基于 DBSCAN 算法的障碍物聚类方法,简化多障碍物非结构化场景。然后,提出基于三次 B 样条的平顺性方法,使生成的路径平均曲率降低,路径平滑点增加。最后,基于 MATLAB 进行仿真,搜索出一条更平滑的路径。结果表明,在多障碍物非结构化场景中,本文提出的改进 Informed RRT * 算法相对传统算法效率提高了 28.54%,路径最大曲率由 0.14 优化到 0.12,取得显著效果。

关键词:DBSCAN; 路径规划; Informed RRT * ; B 样条曲线; 路径平滑

中图分类号:TP242

文献标识码:A

Informed RRT * Path Planning Method Based on DBSCAN and B-spline Curves

WANG Weiqiang, HUANG Tingting[†]

(School of Automotive and Traffic Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430065, China)

Abstract: In the unstructured scenario of multiple obstacles, the traditional Informed RRT * algorithm has the problems of low computational efficiency and poor path smoothness. In this paper, we propose an Informed RRT * path planning method based on density-based clustering (DBSCAN) and cubic B-splines. Firstly, an obstacle clustering method based on DBSCAN algorithm was designed to simplify the unstructured scenario of multiple obstacles. Then, a smoothness method based on cubic B-spline is proposed, which reduces the average curvature of the generated path and increases the smoothness point of the path. Finally, the simulation based on MATLAB was carried out to find a smoother path. The results show that the improved Informed RRT * algorithm proposed in this paper is 28.54% more efficient than the traditional algorithm in the unstructured scenario with multiple obstacles, and the path maximum smoothness optimized from 0.14 to 0.12, which achieves remarkable results.

Key words:DBSCAN; path planning; Informed RRT * ; B-spline curve; path smoothing

无人驾驶汽车近年来得到迅速发展,在提高交通效率、保障行车安全和降低油耗等方面有着重要的应用价值,已成为智能交通系统的重要组成部分^[1]。在无人驾驶汽车的众多技术模块中,最重要

的一步就是在无人驾驶汽车的基础上建立一条从起点到目的地的无冲突路径^[2]。

在基于采样的规划算法中,快速扩展随机树(RRT)因其算法具有概率完备、适用性强等扩展

特性而被广泛地研究和应用^[3]。然而,基础 RRT 方法^[4]也有其显著缺陷:寻路过程中节点盲目扩张、无方向性、重复性差、曲线起伏大、收敛速率不稳、穿越狭小区域时寻优效率下降^[5]。目前,已有一些国内外学者提出了针对性的衍生算法^[6-7]来解决上述问题。文献[8]提出了 RRT* 算法,实现了采样空间的约束,解决了路径非概率最优的问题。GAMMEL 等^[9]提出了 Informed RRT* 算法,在 RRT* 算法的基础上,在起点和终点之间形成的椭圆区域采样,大大减少了搜索时间。

上述提及的算法在路径质量、搜索效率等方面实现了优化,但是,在矿区等非结构路面环境下,存在大量的滚石、凹坑、土堆等障碍物,尤其在多障碍物形成 U 形障碍物群时,基于采样的 Informed RRT* 算法会在障碍物群中浪费大量采样成本,造成规划效率低和路径平滑度低等问题。

因此,提出了一种基于 DBSCAN 算法^[10]的障碍物聚类方法,该方法首先对不能通过的障碍物进行聚类,然后利用障碍物点集凸多边形包络算法对同一类障碍物进行集成。该方法不仅可以有效地避免车辆被误引导到 U 形障碍群中,而且可以有效地避免在障碍物群中的无效采样,进而提高轨迹规划效率。同时,针对规划路径平顺性较差的问题,在此基础上,利用 B 样条曲线对产生的轨迹进行拟合,得到了具有连续曲率的光滑轨迹。

