·复杂场景中智能驾驶路径规划技术专题·

基于引导连接与人工势场的Bi-RRT*路径规划算法*

黄丽敏[1] 丁加鑫[1] 郭毅锋[1] 杨浩[1] 邓凯[2]

（1.成都大学机械工程学院，成都 610106；2.吉利学院，成都 641423）

【摘要】针对Bi-RRT*算法存在搜索盲目性强及路径可行性差等问题，提出一种基于引导连接和人工势场（APF）的Bi-RRT*算法。建立四轮转向车辆碰撞模型，通过提取环境引导点及方向一致性约束的搜索式连接，解决采样困难与折返路径问题，引入带目标距离因子的改进APF以引导生长方向，并采用贪婪剪枝与B样条平滑技术优化路径。试验结果表明：在复杂环境工况下，相较于传统RRT、RRT*、RRT-connect算法Bi-RRT*和Goal-Biased RRT*，所提出方案在路径长度上分别缩短了19.45%、9.94%、13.85%、4.10%和3.61%，在搜索时间上分别缩短了62.57%、65.15%、0.97%、66.63%和71.28%。

主题词：路径规划 改进Bi-RRT* 搜索式连接 人工势场法

中图分类号：U461.3；U469.72 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20260077

Bi-RRT* Path Planning Algorithm Based on Guided Connection and Artificial Potential Field

Huang Limin[1], Ding Jiaxin[1], Guo Yifeng[1], Yang Hao[1], Deng Kai[2]

（1. School of Mechanical Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106; 2. Geely University of China, Chengdu 641423）

【Abstract】To address the issues of strong search blindness and poor path feasibility in the traditional Bi-RRT* algorithm, this paper proposes an improved approach named GC-APF-Bi-RRT* (Bi-RRT* based on Guided Connection and Artificial Potential Field). The algorithm first establishes a collision model for vehicles considering four-wheel steering vehicles. It then overcomes the problems of sampling difficulties and reciprocating paths by extracting environmental guide points and employing a search-based connection strategy constrained by direction consistency. Furthermore, an improved APF integrated with a goal-distance factor is introduced to guide the tree growth direction. Finally, greedy pruning and B-spline smoothing techniques are applied to optimize the trajectory. Simulation results demonstrate that in complex environments, compared to traditional RRT, RRT*, RRT-Connect, Bi-RRT*, and Goal-Biased RRT*, the proposed algorithm reduces path length by 19.45%, 9.94%, 13.85%, 4.10%, and 3.61%, respectively, and shortens search time by 62.57%, 65.15%, 0.97%, 66.63%, and 71.28%, respectively.

Key words: Path Planning, Improved Bi-RRT*, Search-based Connection, Artificial Potential Field (APF)

【引用格式】黄丽敏，丁加鑫，郭毅锋，等. 基于引导连接与人工势场的Bi-RRT*路径规划算法[J]. 汽车技术，2026(6)：11-20.

HUANG L M, DING J X, GUO Y F, et al. Bi-RRT* Path Planning Algorithm Based on Guided Connection and Artificial Potential Field[J]. Automobile Technology, 2026(6): 11-20.

1 前言

路径规划作为智能体自主导航的关键环节[1-2]，在复杂路况、动态车流场景下，传统算法存在平顺性不足、避障滞后等缺陷，因此，降低现有路径规划算法的搜索盲目性，对于提升车辆运行效率与安全性具有重要意义。

在主流路径规划算法中，以蚁群算法[3]、遗传算法[4]为代表的智能仿真算法具备全局寻优能力，但实时性较差；以A*[5]与迪杰斯特拉（Dijkstra）[6]为代表的图搜索算法完备性高，但在高维空间的计算量急剧增加。相较之下，以快速扩展随机树[7]（Rapidly-exploring Random

*基金项目：四川省科技计划项目（2024YFHZ0209）。

Trees，RRT）为代表的随机采样算法无需对环境精确离散化，在处理复杂空间时具备结构简单、可扩展性强的优势。但RRT受限于随机探索机制，面临搜索效率不足、路径平滑度差以及迭代计算量大等挑战[8]。

为克服RRT算法现存不足，国内外学者相继提出各类优化方案。Mashayekhi等[9]通过双树搜索结合椭圆子集启发式采样显著提升了算法的收敛效率，但在复杂环境中严格限制全局采样容易导致算法遗漏可行解；Pradhan等[10]融合多点RRT搜索机制与可见性图算法，提高了最优路径的生成速度，但独立的几何后处理在受限空间中极易导致平滑曲线干涉障碍物边界；Fan等[11]通过双向RRT*算法融合目标偏置策略与改进的人工势场（Artificial Potential Field，APF）法，有效减少了路径中的冗余节点，该方法在障碍物密集或临近目标点时易受局部极小值干扰，且容易引发目标不可达问题；Zhang等[12]引入限制采样区域策略，通过动态调整采样空间增强对扩展节点的引导性，同时牺牲了算法在高密度障碍物环境中的全局完备性；Candemir等[13]在起始树和目标树的最近节点周围划定受限采样区域替代全局采样，提升了单机任务在动态环境下的规划效率与路径平滑度，然而过度依赖局部区域采样同样面临容易陷入局部最优的风险；Lei等[14]融合纯追踪模型与杜宾斯（Dubins）曲线策略，在保证运动学可行性的同时，降低了控制器的负载，但常规的邻域连接方式仍无法规避节点扩展时的折返路径问题。

尽管现有研究在一定程度上提升了RRT算法的采样效率与收敛性能，但在障碍物密集的复杂环境中，传统RRT及其衍生算法仍存在扩展随机性大、无效节点过多，以及路径规划效率低等问题。因此，本文提出一种融合多策略的改进路径规划方案。通过双树生长架构与改进的搜索式连接，提升全局空间的搜索速度；融合改进的APF，克服随机采样的盲目性，增强扩展过程的导向性并加速收敛；针对初始路径曲折、冗余点多的问题，引入了包含剪枝与B样条优化的后处理机制，以确保最终路径的平滑性与高效性。

2 GC-APF-Bi-RRT*算法

Bi-RRT*算法基于RRT*算法引入双向搜索策略，解决了RRT*单向搜索在长距离或迷宫环境中效率低下的问题，该算法同时维护以起点为根向终点生长和以终点为根向起点生长的2棵树[15]。在复杂地形下，双向扩展能够大幅减少无效的探索空间，极大提升路径搜索效率。

本文提出基于引导连接和APF的GC-APF-Bi-RRT*（Bi-RRT* Based on Guided Connection and Artificial Potential Field）算法，其结构如图1所示。利用桥接采样生成引导点以通过关键节点，在扩展阶段融合改进APF增强导向性并针对引导点连接引入方向一致性约束以规避折返路径的产生，最后经贪婪剪枝与3次B样条平滑生成符合运动学约束的最优路径。

