

面向非结构化环境的改进APF-RRT*路径规划算法

王 昊¹, 杨燕红^{1,2*}, 方文俊¹

¹西华大学汽车测控与安全四川省重点实验室, 四川 成都

²四川智能及新能源汽车产业学院, 四川 宜宾

收稿日期: 2025年9月11日; 录用日期: 2025年10月13日; 发布日期: 2025年10月22日

摘 要

针对自动驾驶车辆在非结构化环境中路径规划所面临的效率低、安全性差及可行性不足等问题, 本文提出了一种融合APF与RRT*的改进规划算法。通过构建参数可调的引力与斥力势场模型, 并引入距离加权修正系数, 有效抑制了传统APF的局部极小问题。同时将势场梯度信息嵌入RRT*随机采样过程, 以优化节点扩展方向, 提升算法收敛速度与路径质量。进一步地, 考虑车辆动力学约束, 确保生成路径符合实际操纵特性。多场景仿真结果表明, 所提算法相较于传统RRT*及普通APF-RRT*算法, 在避障安全性、路径平滑性方面均有提升, 同时保持了具有竞争力的规划效率, 验证了其在非结构化环境中的优越性与鲁棒性。

关键词

自动驾驶车辆, 人工势场, 快速搜索随机树, 路径规划

An Improved APF-RRT* Path Planning Algorithm in Unstructured Environments

Hao Wang¹, Yanhong Yang^{1,2*}, Wenjun Fang¹

¹Vehicle Measurement, Control and Safety Key Laboratory of Sichuan Province, Xihua University, Chengdu Sichuan

²Sichuan Intelligent and New Energy Automobile Industry College, Yibin Sichuan

Received: September 11, 2025; accepted: October 13, 2025; published: October 22, 2025

Abstract

Addressing the challenges of low efficiency, poor safety, and insufficient feasibility in path planning

*通讯作者。

文章引用: 王昊, 杨燕红, 方文俊. 面向非结构化环境的改进 APF-RRT*路径规划算法[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(10): 97-111. DOI: 10.12677/csa.2025.1510253

for autonomous vehicles within unstructured environments, this paper proposes an improved planning algorithm that integrates the APF method with RRT*. A parameter-adjustable attractive and repulsive potential field model is constructed, and a distance-weighted correction factor is introduced to effectively mitigate the local minimum problem inherent in traditional APF methods. Simultaneously, potential field gradient information is embedded into the RRT* random sampling process to optimize the node expansion direction, thereby enhancing the algorithm convergence speed and path quality. Furthermore, vehicle dynamics constraints are incorporated to ensure the generated path complies with practical maneuvering characteristics. Multi-scenario simulation results demonstrate that, compared with conventional RRT* and standard APF-RRT* algorithms, the proposed algorithm achieves improvements in obstacle avoidance safety and path smoothness while maintaining competitive planning efficiency, effectively validating its superiority and robustness in unstructured environments.

Keywords

Autonomous Vehicles, Artificial Potential Field, Rapidly Exploring Random Tree, Path Planning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

自动驾驶技术的快速发展对车辆的智能决策与运动规划能力提出了更高标准[1]。路径规划作为衔接环境感知与跟踪控制之间的桥梁模块,直接影响自动驾驶车辆在复杂动态环境中的行驶安全性、通行效率以及乘坐舒适性[2]。尤其在需共享路权的混合交通流、障碍物密集等非结构化环境中,实时生成一条兼具无碰撞、动力学可行性与高效性的参考路径,仍是当前制约自动驾驶技术落地应用的关键[3]。这也是本文着力解决的核心问题。

路径规划的实质是求解满足多重约束下初始状态到目标位置的最优无碰撞路径[4]。现有方法体系多样:基于学习的方法突破传统建模局限,采用数据驱动策略实现端到端规划。如深度强化学习算法通过奖励机制和经验回收,提升规划成功率[5];改进的 Q-Learning 算法则借助 Q-Table 优化、混合动作选择策略和动态学习率调整,增强局部规划能力[6]。另一方面,基于图搜索的方法通过将环境离散化为图结构进行路径求解。其中, Dijkstra 算法能够在非负权图中获得最短路径[7]。A*算法结合启发式函数引导搜索方向,提升路径搜索的高效性与最优性[8]。

基于采样的快速搜索随机树(Rapidly-Exploring Random Tree, RRT)系列算法以其概率完备性和高维空间的扩展能力获得广泛应用,但也存在局限:生成路径往往冗余曲折,缺乏最优性保证,需后处理才能满足实际应用需求[9][10]。对此, RRT*算法引入“父节点重选”和“近邻节点重连接”机制,通过结构优化逐步实现渐近最优[11][12]。亦有研究采用曲率约束等策略,进一步改善路径平滑性和算法收敛性能[13]。另一种由 Khatib [14]提出的人工势场(Artificial Potential Field, APF)算法也广泛应用于路径规划中。其通过构建虚拟势场模拟物理世界中的吸引与排斥作用:在目标点施加引力场,在障碍物周围形成斥力场,自动驾驶车辆在合力场中沿势函数负梯度方向运动,从而实现避障与目标趋近[15]。APF 方法结构简单、计算高效,但其固有缺陷,如易陷入局部极小值、依赖各向同性势场假设等[16],限制了其在非结构化环境中的直接应用。

为了协同利用 APF 的导向性与 RRT*的全局渐近最优特性,学者们提出了多种 APF 与 RRT*相融合

的混合规划策略。现有融合方法主要可分为两类：其一，将 APF 的势场梯度信息嵌入 RRT* 的随机采样过程，通过势场合力方向引导节点扩展，降低随机采样的盲目性，使树结构朝向目标方向高效生长，从而显著提升搜索效率与路径平滑度[17]；其二，采用分层优化框架，首先利用 RRT* 生成一条全局粗略路径，继而在此路径的基础上引入 APF 进行局部精细优化与动态避障，增强路径的安全性及路径质量[18]。然而，现有 APF-RRT* 融合方法在环境适应性、势场强度调整、局部极小值规避以及动态约束整合方面仍面临若干挑战。多数方法采用固定距离加权模式，缺乏依据环境复杂度与障碍物分布进行动态修正的机制，这可能在复杂场景中导致效率降低或局部极小值等潜在问题[19]。同时，部分研究侧重于逃逸路径规划，虽在局部安全性方面有所突破，但融合算法在全局优化层面，如冗余节点剔除与路径平滑性处理上尚显不足，且往往未能充分考虑车辆动力学约束，可能导致所生成路径可行性不足(如曲率过大或突变)，需依赖跟踪控制器的实时修正，增加了控制负担[20]。