1 Informed RRT* 算法

1.1 RRT 算法

基础 RRT 算法的原理,如图 1 所示。以初始点为根结点,在其所处的环境范围中产生一随机点,并以此随机点为中心,以其附近的随机点为父结点,以此结点为起点,以其向随机点的方向扩张,构成新的结点。如果扩展过程中没有冲突,那么这次扩展就成功了。如果出现冲突,那么扩张就会失败,需要重新建立一个新的随机点。如果完成了扩展,则判定该子结点是否已经到达了目的地,如果没有,则反复进行此步骤,直到找到目标为止。

1.2 RRT* 算法

RRT* 是一种基于 RRT 的新算法,它包含了父结点再选择和随机树重选两个运算过程,每一次迭代产生一个新的结点,然后在该结点周围定义一个半径为半径的网格区域中寻找的关键结点,并将该结点作为可能的父结点,计算起点从相邻点到新结点的费用,如果有一条新的路径费用较少,就执

行父结点的置换,将原来的路径移除,从而实现父结点的重选。然后进行随机树重新布线并检查临近点,当起点从新节点转移到下一个节点所需的代价低于当前路径时,这个邻近点就会把新节点作为父节点来替换路径。具体算法流程如下:

Algorithm:RRT*

```

1.  $V \leftarrow q_{init}$ 
2.  $E \leftarrow \emptyset$ 
3.  $T \leftarrow (V, E)$ 
4. for  $k \leftarrow 1$  to  $k$  do
5.  $q_{rand} \leftarrow \text{Random\_State}(k)$ 
6.  $q_{nearest} \leftarrow \text{Nearest\_Neighbor}(q_{rand}, T)$ 
7.  $q_{new} \leftarrow \text{Steer}(q_{rand}, q_{nearest}, \rho)$ 
8.  $q_{near} \leftarrow \text{Near\_Neighbor}(q_{new}, q_{nearest}, r)$ 
9.  $T \leftarrow \text{Choose\_Parent}(q_{new}, q_{near}, T)$ 
10. if  $\text{obstaclefree}(T, q_{min}, r)$  then
11.  $L_1 \leftarrow \text{calculate}(\cos t(q_{init}, q_{near}) + \text{dist}(q_{near}, q_{new}))$ 
12.  $q_{min1} \leftarrow \min(L_1)$ 
13. if  $\text{obstaclefree}(q_{min})$  then
14.  $T \leftarrow \text{rewire}(L, T, q_{rand}, q_{min})$ 
15.  $L_2 \leftarrow \text{calculate}(\cos t(q_{init}, q_{new}) + \text{dist}(q_{near}, q_{new}))$ 
16.  $q_{min2} \leftarrow \min(L_2)$ 
17. return  $T$ 
18. end

```

RRT* 算法以降低路径代价为中心,与基本 RRT 算法相比,具有递阶式的优化特征,随着迭代次数的增加,路径品质不断地优化,最终实现最优收敛。

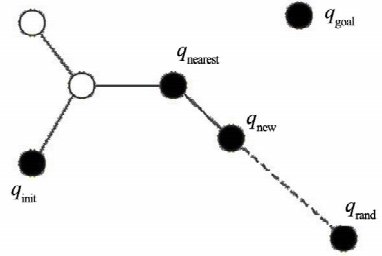


图 1 RRT 算法扩展示意图

1.3 Informed RRT* 算法

Informed RRT* 算法^[11]是对 RRT* 算法的采样策略进行改进。RRT* 算法沿用 RRT 算法的随机采样策略,在环境空间内均匀采样,而 Informed RRT* 方法首先获得一条初始路径,然后在此基础上将整个样本空间压缩为一个椭圆形,并在此基础上,通过增加网络中的节点,使其在有限的样本范围内快速扩张,从而达到最大限度地提高其扩张效率。椭圆采样区域 C 定义是在环境空间为 Q_{free} 下,以起始点 q_{init} 和目标点 q_{goal} 作为椭圆的两个焦点,初始路径为 σ_{best} 起始点与目标点距离为 σ_{min} :

$$C = \{q \in Q_{\text{free}} \mid \|q - q_{\text{init}}\| + \|q - q_{\text{goal}}\| < \sigma_{\text{best}}\} \quad (1)$$