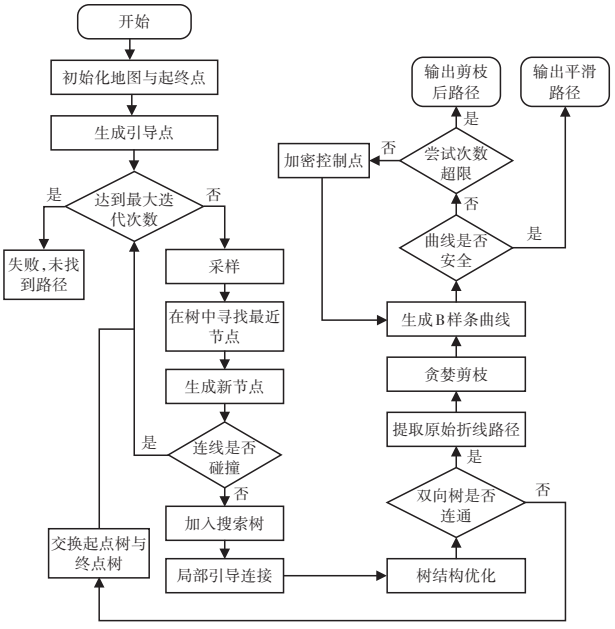


图1 GC-APF-Bi-RRT*算法流程

2.1 车辆模型

由于现有RRT算法常将车辆简化为质点模型，忽略了车身实际尺寸的约束，此类理想化模型极易导致实车在复杂环境中发生碰撞或剐蹭。因此，本文引入四轮转向车辆模型，车长L = 2.5 m、宽W = 1.6 m，采用方向包围盒（Oriented Bounding Box，OBB）界定车身的几何边界，如图2所示。该方法通过分离轴定理（Separating Axis Theorem，SAT）进行碰撞检测，在确保避障可靠性的同时，最大限度保留了车辆在复杂环境的可通行区域。

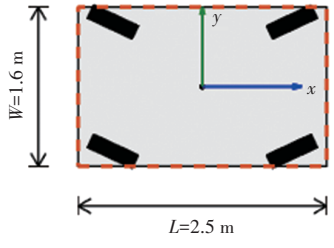


图2 四轮转向车辆模型

2.2 离散引导点与改进搜索式连接

2.2.1 离散化引导点

狭窄空间是构型空间中连通性最差的区域，其体

积在全局状态空间中占比极小，导致随机采样点落入其中的概率趋近于0[16]。因此，可将离散引导点作为指示狭窄区域的稀疏路标，利用障碍物的几何分布特性，采用桥接采样方式，获取规划前环境的拓扑特征，如图3所示。

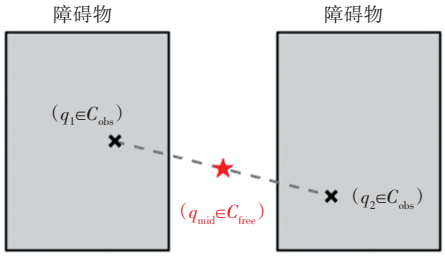


图3　离散引导点示意

在局部范围内，生成2个随机采样点q_1和q_2，若q_1和q_2均位于障碍物内部且二者的中点q_{mid}恰好位于无碰撞的自由空间，则根据几何逻辑判定，q_{mid}极大概率位于被障碍物夹持的通道中心。故保留此类点并将其加入引导点集P_{guid}，从而在无需构建全局地图的情况下，提取并记录狭窄区域的关键引导点。。

2.2.2　基于方向一致性约束的搜索式连接

引入离散引导点能够有效标定复杂空间通道的位置，但在RRT*随机树的扩展过程中，仍需对随机树的末端节点与孤立的引导点建立连接。传统的连接策略采用几何邻域判定法，当引导点落入当前扩展节点的搜索半径内，且两者连线无障碍物遮挡，算法会强制执行连接操作。然而，在复杂的受限空间中，单纯的几何连接方式存在明显的盲目性。

由于RRT*树的生长具有随机性，当前节点的生长方向是不确定的。当引导点恰好位于车辆当前行进方向的侧后方或正后方等反向区域时，强制的几何连接可能会导致路径中出现锐角甚至折返线段。对于本文的四轮转向车辆模型，当路线中出现锐角甚至折返路线时，需要进行换向操作才能完成后续的路径跟踪任务。当路径中出现剧烈折角，将直接造成平滑处理失效。在后续B样条平滑环节中，过大的几何折角极易导致拟合曲线严重偏离安全区域，进而产生碰撞。同时，这种折返连接不仅增加了无效的路径长度和冗余节点，更降低了算法向目标点收敛的搜索效率。

因此，为了兼顾规划路径的平滑性与车辆运动学的可执行性，GC-APF-Bi-RRT*算法在连接策略中引入方向一致性约束。在尝试连接引导点前，评估树的生长趋势与目标引导方向间的几何关系，仅允许在顺势方向上进行连接。

假设随机树当前扩展生成的新节点$\boldsymbol{x}_{new}$，其父节点为$\boldsymbol{x}_{parent}$，则当前随机树在$\boldsymbol{x}_{new}$处的生长向量为：

$$\boldsymbol{V}_{tree} = \boldsymbol{x}_{new} - \boldsymbol{x}_{parent} \tag{1}$$

若$\boldsymbol{x}_{new}$的搜索邻域R_{search}内存在一个候选引导点$\boldsymbol{g}_i$，则从当前节点指向引导点的引导向量$\boldsymbol{V}_{guide}$为：

$$\boldsymbol{V}_{guide} = \boldsymbol{g}_i - \boldsymbol{x}_{new} \tag{2}$$

为了量化向量的方向一致性，通过余弦相似度原理，计算向量间的夹角θ。根据向量点积公式，夹角余弦值为：

$$\cos\theta = \frac{\boldsymbol{V}_{tree}\boldsymbol{V}_{guide}}{\|\boldsymbol{V}_{tree}\|\|\boldsymbol{V}_{guide}\|} \tag{3}$$

基于上述数学模型，本文设定了连接的判别条件：为了避免路径产生急剧转向或折返，连接操作需满足引导点位于车辆当前行进方向的前半平面内。这意味着两个向量的夹角应满足$\theta \in [0, \frac{\pi}{2})$，相应判别条件为：

a. 若$\cos\theta>0$，则$0 < \theta < 90^\circ$，此时引导向量与树的生长向量为锐角，引导点位于车辆的前进方向。这种连接不仅符合车辆的运动趋势，还能引导随机树平滑地过渡到通道内部，因此在无碰撞的前提下允许连接。

b. 若$\cos\theta\leqslant 0$，则$90^\circ \leqslant \theta \leqslant 180^\circ$，此时引导点位于车辆的侧方或后方。强制连接将导致路径出现超过90°的折角，严重违背车辆运动学约束，因此禁止连接，算法将放弃该引导点，继续常规的随机扩展。