针对上述挑战，本文提出了一种融合 APF 引导 RRT* (APF-RRT*) 的改进规划算法。该算法通过构建参数可调的势场模型，依据车辆、障碍物与目标点的相对位置关系调节引力与斥力场的作用范围与权重系数，抑制局部极小问题；其次，在 RRT* 的节点扩展中引入势场梯度信息，引导树生长，提升收敛效率；同时考虑车辆动力学约束优化路径可行性，确保路径符合实际车辆性能限制；最后，进行路径剪枝和冗余节点剔除，增强路径的简洁性与实用性。仿真结果表明，所提出的 APF-RRT* 算法规划性能上优于传统 RRT* 以及普通混合规划方法，适用于高密度障碍物与非结构化环境。

2. 理论基础

2.1. 环境建模

在自动驾驶路径规划中，构建准确的环境表示是确保路径可行性与安全性的基础。本文采用边长为 m 的二维矩形区域作为基础规划空间。

考虑车辆几何外形约束，将车辆抽象为一个尺寸为 $a \times b$ 的矩形代理，满足 $a, b \ll m$ 以确保车辆足够的可通行区域。若车辆所占区域为 $\mathcal{V} \subset \mathbb{R}^2$ 的一个矩形，其位置可由中心坐标 (x, y) 表示：

$$\mathcal{V}(x, y) = \left\{ (x', y') \mid |x' - x| \leq \frac{a}{2}, |y' - y| \leq \frac{b}{2} \right\} \quad (1)$$

障碍物用于描述环境中不可跨越的静态或动态威胁源(如建筑物、树木以及行人等)。为便于碰撞检测，采用圆形、矩形、凸多边形等基本几何形状进行建模。圆形障碍物可表示为：

$$\mathcal{O}_i^{circle} = \left\{ (x, y) \mid (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \leq r_i^2 \right\} \quad (2)$$

其中， (x_i, y_i) 为圆心坐标， r_i 为其半径。

矩形障碍物可简化为：

$$\mathcal{O}_j^{rect} = [a_i, b_i] \times [c_i, d_i] \quad (3)$$

其中， $[a_i, b_i]$ 和 $[c_i, d_i]$ 分别表示障碍物在 x 轴和 y 轴上的投影区间。

类似地，威胁区域可根据实际需求采用相应的几何或概率模型进行描述。所有障碍物的集合为 $\mathcal{O} = \{\mathcal{O}_k \mid k = 1, 2, \dots, N\}$ ，其中 $\mathcal{O}_k$ 可为任意形状。整个规划场景中的自由空间(即可通行区域)定义为：

$$\mathcal{F} = \left\{ (x, y) \in [0, m] \times [0, m] \mid \mathcal{V}(x, y) \cap \mathcal{O} = \emptyset \right\} \quad (4)$$

该集合表示所有不与障碍物发生碰撞的车辆位形，构成了路径搜索中的有效配置空间。

2.2. 传统 RRT*算法

RRT 算法作为一种基于采样的单查询增量式随机路径规划方法,适用于高维与非结构化空间,具有概率完备性和良好的探索能力。该算法通过迭代采样和树结构扩展,逐步构建从起始点到目标点之间的可行路径。其核心过程是以起始点为根节点,增量地生成一棵树结构,表示为 $T=(X,E)$, 其中 X 为节点集合, E 为边集合,用于描述路径的连接关系。算法的扩展过程如图 1 所示。

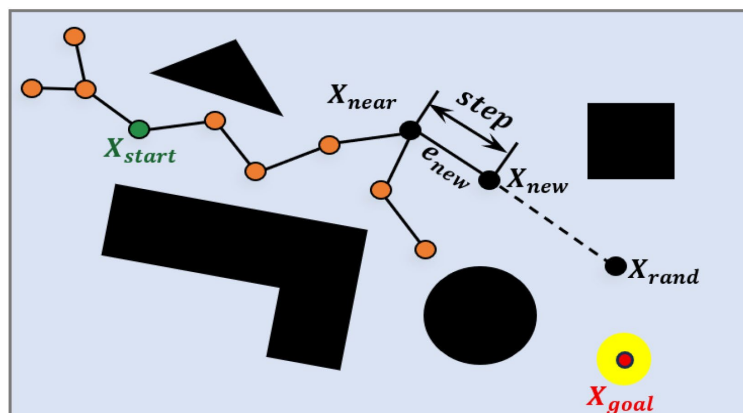


Figure 1. RRT algorithm path planning process

图 1. RRT 算法路径规划过程

然而, RRT 算法生成的路径通常存在冗余节点多、转折频繁、长度非最优等问题,通常需借助后处理操作进行优化。为克服这些局限, RRT*算法在 RRT 框架中引入“父节点重选”和“近邻节点重连接”机制,通过重新选择代价更小的父节点以优化局部路径,并递归调整邻近节点的连接关系,从而实现路径的持续优化,最终使算法具备渐近最优性。RRT*算法基本原理如图 2 所示。