在每次迭代后出现的新路径长度比之前的路径更短,则以该路径长度作为新的 σ_{best} ,更新椭圆采样区域,过程如图2所示。

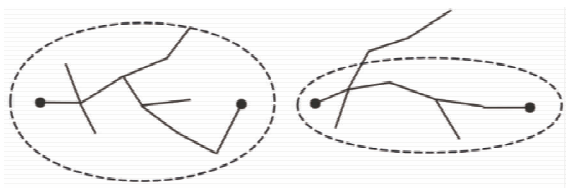


图2 椭圆采样区域更新

Informed RRT*算法是对已得路径的优化,将优化范围限制在椭圆区域内,从而减少随机树冗余的分支,提高路径质量,实现路径长度最优。

2 基于DBSCAN的障碍物聚类方法

在使用Informed RRT*算法进行路径搜索之前,利用DBSCAN算法对相邻障碍物进行聚类,从而实现对场景的简化。

2.1 障碍物设置和离散点处理

在预定好障碍物的地图中,设计起点和终点位置信息^[12]。随后在地图上以距离 d 为标准分割间距将障碍物边界离散开,分割间距 d 的设定综合考虑障碍物几何信息和车辆信息,具体满足以下条件:

$$d < b + 2s \quad (2)$$

式中: b 是车辆的宽度; s 是车辆一边的安全间距。离散过程从障碍物顶点出发进行判断,如果离散关键点与边界另一端点之间的距离不大于 d ,则以此点作下一个离散关键点,进行后续的离散过程^[13]。

2.2 聚类障碍物

文中用到的DBSCAN算法是一种基于密度的聚类算法^[14-16]。DBSCAN中的领域指到选定对象距离小于 ϵ 的区域,属于该领域的其他对象集合表示为

$$N_{\epsilon}(q) = \{p \text{ belong to } D \mid \text{dist}(q, p) \leq \epsilon\} \quad (3)$$

式中: q 为选定对象; ϵ 为领域半径值; D 为选定对象的领域; p 为选定对象外的对象。将满足以下要求的 q 称为核心对象:

$$|N_{\epsilon}(q)| \geq \text{Minpts} \quad (4)$$

式中: $|N_{\epsilon}(q)|$ 为集合内对象的个数;Minpts

为设定常数。若对象链中有 n 个对象 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$,且 $p_1 = q, p_n = p$,如果 p_{i+1} 是从 p_i 直接密度可达的,则称该对象 p 是从 q 关于 ϵ 和Minpts密度可达。簇的生长是通过不断搜索核心对象,判断搜索对象之间是否满足密度可达,将满足的对象聚类成一个新的簇。相关参数设置如下:

$$\begin{cases} \text{Minpts} = 2 \\ \epsilon = b + 2s > d \end{cases} \quad (5)$$

如图3所示,以障碍物1边缘任一顶点离散点为圆心,画半径为 ϵ 的领域圆,算法判断障碍物2离散点位置与上述领域圆的位置,若离散点落在领域中,则视为两个障碍物之间密度可达,可进行聚类合并,以此完成对离散点的遍历搜索判断直到聚类的完成。