如图4所示，当$\boldsymbol{g}_1$位于前向区域，其引导向量与生长向量的夹角$\theta < 90^\circ$，表明该方向符合车辆运动学趋势，算法予以保留；反之，$\boldsymbol{g}_2$位于后向区域，此时$90^\circ \leqslant \theta \leqslant 180^\circ$，强制连接将导致车辆锐角折返，故被算法剔除。该几何约束通过限制树枝扩展与引导点的连接角度，保证在连接引导点时的路径的平滑与方向一致性。

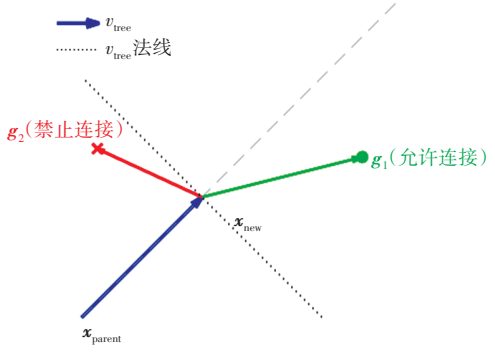


图4　方向一致性约束

2.3　引入目标距离因子的改进APF

在实际应用中，传统人工势场法中障碍物邻近目标点时的目标不可达。当障碍物距离目标点较近时，车辆在逼近目标的过程中，处于目标引力场和障碍物斥力场共同作用范围内。

根据传统势场定义,车辆受到的目标引力与车辆至目标的距离成正比,当车辆无限接近目标点时,引力将趋近于0;车辆受到的目标斥力与车辆至障碍物的距离成反比,车辆在到达目标点附近仍会受到障碍物的较强的斥力作用。这种势能分布的不匹配导致车辆在目标点附近时的引力小于斥力,合力的平衡点偏移离开目标点[17],无法适用于高精度定位的自动驾驶。

因此,引入车辆与目标点间的目标距离因子,优化传统斥力势场函数。当车辆远离目标点时,保持原有避障的排斥能力;反之,通过目标距离因子调节,强制斥力势能及其产生的斥力迅速衰减,使目标点处所有势能项均为零,此时目标点成为全局唯一的势能最低点。改进后的人工势场函数为:

$$U_{\mathrm{att}}(q)=\frac{1}{2}k_{\mathrm{att}}\rho^{2}(q,q_{\mathrm{goal}}) \tag{4}$$

$$U_{\mathrm{rep}}(q)=\begin{cases}\dfrac{1}{2}\eta\left(\dfrac{1}{\rho(q,q_{\mathrm{obs}})}-\dfrac{1}{\rho_0}\right)^{2}\rho^{n}(q,q_{\mathrm{goal}}), & \rho(q,q_{\mathrm{obs}})\leqslant\rho_0\\ 0, & \rho(q,q_{\mathrm{obs}})>\rho_0\end{cases} \tag{5}$$

式中:q、q_{goal}、q_{obs}分别为车辆位置、目标位置和障碍物位置,$\rho(q,q_{\mathrm{obs}})$、$\rho(q,q_{\mathrm{goal}})$分别为车辆与障碍物、目标的欧氏距离,$\rho_0$为障碍物斥力影响半径,$\eta$为斥力增益系数,$n$为调节指数,$\rho^{n}(q,q_{\mathrm{goal}})$为目标距离因子。

对改进势场函数求负梯度,得到作用于车辆的广义斥力向量$F_{\mathrm{rep}}(q)$。由于引入目标距离项,求导后的斥力可分解为2个具有明确物理意义的分力:

$$F_{\mathrm{rep}}(q)=-\nabla U_{\mathrm{rep}}(q)=F_{\mathrm{rep},1}+F_{\mathrm{rep},2} \tag{6}$$

第一分量$F_{\mathrm{rep},1}$源于障碍物距离变化,其方向由障碍物指向车辆,产生主要的避障排斥作用:

$$F_{\mathrm{rep},1}=\eta\left(\frac{1}{\rho(q,q_{\mathrm{obs}})}-\frac{1}{\rho}\right)\frac{\rho^{n}(q,q_{\mathrm{goal}})}{\rho^{2}(q,q_{\mathrm{obs}})}\nabla\rho(q,q_{\mathrm{obs}}) \tag{7}$$

第二分量$F_{\mathrm{rep},2}$源于目标距离变化,其方向由车辆指向目标,产生牵引效果:

$$F_{\mathrm{rep},2}=-\frac{n}{2}\eta\left(\frac{1}{\rho(q,q_{\mathrm{obs}})}-\frac{1}{\rho}\right)^{2}\rho^{n-1}(q,q_{\mathrm{goal}})\nabla\rho(q,q_{\mathrm{goal}}) \tag{8}$$

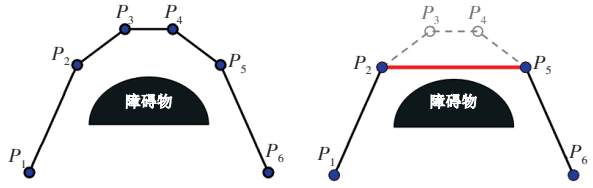
当车辆逐渐接近目标点时,目标距离因子$\rho^{n}(q,q_{\mathrm{goal}})$趋于0,此时无论障碍物距离多么近,斥力向量$F_{\mathrm{rep}}$都会趋于0,表明目标点处的斥力将不再占据主导地位,合力完全由引力决定。此时车辆能够无偏差到达目标位置,成功克服了障碍物邻近目标点时的目标不可达这一缺陷,极大地提升了规划算法在复杂受限环境下的鲁棒性与精度。

2.4 路径后处理

由于RRT*算法是基于随机采样,其生成的初始路径呈现折线型,且路径中包含大量冗余的中间节点和非必要的转向动作。路径的总长度增加,导致车辆在执行过程中频繁调整航向,极易引起控制不稳定。因此,本文采用贪婪剪枝和B样条曲线对初始路径进行取直平滑处理。

2.4.1 贪婪剪枝

贪婪剪枝利用三角不等式原理[18],旨在剔除路径中连通性冗余节点,如图5所示。将初始路径视为节点序列$P=\{P_1,P_2,\cdots,P_n\}$,迭代检查非相邻节点间的直线连通性,尝试跳过中间节点。原路径中P_1~P_5存在明显迂回现象,经检测发现P_2与P_5无障碍遮挡,可执行剪枝操作,降低路径代价的同时减少航向切换次数。