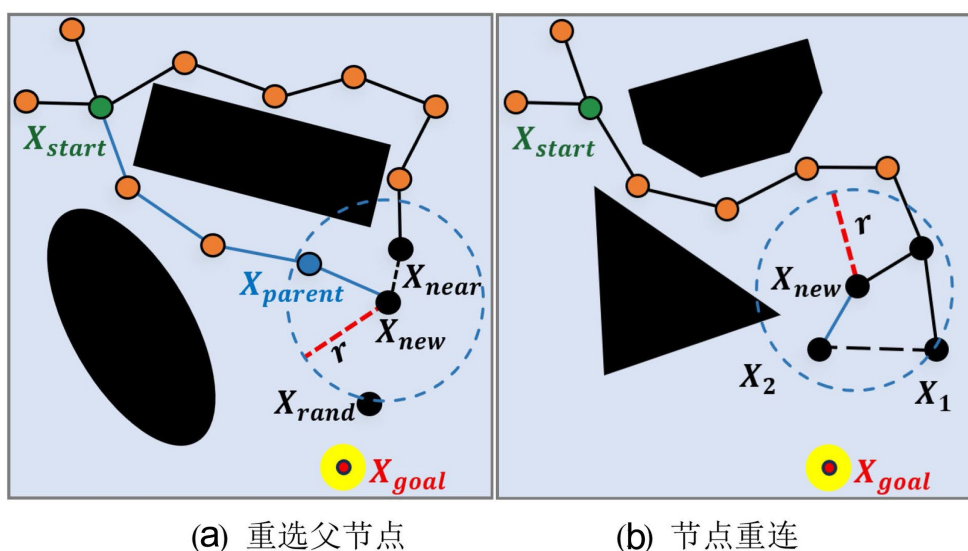


Figure 2. RRT* algorithm principle diagram

图 2. RRT*算法原理图

RRT*算法初始阶段: 首先配置起始点与目标点参数,并以起始点作为根节点构建树结构 T 。同时,

定义邻域半径 r ，作为后续优化操作的搜索范围。随后，在自由空间中随机采样生成点 X_{rand} ，并在树 T 中确定与其距离最近的节点 X_{near} ，继而沿 X_{near} 至 X_{rand} 的方向以预设步长扩展，生成新节点 X_{new} 。然后对该路段进行碰撞检测，若其位于自由空间内，则将 X_{new} 加入树 T ，并建立与 X_{near} 的初始连接，完成树结构的扩展。

接下来执行父节点重选操作：在以 X_{new} 为中心、半径为 r 的邻域内检索所有潜在父节点，从中选择能够使从起始点到 X_{new} 路径代价最小的节点作为其最终父节点，并建立相应的连接关系，以实现局部路径优化。随后进行近邻节点重连操作：遍历 X_{new} 邻域内的其他节点，若将 X_{new} 作为父节点能够降低某一节点的路径代价，则更新该节点的父节点为 X_{new} ，并重新构造连接边，以进一步优化树的结构。

重复执行上述采样、扩展与优化过程，直至树 T 包含目标点或达到预设的最大迭代次数。最终通过回溯生成一条无碰撞且近似最优的可行路径。RRT*算法的伪代码如表 1 所示。

Table 1. RRT* algorithm pseudo code

表 1. RRT*算法伪代码

算法: RRT*算法
输入: X_{start} , X_{goal} , $step$, r
输出: RRT*, $T = \{X, E\}$, $Path$
(1) 以 X_{start} 为根节点初始化树 T
(2) 设置最大循环次数
(3) 开始执行循环:
(a) 在状态空间中随机采样 X_{rand}
(b) 在已有树 T 中查找与 X_{rand} 距离最近的节点 X_{near}
(c) 从 X_{near} 向 X_{rand} 方向扩展 $step$ ，得到新节点 X_{new}
(d) 检测路径段(X_{near}, X_{new})是否与障碍物发生碰撞
(e) 若无碰撞，执行以下操作:
(i) 将 X_{new} 加入节点集 X
(ii) 查找 X_{new} 邻域内所有节点，记为 X_{near}
(iii) 在 X_{near} 中查找使 X_{new} 代价最小的节点 X_{parent}
(iv) 将边(X_{parent}, X_{new})加入边集 E
(v) 对 X_{near} 中每个节点 X_{node} ，检查是否可通过 X_{new} 降低其路径代价
(vi) 若可降低代价，则近邻节点重连
(f) 检查 X_{new} 是否位于目标区域
(g) 若到达目标点，终止循环
(4) 若成功到达目标点，从目标点回溯至起始点
(5) 返回树 T 和路径 $Path$

3. 改进的 APF-RRT*算法设计

3.1. 改进的 APF 模型

APF 路径规划方法通过构建虚拟势场模拟车辆在环境中受到的运动约束，并利用势场梯度信息引导自动驾驶车辆在避开障碍物的同时向目标区域趋近。在传统模型中，目标点对车辆施加吸引力，其作用范围覆盖整个规划空间，吸引力大小与车辆和目标点之间的欧氏距离成正比，从而持续引导车辆向目标点运动。同时，障碍物在其影响范围内产生排斥势场，车辆一旦进入该区域即受到排斥力作用，且该排斥力的大小与车辆和障碍物之间的距离呈反比关系，即距离越小，斥力越大，从而迫使车辆远离障碍物。

然而, 传统 APF 模型在实际应用中常因势场分布不合理而陷入局部极小值, 导致路径规划失败。针对该问题, 本文提出一种参数可调的改进 APF 模型, 通过引入距离加权修正项 $\mathbb{C}^n$, 增强算法在复杂环境中的鲁棒性。所构建的斥力势场函数如下所示:

$$U_{rep}(E) = \begin{cases} \frac{1}{2}\xi \left(\frac{1}{\rho^2(E-P_o)} - \frac{1}{R_p^2} \right) \mathbb{C}^n, & \rho^2(E-P_o) \leq R_p^2 \\ 0, & \rho^2(E-P_o) > R_p^2 \end{cases} \quad (5)$$

其中, ξ 表示障碍物势场的增益系数, 其值决定了排斥力的强度。需结合环境复杂度和规划任务需求调优: 过小的 ξ 可能使车辆过于靠近障碍物甚至碰撞, 过大的 ξ 则可能在障碍物附近产生过强的排斥力导致震荡或规划失败。初始值可参考传感器感知范围或障碍物密度设定。 P_o 为障碍物的位置坐标, $\rho^2(E-P_o)$ 为车辆与障碍物之间的欧氏距离。 R_p^2 表示障碍物产生排斥力的距离阈值, 该参数决定了障碍物的作用范围。理想情况下应略大于障碍物物理尺寸与车辆尺寸之和, 以保证安全间隙。在实际调优中, 过大的 R_p^2 可能使路径过于保守甚至无法通行狭窄区域; 过小的 R_p^2 则可能无法保证规划安全。可依据环境特征(如通道宽度、障碍物最小间距)和期望的安全裕度设定。引入可调参数的距离加权修正项 $\mathbb{C}^n = [\rho^2(E-P_o)]^n, (n > 0)$, 指数 n 控制了斥力随距离衰减的梯度。增大 n 会使在离障碍物较远时斥力较弱, 而靠近障碍物时斥力增长更为陡峭; 减小 n 则使斥力分布更均匀。在 n 附近(线性增长)开始调优, 逐步增大以更好地抑制局部极小值。有效控制靠近障碍物区域斥力的增长趋势, 避免 APF 因斥力陡增导致的局部极小值现象。