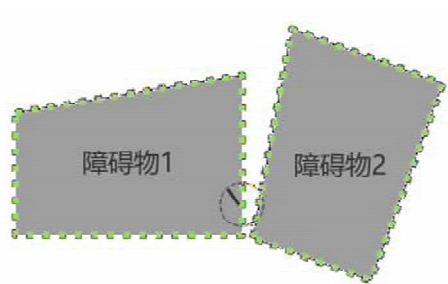


图3 障碍物边界关键点离散示意图

完成障碍物聚类后,提取同一类障碍物的顶点坐标,利用点集的凸多边形包络算法^[17-20]将障碍物进行整合生成新障碍物。如图4所示。

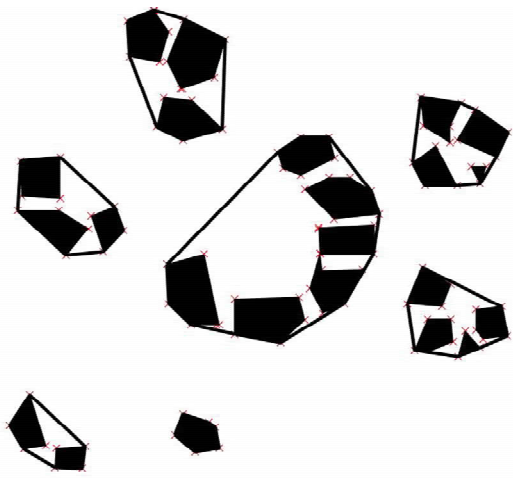


图4 障碍物聚类示意图

这种障碍物处理方法反映了障碍物边界之间的距离和车辆可通行宽度之间的关系。将 ϵ 作为车辆的最小安全通行宽度,可以完成对间距小于 ϵ 的障碍物群的聚类,进而为后续采样规划简化采样环境。因此该方法在多障碍物的环境,尤其存在U

形障碍物群的环境中,可以快速筛选车辆无法通过的障碍物群,并将其聚为一类,形成大的外接凸多边形障碍物群,解决了 Informed RRT* 算法在 U 形障碍物群浪费大量采样成本的问题,该方法可以减少采样节点和采样时间,有效提升路径规划效率。

3 基于 B 样条曲线的拟合方法

在不改变整体轨迹外形的情况下, B 样条规划轨迹可实现在规划过程中只对局部路径进行优化修改,提升路径平顺性^[21-24],本文就是利用 B 样条的上述特点,对路径点进行后期拟合,从而得到平滑轨迹。设有一共 $n+1$ 个控制点,这些控制点用于定义样条曲线的走向、界限范围,则 k 阶 B 样条曲线的定义为:

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

式中: $B_{i,k}(u)$ 是第 i 个 k 阶 B 样条基函数,与控制点相对应, $k \geq 1$; u 是自变量,基函数有以下推导式:

$$B_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, & u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$B_{i,k}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+k} - u_i} B_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k} - u}{u_{i+k} - u_{i+1}} B_{i+1,k-1}(u) \quad (8)$$

一个非减的实数序列 $U = [u_0, \dots, u_{\max}]$ 称为节点向量, B 样条基函数 $B_{i,k}(u)$ 在区间 $[u_i, u_{i+k}]$ 之外为 0,对所有 k, i 和 u 都为非负。

B 样条可分为均匀 B 样条和拟均匀 B 样条^[25-27],因此,本文拟采用一种两端节点重复次数为 k 、中间结点不变的拟均匀 B 样条曲线。而 B 样条方程中的 k 数值则反映了曲线的光滑性,随着 k 的增大,曲线变得更加光滑,但是其运算量也随之增加; k 的数值太低,会使曲线变得不光滑。为了平衡无人机航迹的光滑性和计算量,最后选择采用三次 B 样条($k=3$)作为优化方案。

4 仿真分析

为验证本文提出的基于 DBSCAN 与 B 样条的路径规划方法,选择使用 MATLAB 进行仿真对

比实验。硬件为 Intel(R) Core(TM) i7-1260P 2.10 GHz,软件版本为 MATLAB R2020b。实验仿真环境为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的多障碍物非结构化场景矩形区域。设置起始坐标和目标点,进行 50 次仿真实验。仿真实验对比的评价指标包括平均采样的数量和平均采样规划时间。