(a)原始路径　　(b)优化路径

图5　贪婪剪枝示意

2.4.2 路径平滑

B样条曲线是一种常见的插值平滑算法,通过剪枝优化后,将路径节点序列$P=\{P_1,P_2,\cdots,P_n\}$视为B样条曲线的控制顶点[19]。定义一条k阶B样条曲线$C(u)$,其基函数线性组合为[20]:

$$C(u)=\sum_{i=0}^{n}N_{i,k}(u)\cdot P_i,\quad u\in[u_{\min},u_{\max}] \tag{9}$$

$$N_{i,1}(u)=\begin{cases}1, & u_i\leqslant u\leqslant u_{i+1}\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{10}$$

$$N_{i,k}(u)=\frac{u-u_i}{u_{i+k-1}-u_i}N_{i,k-1}(u)+\frac{u_{i+k}-u}{u_{i+k}-u_{i+1}}N_{i+1,k-1}(u) \tag{11}$$

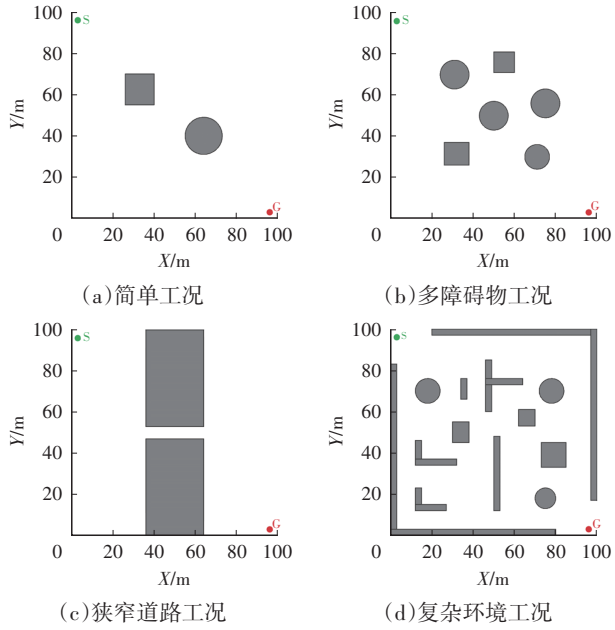
式中:P_i为第i个控制顶点,u为节点变量,$N_{i,k}(u)$为第i个k阶B样条基函数。

本文使用$k=4$的3次B样条,保证生成的路径在曲率上达到连续。

3 仿真验证

为检验GC-APF-Bi-RRT*算法在不同工况下的路径规划能力,使用MATLAB构建简单工况、多障碍物工况、狭窄通道工况以及复杂环境工况4种典型工况测试地图,如图6所示。地图规格为100 m×100 m,任务起点、终点坐标分别为(3 m,96 m)和(96 m,3 m),其中灰色区域定义为静态障碍。采用的四轮转向车辆模型长为2.5 m、宽为1.6 m,最大迭代次数为20 000次。对每组工况进行

50次独立重复试验，统计分析成功率、平均搜索时间、迭代次数与路径长度等关键性能指标。为保证算法的可复现性，本文方法的核心参数设置如表1所示。



（a）简单工况　（b）多障碍物工况

（c）狭窄道路工况　（d）复杂环境工况

图6　仿真工况地图

表1　GC-APF-Bi-RRT*算法核心参数

参数	取值	参数	取值
步长/m	3.0	重连半径/m	20.0
采样策略	20%目标偏置，80%全局采样	桥接采样次数/次	1 500
桥接采样阈值/m	10.0	引导点最小间距/m	3.0
方向一致性夹角阈值θ/(°)	<90°（$\cos\theta$>0）	引力增益系数k_{att}	0.5
斥力增益系数η	5.0	斥力影响半径ρ_0/m	15.0
目标距离指数n	2.0	终止条件（迭代次数）/次	20 000
终止条件（双树连接阈值）/m	5.0	碰撞检测采样步长/m	0.5

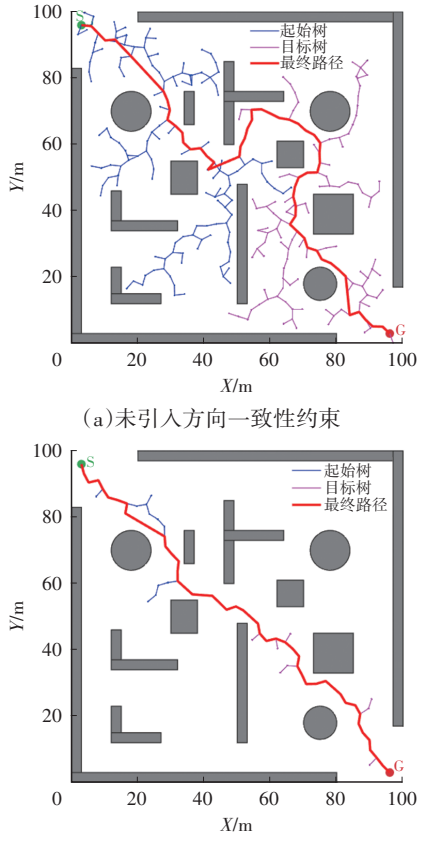
3.1　改进搜索连接仿真

通过对比试验分析改进搜索连接策略在路径规划中的有效性，在复杂环境工况下，基于Bi-RRT*引入方向一致性约束的搜索连接策略，结果如表2和图7所示。

表2　改进搜索连接仿真数据

方法	成功率/%	搜索时间/s	路径长度/m	迭代次数/次	节点数/个
未引入约束	100	0.346 2	162.864 2	93	106
引入约束	100	0.345 9	161.391 3	93	108

由表2可知，引入方向一致性约束后，改进的搜索式连接策略在环境路径规划中展现出路线质量和运动学约束方面的优势。由图7可知，通过引入方向一致性约束，剔除所有逆向的突兀连接，所生成的初始路径天然具备较好的连续性，从而大幅减轻后续贪婪剪枝和B样条平滑的计算负担，最终生成的轨迹更加自然流畅，确保车辆能够畅通过受限区域。因此，引入方向一致性约束的搜索连接策略成功能够保证路径顺畅且符合运动学约束，可解决复杂空间规划问题。



（a）未引入方向一致性约束

（b）引入方向一致性约束

图7　改进搜索连接仿真结果

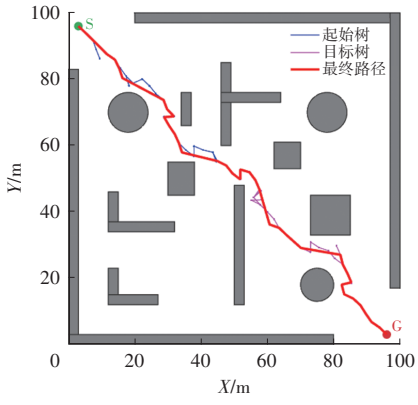
3.2　改进APF仿真

为了验证改进APF在路径规划中的性能，在复杂环境工况种下，基于Bi-RRT*引入目标距离因子的APF性能结果如表3和图8所示。

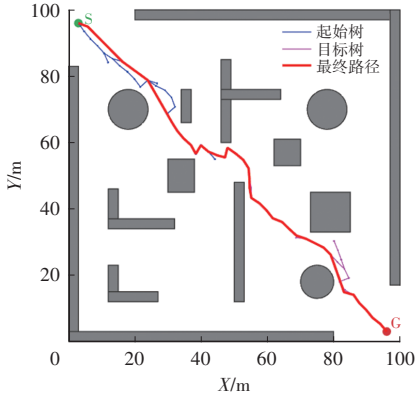
表3　改进APF仿真数据

方法	成功率/%	搜索时间/s	路径长度/m	迭代次数/次	节点数/个
未引入因子	100	0.285 6	153.276 3	54	105
引入因子	100	0.230 1	145.293 9	55	83