相应排斥力 F_{rep} 可通过计算势场的负梯度得到:

$$F_{rep}(E) = -\nabla U_{rep}(E) \quad (6)$$

其中, ∇ 表示梯度算子。

同时, 为确保车辆持续趋近目标区域, 引入全局存在的吸引势场, 该势场模型采用改进的分段连续函数形式, 确保车辆在不同距离范围内受到不同程度的吸引强度, 从而确保平滑稳定的行驶控制。其势函数定义如下:

$$U_{att}(E) = \begin{cases} \frac{1}{2}\eta\rho^2(E-P_t), & \rho^2(E-P_t) \leq R_t^2 \\ \frac{1}{2}\eta[\rho^2(E-P_t) - R_t^2], & \rho^2(E-P_t) > R_t^2 \end{cases} \quad (7)$$

其中, η 为引力势场增益系数, 其值决定了吸引力的强度。与 ξ 的调优类似, η 需要平衡规划的趋近速度和目标点附近的震荡问题。过小的 η 会减慢搜索速度, 过大的 η 则可能在接近目标时因惯性产生路径震荡。需结合 ξ 进行整体势场平衡调优。 P_t 为目标位置。 $\rho^2(E-P_t)$ 表示到目标位置的距离, R_t^2 表示该距离的阈值, 设置该阈值有助于在车辆接近目标点($< R_t^2$)时提供更强的吸引梯度, 加快最终收敛速度, 而在远距离($> R_t^2$)时保持稳定的二次项吸引。 R_t^2 设置为规划任务中可接受的终点接近精度。

相应的吸引力 F_{att} 为:

$$F_{att}(E) = -\nabla U_{att}(E) \quad (8)$$

车辆在 APF 中所受的合力为所有排斥力与吸引力的矢量和:

$$F_{total}(E) = \sum (F_{rep}(E) + F_{att}(E)) \quad (9)$$

基于该势场模型, 路径通过梯度下降原理派生。具体而言, 势场负梯度方向显式地指引路径收敛于最优解。同时, 该势场梯度信息为后续 RRT* 算法中的节点扩展提供可靠且高效的方向引导。

此外，由于随机采样的特性，算法初始生成的路径往往包含较多冗余拐点与不必要的迂回。为此，本文引入一种全局路径优化机制：对路径中任意两节点进行直线连接可行性检验，若其连线不穿越障碍物，则直接用该线段替代原始多端径段，简化路径结构、减少总长度。该优化过程的示意图如图 4 所示，其中黑色虚线表示原始路径，红线为优化后的路径。

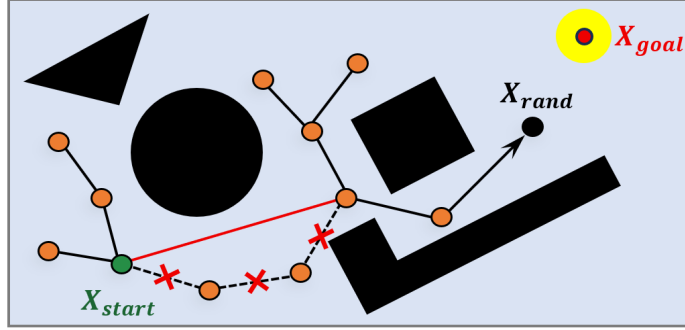


Figure 4. Global search
图 4. 全局搜索

基于以上措施，改进 APF-RRT*算法的整体执行流程阐述如下：首先进行环境地图与算法参数的初始化配置。随后进入迭代循环过程：在每一次迭代中，随机生成采样点 X_{rand} ，并在当前树结构中定位其最近邻节点 X_{near} 。根据已建立的 APF 模型，计算 X_{near} 处所受合力方向，沿该方向以固定步长 $step$ 扩展生成新节点 X_{new} 。接着对线段 (X_{near}, X_{new}) 进行碰撞检测，若与障碍物发生干涉，则舍弃 X_{new} 并重新采样；否则，执行重新布线操作，在邻域内为 X_{new} 重新选择最优父节点，并更新连接关系。最后，判断 X_{new} 与目标点 X_{goal} 的欧氏距离是否小于预设阈值 (ϵ)：若满足条件，则启动路径优化过程，剔除冗余节点以提升路径平滑性与简洁性；否则继续迭代扩展树结构。最终输出一条无碰撞的可行路径。该算法的执行流程如图 5 所示。

3.3. 考虑动力学约束的路径优化

在路径规划过程中，若仅从几何层面考虑避障可行性，而忽视车辆的实际性能特性，则所生成的路径可能难以满足实际操纵要求。例如路径中出现曲率突变或者与当前行驶方向几乎正交的瞬时转向，超出执行机构物理极限，直接影响跟踪控制的可行性与行驶稳定性。因此，需在路径规划层引入动力学约束，以确保所得路径在满足避障要求的同时，兼顾车辆操纵稳定性与行驶安全性。

针对前轮转向结构的车辆，在稳态转弯条件下，其横摆角速度响应可表述为：

$$\gamma = \frac{\delta_f}{L_{wb}} \cdot \frac{v_x}{1 + K v_x^2} \quad (11)$$

其中， δ_f 表示前轮转角， L_{wb} 为车辆轴距， v_x 为车辆纵向速度。 K 表示稳定性因子，由下式给出：

$$K = \frac{m}{L_{wb}^2} \left(\frac{l_f}{C_{c,r}} - \frac{l_r}{C_{c,f}} \right) \quad (12)$$

其中， m 对应车辆的质量， l_f 和 l_r 表示从质心到前后轴的距离。 $C_{c,r}$, $C_{c,f}$ 分别表示前、后轮胎侧偏刚度。由此可得稳态横摆角速度增益：

$$\left. \frac{\gamma}{\delta_f} \right|_s = \frac{v_x / L_{wb}}{1 + K v_x^2} \quad (13)$$