根据是否对场景障碍物进行聚类,设置传统 Informed RRT* 算法和聚类 Informed RRT* 算法两种规划算法类型,并分别对两种方法进行实验仿真,车辆参数设定见表 1。

表 1 车辆参数

参数	数值
轴距	2.85
车长	4.94
车宽	1.86
左右单侧安全距离	0.1

仿真结果如图 5 所示,其中图 5(a)为传统 Informed RRT* 算法仿真结果,图 5(b)为障碍物聚类后 Informed RRT* 算法仿真结果。

由图 5(a)可见,当环境中存在类似 U 形障碍物群时,传统的 Informed RRT* 算法在 U 形内凹部分采样,从而浪费大量算力和规划采样时间。如图 5(b)所示,采用基于密度聚类的 Informed RRT* 算法,可以通过聚类将障碍群中无需采样的部分提前排除,形成新的简化障碍环境,达到提升采样规划效率的目的。不同场景地图中两种算法采样节点数量与仿真采样时间如表 2 所示。

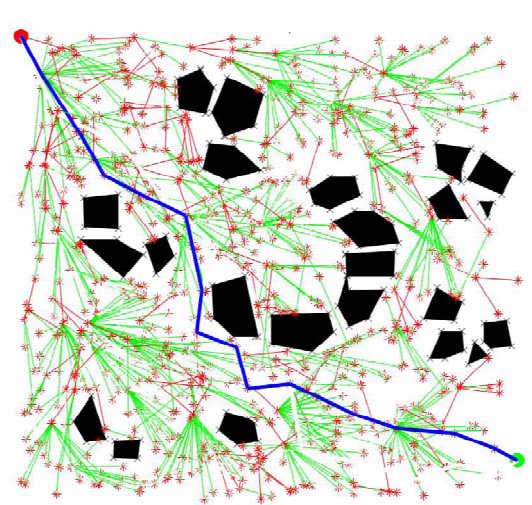
表 2 两种算法仿真结果

算法类型	平均采样时间/s	平均采样节点数量
传统 Informed RRT*	66.68	905.7
聚类 Informed RRT*	47.65	750.4

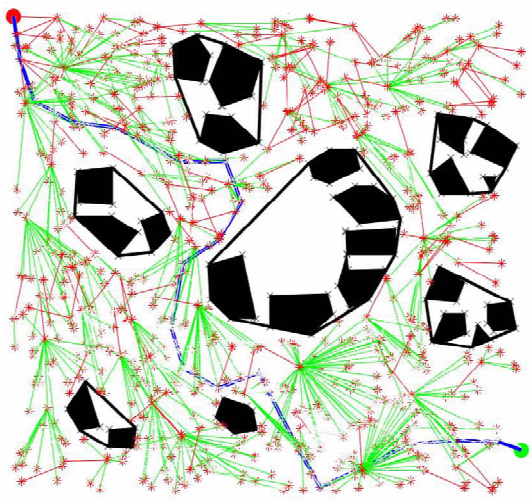
由表 2 可知,50 次仿真实验中在最终路径没有太大变化的前提下,障碍物密度聚类后,采样节点数量大大降低,采样效率有显著提升。相比于传统的 Informed RRT* 算法,聚类后的 Informed RRT* 算法避免了在 U 形障碍群内凹处采样浪费采样时间。平均采样节点数量相较于传统算法减少了 17.15%,平均采样时间节约了 28.54%。