如表3和图8可知，未引入目标距离因子时，随机树生成的路径呈现明显振荡且包含无效迂回。引入目标距离因子后，路径长度相比未引入目标距离因子搜索时间缩短19.43%，路径长度缩短5.21%，路径节点数降幅达20.95%，生成的树结构更加精简，剔除了大量冗余节点。同时，在接近终点区域，斥力势能迅速衰减，引力占据主导地位，规划路径更加简洁与平滑，有效抑制了车辆在障碍物附近反复振荡现象。



(a)未引入目标距离因子



(b)引入目标距离因子

图8　改进APF仿真结果

3.3　不同工况仿真验证

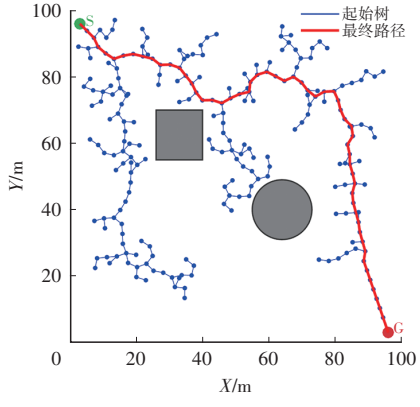
3.3.1　简单工况

在简单工况下，将本文方法与经典RRT、RRT*、RRT-connect、Bi-RRT*以及Goal-Biased RRT*算法进行对比分析，结果如图9及表4所示。

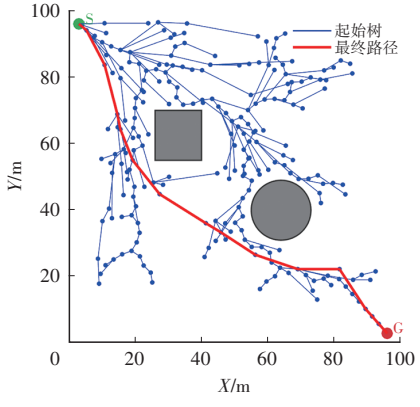
相比传统算法，本文方法的搜索时间分别缩短54.01%、53.43%、11.20%、30.36%和42.85%。路径长度方面，GC-APF-Bi-RRT*较RRT、RRT*和RRT-Connect分别缩短了12.88%、4.86%和15.66%，与Bi-RRT*以及Goal-Biased RRT*算法处在同一水平。GC-APF-Bi-RRT*在迭代次数和节点数方面进步明显，这证明了该算法在简单工况下能够以最小的计算代价规划出质量最高的路径。

3.3.2　多障碍物工况

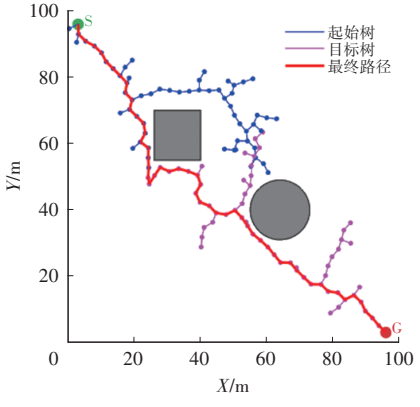
在障碍物分布更密集的多障碍物工况下测试各算法的性能，结果如图10和表5所示，各算法的性能差异依旧显著。与传统的RRT、RRT*、Bi-RRT*和Goal-Biased RRT*算法相比，GC-APF-Bi-RRT*算法的路径长度分别缩短14.35%、4.90%、1.07%和0.05%，搜索时间大幅减少47.84%、45.77%、40.74%和52.12%。尽管本文算法在搜索时间上与RRT-Connect算法相比仅提升0.11%，但在路径质量上优化显著，路径长度缩短