稳态转向条件下的转弯半径 R 进一步表征了车辆机动性能的物理限制。

$$R = \frac{L_{wb}}{\delta_f} (1 + K v_x^2) \quad (14)$$

因此, 车辆行驶过程中, 稳态横摆角速度响应特性和转向半径均与行驶速度存在强耦合关系。为保证路径规划的可行性, 本文在 APF-RRT* 中引入以下车辆动力学约束:

$$\delta_{f,\min} \leq \delta_f \leq \delta_{f,\max} \quad (15)$$

$$R_{\min} \leq R \quad (16)$$

其中, $\delta_{f,\min}$ 与 $\delta_{f,\max}$ 是车辆的固有物理限制, 在 $\pm 35^\circ$ 之间, 无需调优, 是刚性限制。转弯半径 R 随 v_x 增大, 在给定预期速度 v_x 下所能达到的最小半径 $R_{\min}$ 应满足 $R_{\min} = L_{wb} (1 + K v_x^2) / \tan(\delta_{f,\max})$ 。该约束集通过动态可行解空间, 确保规划路径始终位于车辆动力学可行区域内。

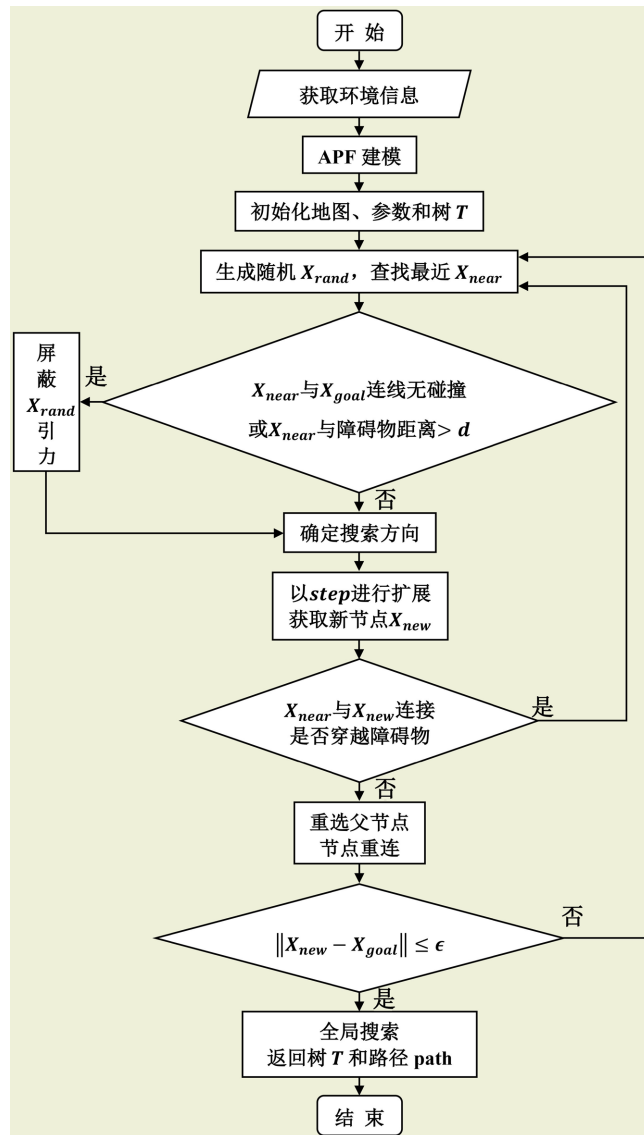


Figure 5. Improved APF-RRT* algorithm flow chart
图 5. 改进 APF-RRT* 算法流程图

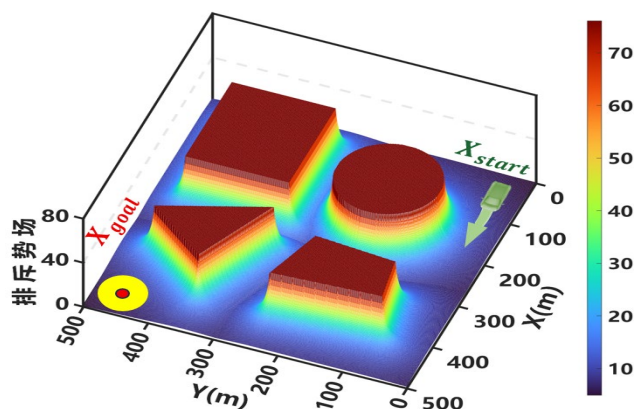


Figure 6. Schematic diagram of potential field distribution
图 6. 势场分布示意图

APF-RRT*规划算法在 RRT*框架中引入 APF 建模机制, 依据环境地图及障碍物的分布情况构建势场模型, 使生成的路径能够在全局范围内主动规避高风险区域。图 6 展示了某一典型场景下的势场分布示意图。在此模型中, 势场强度随车辆与障碍物距离的增大而衰减, 当车辆接近障碍物时, 势场急剧升高并引入风险惩罚项, 从而在规划中形成风险缓冲区域。如图 7(a)所示, APF-RRT*算法所生成的路径相较于传统 RRT*算法具有更高的安全性。相反, 在图 7(b)中可以看出传统 RRT*算法更侧重于路径长度最优, 其生成路径往往更贴近障碍物边缘, 在存在感知噪声或控制误差的实际场景中, 出现较高的碰撞风险。