经过 DBSCAN 聚类障碍物后,将用 Informed RRT* 规划完成的路径进行三次 B 样条曲线的优

化仿真,如图 6~图 8 所示。



(a)无聚类的路径规划结果



(b)聚类的路径规划结果

图 5 两种算法仿真结果

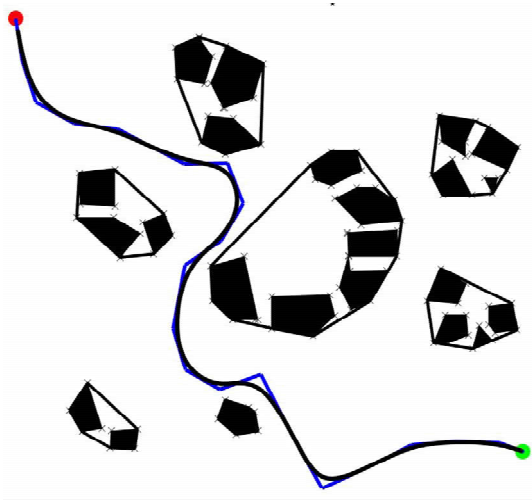


图 6 三次 B 样条曲线拟合平滑规划路径

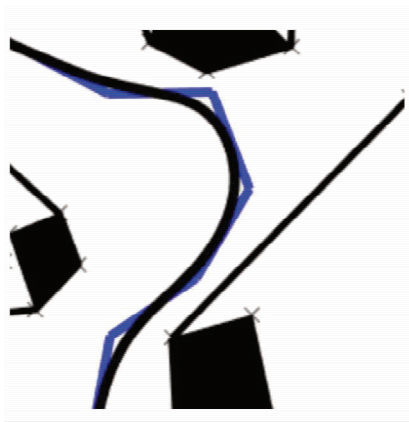


图 7 局部放大优化图

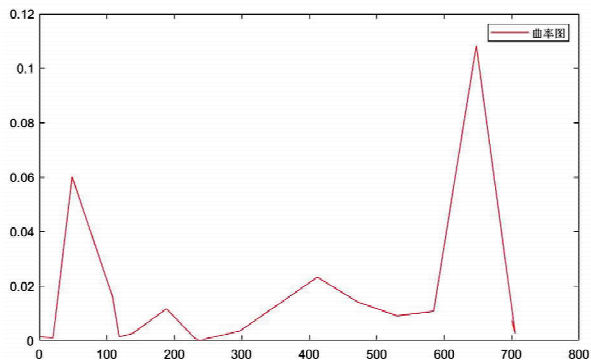


图 8 轨迹优化曲率变化图

从图中可以看出,添加 B 样条的轨迹具有更好的光滑性,通过对 B 样条进行拟合,得到的曲线可以在一定的趋势下发生改变,去除了控制曲线中的尖点处和曲率半径较小的地方,使曲线的光滑性得到了一定的改善。从车辆最大转弯半径求得允许最大曲率为 $k_{\max} = 0.14$,使用三次 B 样条优化后的路径最大曲率小于 0.12,满足车辆允许曲率范围,且优化后的路径曲率连续,可适用于车辆规划轨迹。

5 结论

针对多障碍物非结构化道路场景中传统 Informed RRT* 算法计算效率低、路径平滑性差的问题,提出了一种基于 DBSCAN 与 B 样条拟合的改进 Informed RRT* 算法。首先提出了一种基于 DBSCAN 算法的邻近障碍物聚类方法,对车辆无法从中穿行的障碍物群进行了聚合;随后加入了三次 B 样条曲线对轨迹进行平顺性处理,通过对比仿真得到了以下结论:

该方法使用 DBSCAN 算法对复杂障碍物进行聚类后,有效简化了环境,避免了 Informed RRT* 算法在障碍物群中的无效采样,有效提高了算法的规划效率。加入三次 B 样条曲线对算法进行优化,使生成的路径平均曲率降低,路径平滑点增加,从而更好地满足汽车在高速运动过程中的运动轨迹规划需求,在无人驾驶汽车轨迹规划中具有较强的实用性。