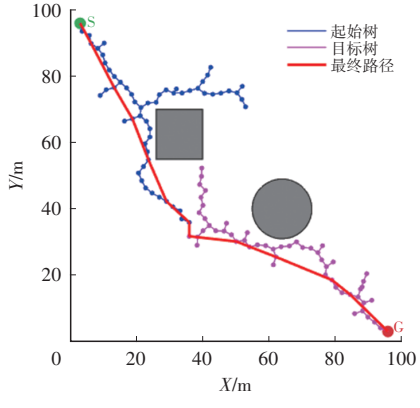
(a)RRT算法



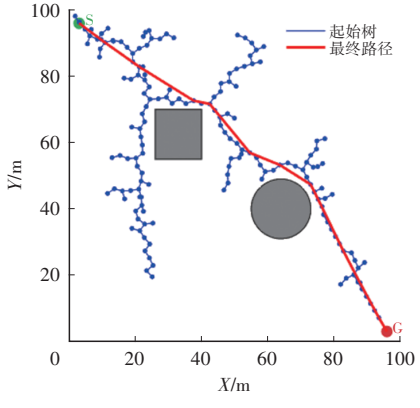
(b)RRT*算法



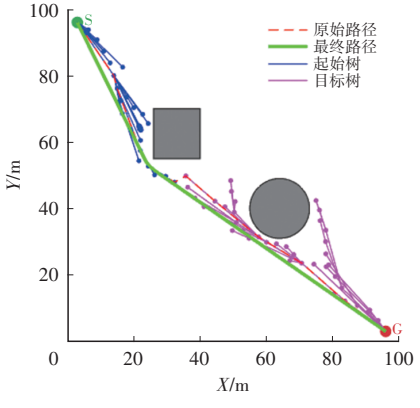
(c)RRT-connect算法



(d)Bi-RRT*算法



(e)Goal-Biased RRT*算法



(f)GC-APF-Bi-RRT*算法

图9　简单工况各算法仿真结果

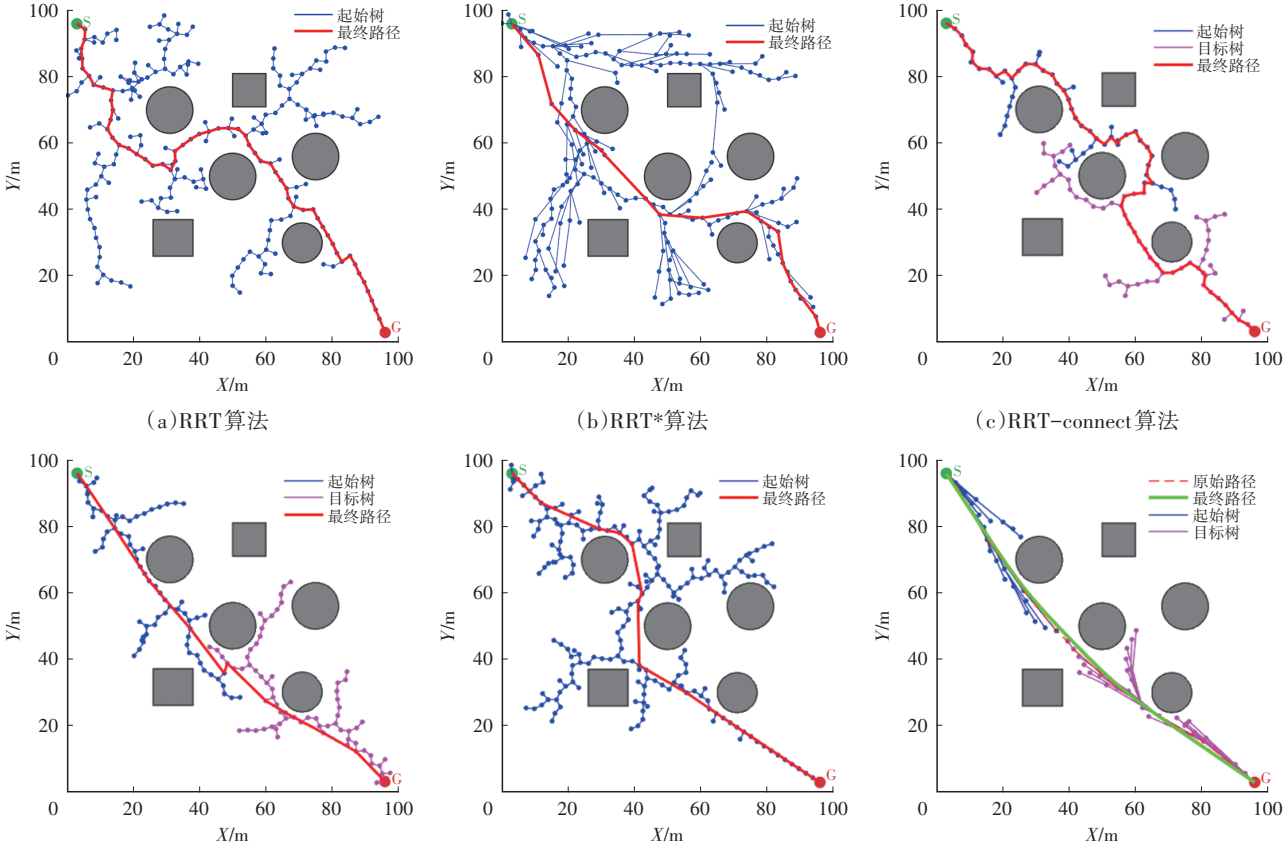
表4　简单工况各算法仿真数据

方法	成功率/%	搜索时间/s	路径长度/m	迭代次数/次	节点数/个
RRT	100	0.574 1	162.376 2	212	182
RRT*	100	0.566 9	148.684 1	201	176
RRT-connect	100	0.297 3	167.731 1	74	85
Bi-RRT*	100	0.379 1	142.533 6	75	123
Goal-Biased RRT*	100	0.461 9	141.103 0	208	169
GC-APF-Bi-RRT*	100	0.264	141.457 0	72	85

15.49%。因此,GC-APF-Bi-RRT*算法在多障碍物工况下依然兼顾了求解效率与路径最优。

3.3.3　狭窄道路工况

在狭窄通道的受限环境中进行测试,该工况对算法的探索能力要求极高,传统随机采样算法往往难以在狭小的可行域内通过采样点,极易陷入局部极小值或导致计算量激增。如图11和表6所示,与传统的RRT、RRT*、Bi-RRT*算法相比,GC-APF-Bi-RRT*算法的路