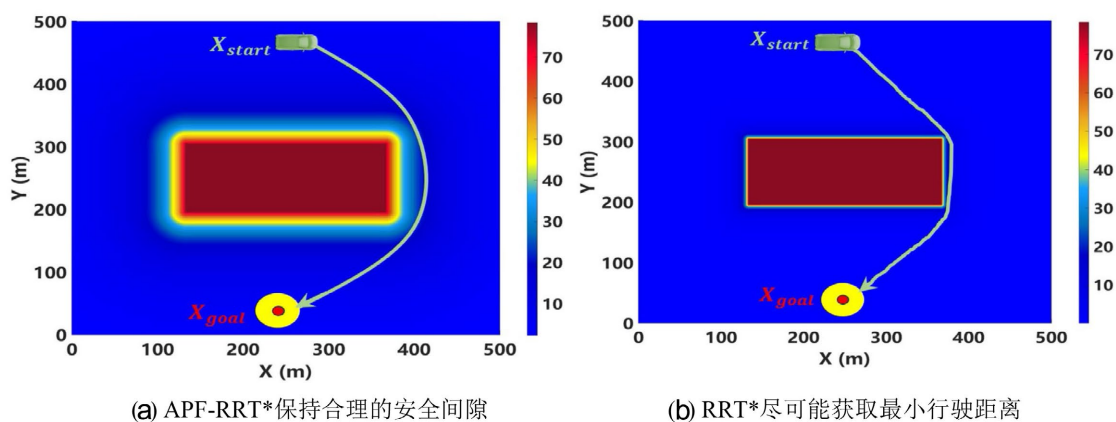


Figure 7. Trajectories generated by APF-RRT* and RRT* algorithms
图 7. APF-RRT*和 RRT*算法生成的轨迹

4. 仿真结果

4.1. 仿真环境设置

为系统验证所提 APF-RRT*算法的性能, 实验在一台配备 Intel Core i7-11700H @ 2.60 GHz 处理器的计算机上进行, 算法在 MATLAB R2021b 平台中编程实现。针对非结构化环境中路径规划所面临的挑战, 设计了以下四个典型障碍物场景以全面评估算法性能:

场景 I 中布置了四个圆形障碍物, 彼此间隔较为宽松、分布相对稀疏, 用于验证算法在简单环境中的基本路径规划能力;

场景 II 在中心区域设置了一个矩形障碍物, 重点考察 APF 机制对障碍物作用范围的扩展效果及其在提升避障安全性方面的作用;

场景 III 为异构障碍环境, 包含四种不同几何形态的障碍物, 用于测试算法在感知信息多样化条件下的适应性与规划稳定性;

场景 IV 为高密度复杂环境, 其中设有多类形状随机、尺寸各异的障碍物, 用于检验算法在极端工况下的鲁棒性与运动可行性。

各场景中, 障碍物以红色标识。自动驾驶车辆的起点和终点分别用绿色矩形和红色圆点表示, 终点外围黄色区域为允许的车辆停止范围。场景布局及对应势场分布如图 8 所示。

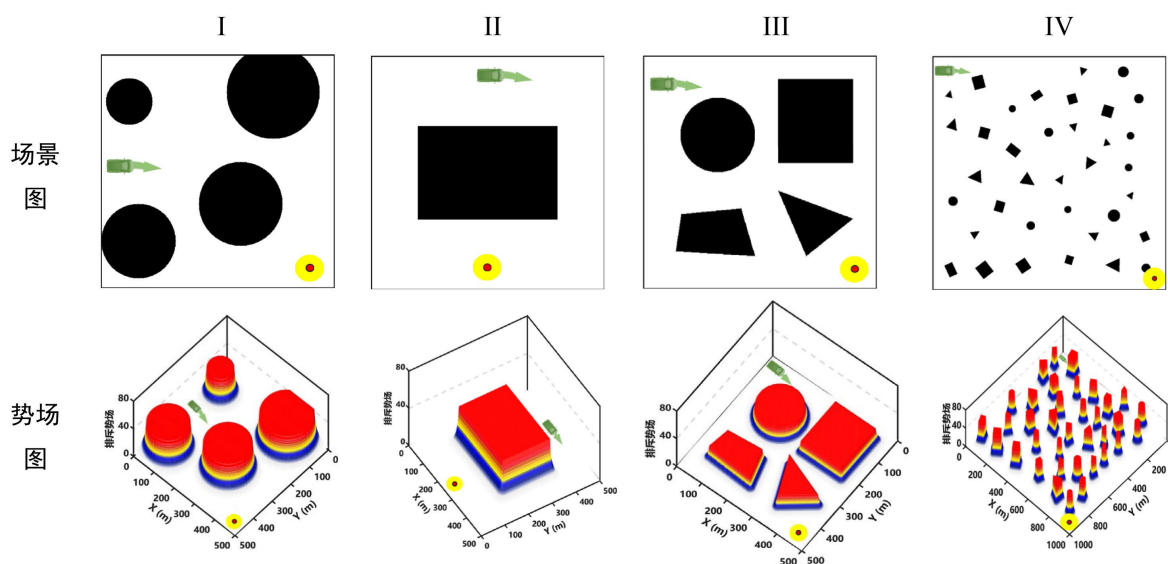


Figure 8. Four scene layouts and their potential field distribution

图 8. 四种场景布局及其势场分布情况

4.2. APF-RRT*算法验证

依托 4.1 节所构建的四种典型非结构化场景, 本节对 APF-RRT*算法的路径规划性能进行验证。重点从路径可行性、安全性、平滑性及收敛行为等方面进行综合分析。仿真结果表明(图 9), 该算法在不同复杂程度的障碍物环境中均能稳定生成安全可行的路径, 表现出良好的适应性与鲁棒性。

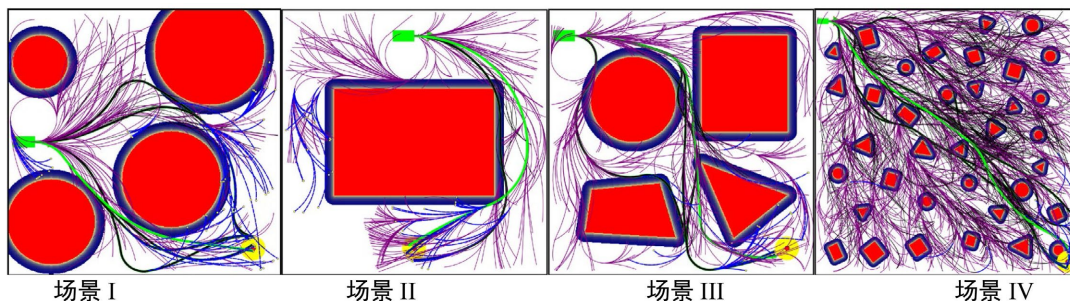


Figure 9. Path planning process

图 9. 路径规划过程

在场景 I 至 IV 中, 排斥势场的作用范围均可通过色阶渐变(图 9 中由黄色到深蓝色区域)清晰辨识。

在障碍物分布较为稀疏的场景 I 和 II 中, 算法能够有效规避局部极值舍弃代价高的路径, 生成兼具平滑性、经济性与安全间距的路径, 体现了其在简单环境中优异的收敛特性与稳定性。