参考文献

- [1] 李柏. 复杂约束下自动驾驶车辆运动规划的计算最优控制方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2018.
- [2] KUNCHEV V, JAIN L, IVANCEVIC V, et al. Path planning and obstacle avoidance for autonomous mobile robots: a review [C]//Knowledge-based Intelligent Information and Engineering Systems; Vol. 4252. Berlin, Heidelberg; Springer Berlin Heidelberg, 2006:537-544.
- [3] 牛旭,张志安. 改进 RRT 的复杂障碍物环境路径规划算法研究[J]. 电子设计工程,2024,32(8):162-167+172.
- [4] 彭展. 基于快速扩展随机树的机器人路径规划算法仿真实验平台研究[D]. 长沙:中南大学,2004.
- [5] 张亮,王鑫,张建锋. 多障碍场景下改进 RRT 算法路径规划[J]. 计算机工程与设计,2023,44(6):1706-1713.
- [6] MONTIEL O, OROZCO-ROSAS U, SEPÚLVEDA R. Path planning for mobile robots using bacterial potential field for avoiding static and dynamic obstacles[J]. Expert Systems with Applications,2015,42(12):5177-5191.
- [7] ABBAS MA, MILMAN R, EKLUND J M. Obstacle avoidance in real time with nonlinear model predictive control of autonomous vehicles[J]. Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering,2017,40(1):12-22.
- [8] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Incremental sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. arXiv, 2011: 1105-1186.
- [9] 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.
- [10] 周水庚,周傲英,曹晶,等. 一种基于密度的快速聚类算法[J]. 计算机研究与发展,2000(11):1287-1292.
- [11] 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, Chicago, IL, USA; IEEE, 2014:2997-3004.
- [12] 周维,过学迅,裴晓飞,等. 基于 RRT 与 MPC 的智能车辆路径规划与跟踪控制研究[J]. 汽车工程,2020,42(9):1151-1158.
- [13] 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.
- [14] 陈航,何可人,蒋利炜. 基于 DBSCAN 的三维点云缺失数据分类系数优化仿真[J]. 计算机仿真,2024,41(3):477-481.
- [15] 张学文,姚云鹏,刘江,等. 基于线性 DBSCAN 聚类的空间群目标实时提取方法[J]. 空天预警研究学报,2023,37(6):422-427.
- [16] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. AAAI Press, 1996.
- [17] GRAHAM R L. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set[J]. Information Processing Letters, 1972,1(4):132-133.
- [18] 宋蕊,吴琛. 基于改进 DBSCAN 和双边滤波算法的点云去噪[J]. 电子器件,2023,46(4):1083-1088.
- [19] 李文杰,闫世强,蒋莹,等. 自适应确定 DBSCAN 算法参数的算法研究[J]. 计算机工程与应用,2019,55(5):1-7+148.
- [20] 冯少荣,肖文俊. DBSCAN 聚类算法的研究与改进[J]. 中国矿业大学学报,2008(1):105-111.
- [21] 张宇龙,杨金山,王鹏伟,等. 基于 B 样条算法的智能车辆局部避障路径规划[J]. 山东理工大学学报(自然科学版),2023,37(4):36-39+45.
- [22] 赵云龙. 结构化道路下智能车换道轨迹规划与跟踪控制研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2023.
- [23] 刘梦奇,王维强,田良宇. 基于 B 样条曲线的无人驾驶车辆 Informed RRT* 算法研究[J]. 智能计算机与应用,2022,12(4):25-29.
- [24] 邓琬云,曲延羽,杨子钰,等. 基于三次 B 样条曲线拟合的主车轨迹预测算法的研究[J]. 汽车与驾驶维修(维修版),2021(11):29-31.
- [25] 曾德全,余卓平,张培志,等. 三次 B 样条曲线的无人车避障轨迹规划[J]. 同济大学学报(自然科学版),2019,47(S1):159-163.
- [26] SHI T H, LI Y S, QIN W, et al. A certified cubic B-spline interpolation method with tangential direction constraints[J]. Journal of Systems Science & Complexity, 2024, 37(3): 1271-1294.
- [27] 禹鑫焱,刘逸哲,欧林林. 一种基于曲率和 B 样条的矿区装载车辆连续路径规划方法[J]. 高技术通讯,2024,34(1):72-82.