(a)RRT算法　(b)RRT*算法　(c)RRT-connect算法

(d)Bi-RRT*算法　(e)Goal-Biased RRT*算法　(f)GC-APF-Bi-RRT*算法

图10　多障碍物工况各算法仿真结果

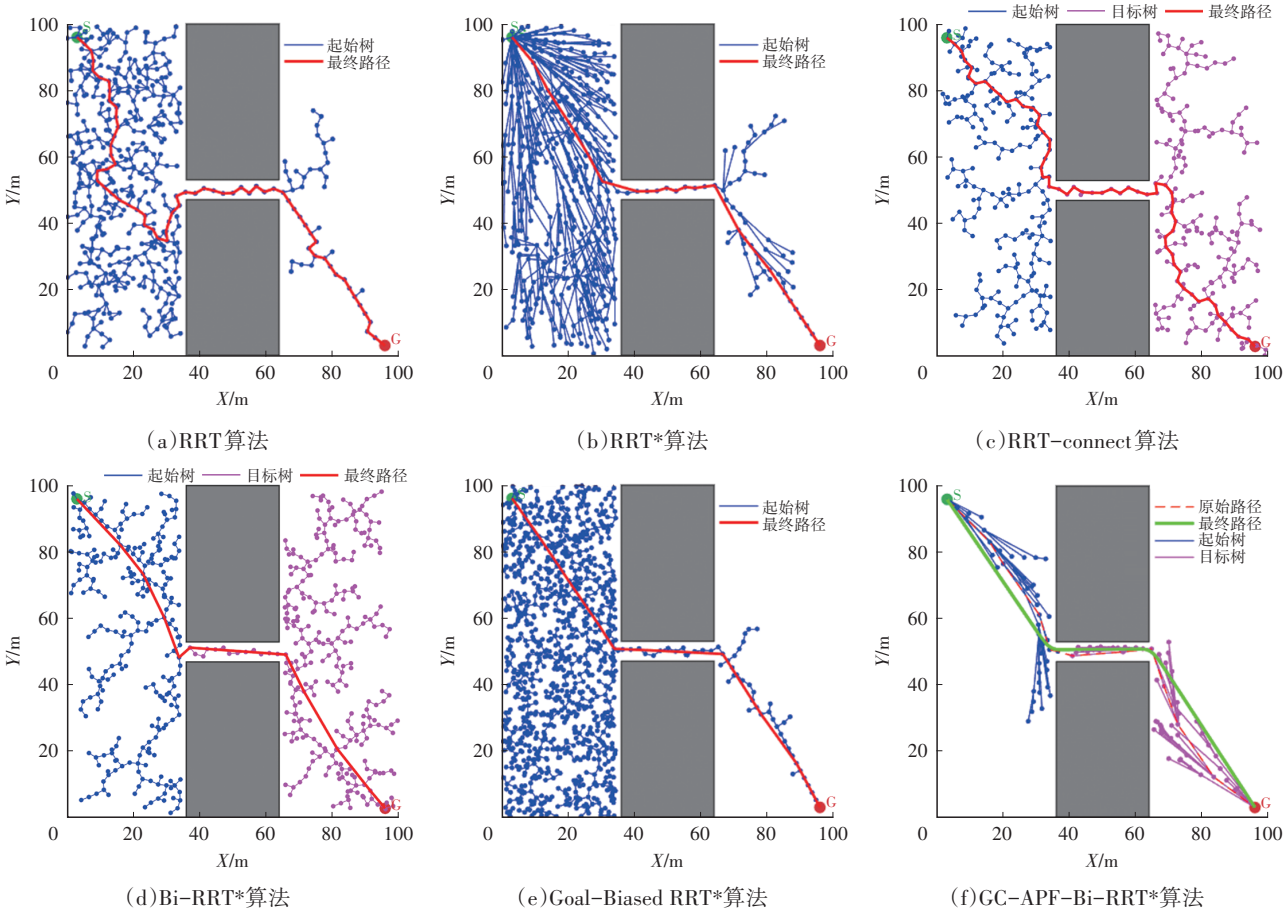
表5　多障碍物工况各算法仿真数据

方法	成功率/%	搜索时间/s	路径长度/m	迭代次数/次	节点数/个
RRT	100	0.509 8	161.387 3	232	182
RRT*	100	0.490 3	145.348 5	216	169
RRT-connect	100	0.266 2	163.574 3	88	84
Bi-RRT*	100	0.448 7	139.724 9	79	122
Goal-Biased RRT*	100	0.555 3	138.300 3	220	163
GC-APF-Bi-RRT*	100	0.265 9	138.231 9	73	84

径长度分别缩短了13.16%、4.82%和2.05%，搜索时间减少了66.07%、74.65%和86.56%。尽管GC-APF-Bi-RRT*算法在搜索时间上较RRT-connect算法略微增加了5.17%，即0.02 s，但在路径质量上优化显著，路径长度缩短14.57%。GC-APF-Bi-RRT*算法与Goal-Biased RRT*算法在路径长度方面处于同一最优水平，但GC-APF-Bi-RRT*算法搜索时间相比Goal-Biased RRT*算法大幅缩短81.62%，且该算法在迭代次数和节点数方面优势显著。因此，GC-APF-Bi-RRT*算法在狭窄道路工况下依旧能够表现出显著的优越性。

3.3.4　复杂环境工况

为了全面评估算法的鲁棒性，复杂环境工况不仅障碍物分布密集，且存在多个易陷入的局部极小值区域，对路径规划算法的避障策略和全局寻优能力提出了严峻挑战。测试结果如图12和表7所示，相较于传统RRT、RRT*、Bi-RRT*和Goal-Biased RRT*算法，本文算法的路径长度分别缩短19.45%、9.94%、4.10%和3.61%，搜索时间大幅减少62.57%、65.15%、66.63%和71.28%。GC-APF-Bi-RRT*算法在搜索时间上与RRT-connect算法相比仅略微减少0.97%，但在路径长度上缩短13.85%。因此，GC-APF-Bi-RRT*算法在复杂环境工况下成功实现了搜索速度与路径最优的双重提升，表现出显著的优越性。



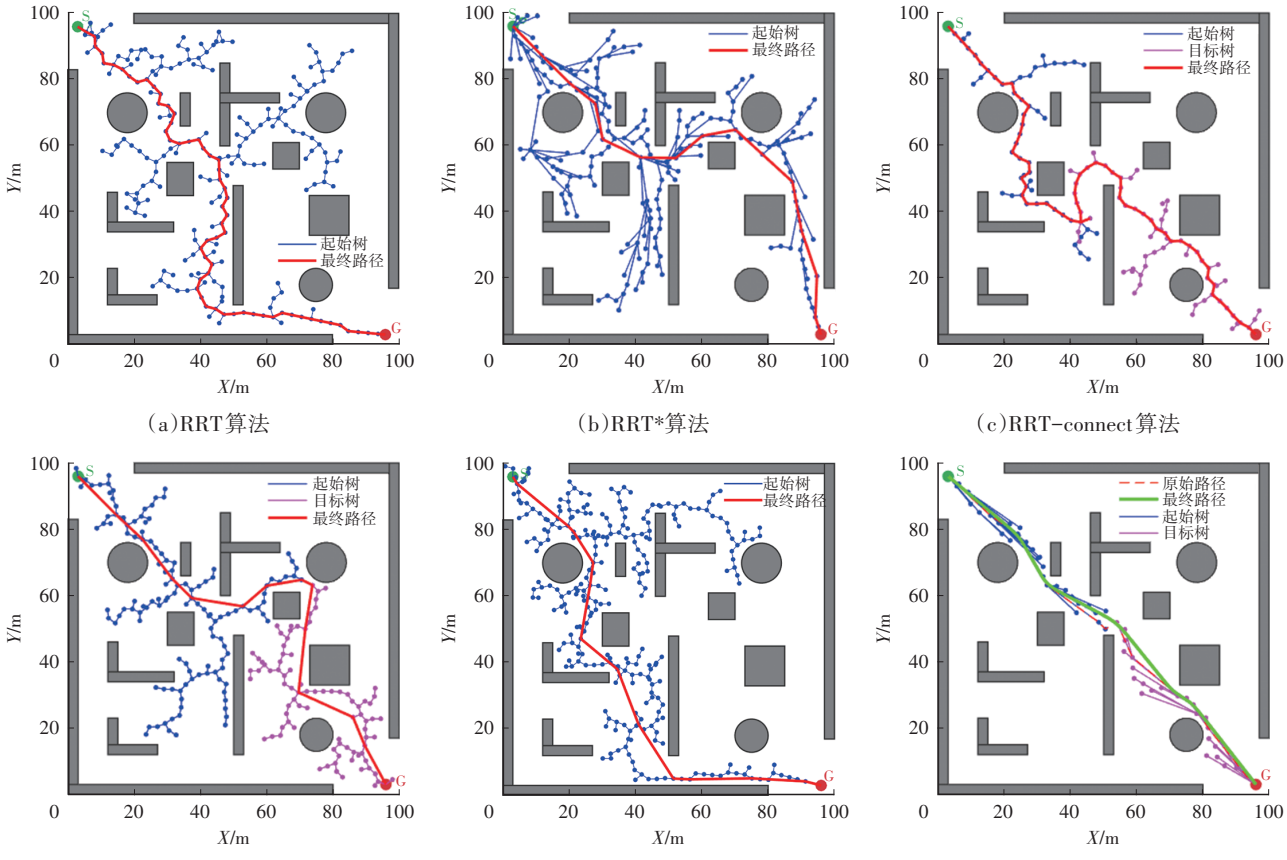
(a)RRT算法　(b)RRT*算法　(c)RRT-connect算法

(d)Bi-RRT*算法　(e)Goal-Biased RRT*算法　(f)GC-APF-Bi-RRT*算法

图11　狭窄道路工况各算法仿真结果

表6　狭窄道路工况各算法仿真数据

方法	成功率/%	搜索时间/s	路径长度/m	迭代次数/次	节点数/个
RRT	100	1.306 1	167.089 9	793	329
RRT*	100	1.748 5	152.447 0	821	339
RRT-connect	100	0.421 4	169.854 5	235	140
Bi-RRT*	100	3.297 5	148.141 4	263	236
Goal-Biased RRT*	100	2.411 4	145.062 1	1178	415
GC-APF-Bi-RRT*	100	0.443 2	145.106 2	126	126