在面对含异形障碍物的场景 III 时, APF-RRT*表现出较强的环境适应能力。初始规划阶段倾向于生成保守的绕障路径, 虽可保证无碰撞, 但路径长度较长; 中期路径尝试穿越狭窄区域, 虽缩短距离但引入了较高风险; 最终算法通过其迭代优化机制, 在安全性与路径效率之间取得平衡, 最终输出一条既满足避障要求又具有较优长度的平滑路径, 验证了融合 APF 与 RRT*改进算法的有效性。

在高密度、多类型障碍物共存的极端场景 IV 中, 算法通过势场引导的采样策略, 能够在有限迭代内获得可行路径, 并随着优化过程的推进不断平滑与缩短, 最终在多重动力学与环境约束下收敛至近似最优解。

值得注意的是, APF-RRT*在所有测试场景中均能维持车辆与障碍物之间合理的安全裕度, 体现出良好的实用性。在不同类型及复杂度的非结构化环境中, 均能生成安全性高、平滑性好且符合动力学约束的可行路径。有效克服了传统 RRT 类算法路径冗余、安全性弱和收敛速度慢等问题, 为自动驾驶车辆在真实复杂环境中的运动规划提供了可靠、高效的解决方案。

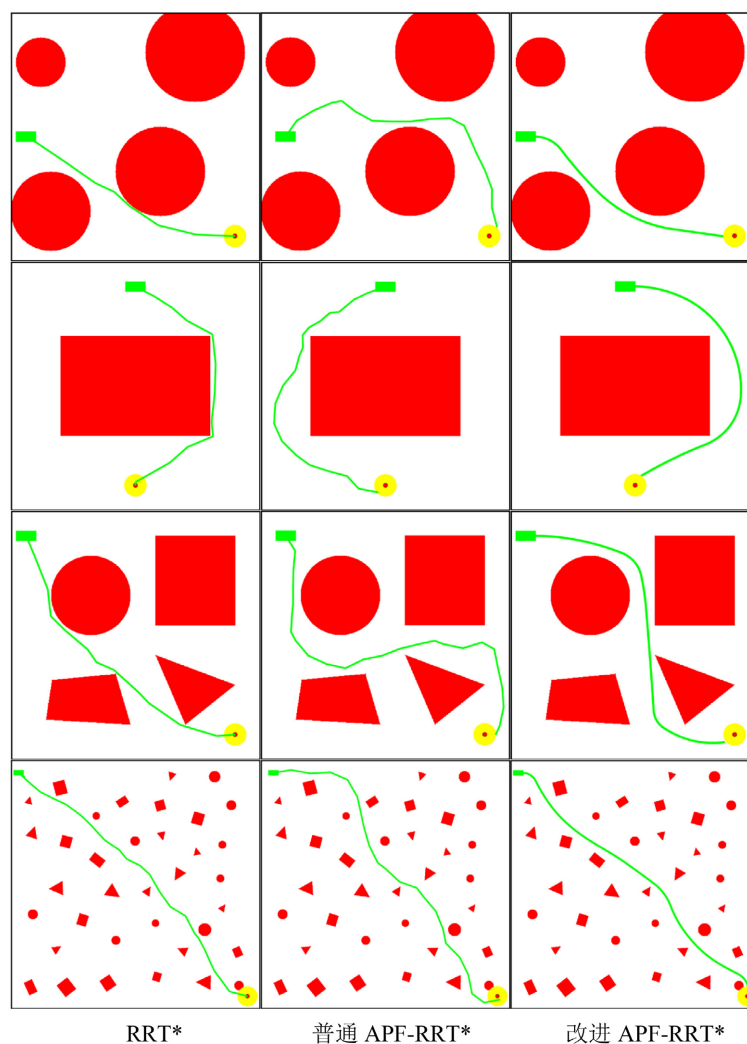


Figure 10. Comparison of paths using different planning algorithms

图 10. 不同规划算法路径对比

4.3. 算法性能对比

图 10 展示了 RRT*、APF-RRT*以及改进 APF-RRT*三种算法在四个典型场景中的路径规划结果。我们将从障碍物规避能力、路径平滑性与最优性，以及场景适应性三个方面进行综合对比分析。

在障碍物规避方面，RRT*算法在避障过程中虽可生成可行路径，但其缺乏对环境结构的感知能力，往往贴近障碍物边缘行驶，在实际应用中安全隐患较大。APF-RRT*算法通过引入人工势场引导，提高了路径的平滑性与避障合理性。在场景 II 中可见其路径能更早响应障碍物存在，实现自然绕行。然而，在复杂的场景 III 和 IV 中，仍可能因局部势场极值导致路径未能完全优化。改进 APF-RRT*算法通过势场调节机制与全局搜索策略，在所有场景中均表现出优异的障碍物规避能力。其路径不仅能保持合理的安全间隙，还能在障碍物密集区域实现高效穿越。

就路径平滑性与最优性而言，RRT*算法依赖于随机采样策略，导致路径中存在大量锯齿状转折，平滑性较差。APF-RRT*算法虽通过势场引导在一定程度上使路径更为连续，但因受势场函数局部极值的限制，路径长度与平滑性仍存在提升空间。改进 APF-RRT*算法融合车辆动力学约束与全局优化策略，所生成的路径在平滑度与长度方面均优于前两者。如图 10 场景 II 所示，其路径趋于自然曲线，更符合实际车辆运动特性，且在数值指标上更接近全局最优。

从场景适应性来看，传统 RRT*算法在简单环境中尚可适用，但随着环境复杂程度的增加，其所需迭代次数大幅上升，规划性能下降。普通 APF-RRT*算法在异构高密度障碍物场景中，路径质量与实时性仍不稳定。改进 APF-RRT*凭借势场调节机制、全局搜索策略以及动力学约束，表现出最优的泛化能力：能够从稀疏到高密度的各类非结构化环境中稳定生成安全、平滑且动力学可行的路径。