(a)RRT算法　(b)RRT*算法　(c)RRT-connect算法

(d)Bi-RRT*算法　(e)Goal-Biased RRT*算法　(f)GC-APF-Bi-RRT*算法

图12　复杂环境工况各算法仿真结果

表7　复杂环境工况各算法仿真数据

方法	成功率/%	搜索时间/s	路径长度/m	迭代次数/次	节点数/个
RRT	100	0.678 9	168.848 8	379	224
RRT*	100	0.729 1	151.019 4	409	235
RRT-connect	100	0.256 6	157.876 9	83	77
Bi-RRT*	100	0.761 5	141.830 1	137	146
Goal-Biased RRT*	100	0.884 8	141.104 1	478	255
GC-APF-Bi-RRT*	100	0.254 1	136.009 2	63	71

4　结束语

为解决自动驾驶车辆在非结构化复杂环境区域的路径规划难题,本文提出GC-APF-Bi-RRT*算法。本文建立了长2.5 m、宽1.6 m的四轮转向车辆模型并采用OBB处理障碍物边界,确保了规划路径的安全性与可行性。在双向RRT*的框架下,在离散引导点生成与搜索式连接的基础上增加了方向一致性约束,主动牵引随机树穿越障碍物缝隙的同时,剔除逆向生长节点,规避了锐角折返路径的生成。同时,引入目标距离因子的改进APF,克服了随机树生长的盲目性,并解决了目标不可达问题。通过贪婪剪枝与自适应B样条平滑处理作为后处理,剔除了冗余节点并平滑路径曲率。

多种工况的仿真结果验证了本文方法在提升规划效率与优化路径质量方面的显著优势,具有重要的工程应用价值。未来研究将进一步考虑动态障碍物环境下的多车规避策略,并结合车辆动力学约束开展实车在环测试与验证。

参　考　文　献

[1] TAO F Z, DING Z W, FU Z G, et al. Efficient Path Planning for Autonomous Vehicles Based on RRT* with Variable Probability Strategy and Artificial Potential Field Approach[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1).

[2] BADUE C, GUIDOLINI R, CARNEIRO R V, et al. Self-Driving Cars: A Survey[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 165.

[3] NIU B, WANG Y J, LIU J, et al. Path Planning for

Unmanned Aerial Vehicles in Complex Environment Based on an Improved Continuous Ant Colony Optimisation[J]. Computers and Electrical Engineering, 2025, 123.

[4] LIU L X, WANG X, YANG X, et al. Path Planning Techniques for Mobile Robots: Review and Prospect[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 227.

[5] YAO M, DENG H G, FENG X Y, et al. Global Path Planning for Differential Drive Mobile Robots Based on Improved BSGA* Algorithm[J]. Applied Sciences, 2023, 13(20).

[6] GUO D, LI C C, YAN W, et al. Optimal Path Planning Method of Electric Vehicles Considering Power Supply[J]. Journal of Central South University, 2022, 29(1): 331-345.

[7] 冉华明. 基于狭窄通道路径树的快速航路规划算法[J]. 电讯技术, 2022, 62(6): 723-728.
RAN H M. A Rapid Path Planning Algorithm Based on Narrow Passage Route Tree[J]. Telecommunication Engineering, 2022, 62(6): 723-728.

[8] KAONIAN T, RAHMAN M A B A, ARIFF M H M, et al. Enhanced RRT Motion Planning for Autonomous Vehicles: A Review on Safety Testing Applications[J]. Open Engineering, 2025, 16(1).

[9] MASHAYEKHI R, IDRIS M Y I, ANISI M H, et al. Hybrid RRT: A Semi-Dual-Tree RRT-Based Motion Planner[J]. IEEE Access, 2020, 8: 18658-18668.

[10] PRADHAN S, MANDAVA R K, VUNDAVILLI P R. Development of Path Planning Algorithm for Biped Robot Using Combined Multi-Point RRT and Visibility Graph[J]. International Journal of Information Technology, 2021, 13(4): 1513-1519.

[11] FAN J M, CHEN X, LIANG X. UAV Trajectory Planning Based on Bi-Directional APF-RRT* Algorithm with Goal-Biased[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213.

[12] ZHANG L X, YIN H T, LI A, et al. RSA-RRT: A Path Planning Algorithm Based on Restricted Sampling Area[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2024, 36(8).

[13] CANDEMIR D, KÖK İ, ÖZDEMIR S. Narrowed Regions-Based Bidirectional Path Planning Using RRT-Connect for Single Aircraft Missions[J]. Procedia Computer Science, 2024, 231: 703-708.

[14] LEI C F, LI J, DENG Y S, et al. RRT*ASV: Improved RRT* Path Planning Method for Ackermann Steering Vehicles[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 279.

[15] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-Based Algorithms for Optimal Motion Planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.

[16] 薛佳慧, 陶贤露, 潘树国, 等. 基于DLGS-RRT-Connect算法的狭窄复杂空间路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(9): 25-38.
XUE J H, TAO X L, PAN S G, et al. Narrow and Complex Spatial Path Planning Based on DLGS-RRT-Connect Algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(9): 25-38.

[17] REN H, QI J Y, ZHANG X. Improved APF-Based Path Planning for Aircraft Towbarless Towing Vehicle System[J]. Journal of Mechanical Engineering, Automation and Control Systems, 2025, 6(2): 58-74.

[18] KANG J G, LIM D, CHOI Y, et al. Improved RRT-Connect Algorithm Based on Triangular Inequality for Robot Path Planning[J]. Sensors, 2021, 21(2).

[19] 谭波, 罗均, 罗雨松, 等. 改进RRT算法的机器人路径规划[J]. 重庆大学学报, 2023, 46(9): 13-22.
TAN B, LUO J, LUO Y S, et al. Robot Path Planning Based on Improved RRT Algorithm[J]. Journal of Chongqing University, 2023, 46(9): 13-22.

[20] ESHTEHARDIAN S A, KHODAYGAN S. A Continuous RRT* -Based Path Planning Method for Non-Holonomic Mobile Robots Using B-Spline Curves[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2022, 14(7): 8693-8702.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2026年3月16日。