表 2 提供了详细的性能指标对比数据，进一步从采样次数、拐点数量、规划时间与路径长度四个方面定量验证了改进 APF-RRT*算法的优越性。综合表明，本文所提算法在安全性、平滑性、最优性及环境适应性方面均优于传统 RRT 与基础 APF-RRT*算法，充分体现了其在实际自动驾驶系统中的应用潜力。

Table 2. Algorithm performance index comparison table

表 2. 算法性能指标对比表

场景	算法	采样次数	拐点数量	规划时间	路径长度
I	RRT*	660	4	11.39	458.12
	APF-RRT*	236	12	13.76	603.81
	改进 APF-RRT*	352	4	8.45	491.13
II	RRT*	794	7	19.29	577.71
	APF-RRT*	904	20	15.19	612.11
	改进 APF-RRT*	298	4	11.31	603.06
III	RRT*	669	7	12.18	665.64
	APF-RRT*	812	17	17.50	894.26
	改进 APF-RRT*	384	6	9.19	671.30
IV	RRT*	1086	9	30.53	1318.67
	APF-RRT*	1214	16	34.79	1495.55
	改进 APF-RRT*	816	8	20.40	1358.44

5. 结论

本研究提出的改进 APF-RRT*算法,有效应对了非结构化环境下路径规划的安全性及可行性问题,同时保持了具有竞争力的规划效率。通过构建参数可调的 APF 模型并引入距离加权修正项,有效抑制了传统 APF 易陷入局部极小值的问题。同时将势场梯度信息嵌入 RRT*的随机采样过程,优化节点扩展方向,提高收敛效率。此外,算法嵌入车辆动力学约束,确保生成路径符合实际操纵特性。仿真实验表明,所提算法在路径长度、平滑性、规划效率和避障安全性等性能指标的综合表现上要优于传统 RRT*及普通 APF-RRT*算法。生成路径的平缓特性也契合了实际车辆的操控需求。多场景测试验证了该算法在非结构化环境中的鲁棒性、实用性与泛化能力,为自动驾驶车辆的实时运动规划提供了有效解决方案。

基金项目

四川省科技厅人才项目(2023JDRC0016); 宜宾产教融合专项(xcjz2025004); 国家级大学生创新创业训练计划资助项目(202510623021, 202510623034X); 省级大学生创新创业训练计划资助项目(S202510623134, S202510623099, S202510623072X)。

参考文献

- [1] Cao, D., Wang, X., Li, L., Lv, C., Na, X., Xing, Y., *et al.* (2022) Future Directions of Intelligent Vehicles: Potentials, Possibilities, and Perspectives. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 7, 7-10. <https://doi.org/10.1109/tiv.2022.3157049>
- [2] 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.
- [3] Ye, L., Wu, F., Zou, X. and Li, J. (2023) Path Planning for Mobile Robots in Unstructured Orchard Environments: An Improved Kinematically Constrained Bi-Directional RRT Approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, **215**, Article ID: 108453. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108453>
- [4] 胡子牛, 陈鑫鹏, 杨泽宇, 等. 具有多型避障方式的智能车辆路径规划[J]. 汽车工程, 2025, 47(3): 402-411.
- [5] 董立静, 肖思哲, 牛思, 等. 约束环境下基于深度强化学习的协同路径规划研究[J]. 控制与决策, 2025, 40(6): 1838-1846.
- [6] 夏雨奇, 黄炎焱, 陈怡. 基于深度Q网络的无人车侦察路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(9): 3070-3081.
- [7] 蒋慧灵, 方伟, 徐天锋, 等. 基于 Dijkstra 算法的室内疏散最优路径规划模型[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2025, 65(4): 742-749.
- [8] Liang, C., Zhang, X., Watanabe, Y. and Deng, Y. (2021) Autonomous Collision Avoidance of Unmanned Surface Vehicles Based on Improved a Star and Minimum Course Alteration Algorithms. *Applied Ocean Research*, **113**, Article ID: 102755. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2021.102755>
- [9] 曲胜, 许志远, 张晓鹏, 等. 基于改进 RRT 算法的无人船路径规划研究[J]. 中国航海, 2024, 47(4): 175-180.
- [10] Yu, J., Chen, C., Arab, A., Yi, J., Pei, X. and Guo, X. (2024) RDT-RRT: Real-Time Double-Tree Rapidly-Exploring Random Tree Path Planning for Autonomous Vehicles. *Expert Systems with Applications*, **240**, Article ID: 122510. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122510>
- [11] 王兆宏, 李刚, 王浩. 基于改进 RRT*的无人摆渡车泊车路径规划[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(10): 63-70.
- [12] Tian, H., Li, B., Huang, H. and Han, L. (2023) Driving Risk-Aversive Motion Planning in Off-Road Environment. *Expert Systems with Applications*, **216**, Article ID: 119426. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119426>
- [13] 刘慧, 张世义, 段云鹏, 等. 基于改进双向 RRT*的果园机器人运动规划算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 31-39.
- [14] Khatib, O. (1986) Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots. *The International Journal of Robotics Research*, **5**, 90-98. <https://doi.org/10.1177/027836498600500106>
- [15] 魏进武, 范庆明, 彭玉海, 等. 基于 APF 的局部路径规划算法研究[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(4): 177-184.
- [16] 汪玥, 周航, 徐泽楷, 等. 基于改进人工势场法的路径规划研究[J]. 航空计算技术, 2024, 54(5): 74-78.

-
- [17] 商枫楠, 罗陈迪, 李文涛, 等. 基于 APF-RRT*的火龙果采摘机械臂路径规划研究[J]. 农机化研究, 2025, 47(6): 48-52, 71.
 - [18] 吴振宇, 刘小飞, 王义普. 基于 DKRRT*-APF 算法的无人系统轨迹规划[J]. 吉林大学学报(工学版), 2023, 53(3): 781-791.
 - [19] 朱新宇, 李宜桐. 基于人工势场算法和 RRT 算法的多无人机路径规划[J]. 自动化应用, 2024, 65(5): 1-4.
 - [20] 钱程, 刘兴德, 陈大光. 基于融合改进双向 RRT 与人工势场法路径规划[J]. 吉林化工学院学报, 2023, 40(7): 30-33.