

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.09.002

基于全局导向的智能车辆路径规划融合算法研究*

张 硕¹, 邝士奇¹, 赵 轩¹, 陈轶嵩¹, 余 强¹, 余 曼²

(1. 长安大学汽车学院, 西安 710064; 2. 长安大学工程机械学院, 西安 710064)

[摘要] 针对曲线道路的路径规划问题, 本文提出一种基于全局导向人工势场法的路径规划融合算法。考虑持续转弯的弯曲道路工况, 构建基于变形栅格的栅格地图; 考虑道路环境中的行车风险, 基于行车风险场理论优化A*算法启发函数从而改进A*算法。改进传统人工势场法的局限性及固有缺陷, 在局部路径规划中考虑自车、环境车辆及障碍物的轮廓形状, 引入全局导向路径进一步改进人工势场法。以改进A*算法规划路径为全局最优导向路径, 设计基于改进人工势场法的路径规划融合算法。仿真结果表明, 提出的融合算法可以生成有效的行驶路径, 与数据集提取的实车路径接近, 且在障碍物环境中规划的路径安全高效, 满足车辆的行驶要求。

关键词: 路径规划; 栅格地图; A*算法; 人工势场法

Research on Global Oriented Path Planning Fusion Algorithm for Intelligent Vehicles

Zhang Shuo¹, Kuang Shiqi¹, Zhao Xuan¹, Chen Yisong¹, Yu Qiang¹ & Yu Man²

1. School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064;

2. School of Construction Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064

[Abstract] For the problems of path planning on curved roads, a path planning fusion algorithm based on global oriented artificial potential field method is proposed in this paper. Considering the curved road conditions, a grid map based on deformed grid is constructed. Considering the driving risk in the road environment, the heuristic function of A* algorithm is optimized based on the driving risk field theory. To improve the limitation and inherent defects of the traditional artificial potential field method, in view of the outline shapes of the subject vehicle, environment vehicles and obstacles, the artificial potential field method is improved as the local path planning method by introducing in the globally guided path. Taking the path planned by the improved A* algorithm as the global optimal guided path, the path planning fusion algorithm is designed based on the improved artificial potential field method. The simulation results show that the proposed fusion algorithm can generate effective and reasonable driving path, which is close to the real vehicle path extracted from the dataset. Moreover, the path planned in the environment with obstacles is safe and efficient, meeting the driving requirements of the vehicle.

Keywords: path planning; grid map; A* algorithm; artificial potential field method

前言

近些年, 汽车向着智能化、个性化快速发展^[1],

能否安全、有效地避开障碍到达目的地是衡量车辆智能化水平的重要指标之一。路径规划算法是决定智能化水平的关键技术之一^{[2][3]}。根据环境信息的特点及获取方式, 通常将智能车辆路径规划算法分

* 国家自然科学基金(52372375)、国家自然科学基金(52302427)、国家重点研发计划子课题(2021YFB2501202)、陕西省重点研发计划项目(2023-YBGY-122)和长安大学中央高校基本科研业务费专项资金项目(300102223207)资助。

原稿收到日期为2024年02月19日, 修改稿收到日期为2024年04月20日。

通信作者: 赵轩, 教授, 博士, E-mail: zhaoxuan@chd.edu.cn。

为基于全局信息的全局路径规划^[4-5]和基于传感器信息的局部路径规划^[6-7]两类。全局路径规划算法主要有D*算法^[8]、快速随机探索树算法^[9]和A*算法^[10]等;局部路径规划算法主要有遗传算法^[11]、最优控制法^[12]、人工势场法(APF)^[13-14]等。

近年来许多学者针对A*算法的规划速度、安全性、平滑程度研究了改进方法:引入跳点搜索,对冗余节点有效剪枝,提升二维栅格空间的搜索速度^[15];引入评价标准选择合适的A*算法参数^[16];建立映射机制优化评价函数^[17];引入双向搜索机制优化评价函数^[18]等。针对路径不平滑的问题,学者们也进行了改进:建立双向平滑路径策略,改进代价函数并加入贝塞尔曲线^[19];引入冗余点删除策略减少转折点数目^[20-21];采用冗余点删除策略对全局路径进行一次平滑后采用三次B样条曲线对路径进行二次平滑^[20];采用动态相切圆策略用圆弧来代替原来的转折点^[22]等。A*算法及其改进算法在路径规划领域有很多成功应用。

人工势场法是常用的局部路径规划算法,传统人工势场法虽然能够应对动静态障碍物生成平滑避障路径,但容易出现局部极小值和目标不可达问题。Li等^[23]提出一种考虑障碍物尺寸的势场函数模型,通过自适应调整势场函数权重,有效解决了局部极小值问题。黄开启等^[24]重新构建势场,利用模糊算法提供辅助导向力,克服了局部最优问题。但由于人工势场法环境检测范围有限,无法考虑全局信息。

目前针对弯道以及狭窄区域的智能车辆路径规划算法研究较少。Wang等^[25]提出了一种基于动态安全域的轨迹规划方法实现无碰撞、无失稳的安全变道。Li等^[26]通过多边形描述车辆的几何形状。Liu等^[27]提出了一种基于分层规划方法的双模块化底盘参考路径生成策略。但均未对弯道及狭窄场景进行针对性的路径规划。

本文针对曲线道路交通环境开展智能车辆路径规划研究。基于行车风险场理论和变栅格地图改进A*算法。引入全局路径,考虑自车、环境车辆、障碍物的轮廓改进人工势场法。将改进A*算法搜索的全局路径作为全局最优导向路径点,与改进人工势场法融合,从而规划安全、平滑、高效的路径。并基于INTERACTION数据集的道路工况进行试验验证。

1 基于改进A*算法的全局路径规划

传统A*算法在进行路径规划时趋于选择最短路径,会导致与障碍距离小的问题,缺乏对现实环境的考虑,无法规避行车潜在风险,且规划路径不平滑。本文针对传统A*算法进行改进,设计智能车辆全局路径规划方法。

1.1 基于行车风险场理论的A*算法优化

A*算法从起始位置出发向周围节点逐层扩展,寻找代价最小的节点,直至到达目标点。传统A*算法的代价函数为

$$F(n) = G(n) + H(n) \quad (1)$$

式中: n 代表当前所在节点; $F(n)$ 代表从起始位置到目标点的综合代价; $G(n)$ 代表从起始位置到 n 的实际代价; $H(n)$ 为启发函数,代表从 n 到目标点的预估代价。

选择合适的 $H(n)$ 进行路径搜索,对A*算法的搜索效率和准确性至关重要。传统A*算法的子节点具有相同特性,仅依靠距离确定子父节点存在以下问题:不规则障碍物导致无法建立合适的物理模型,影响路径搜索效率;忽略了障碍物属性对路径规划的影响。

行车安全是驾驶任务的基本要求。本文将行车风险场理论引入到优化启发函数,定量描述驾驶过程中的行车风险,研究启发函数的优化方法。

本文主要针对静态场景下的路径规划进行优化,根据道路上静态交通元素如停止的车辆、隔离带、路障等对行车风险的影响,建立势能场 $E_{R_{ij}}$ 模型,如式(2)所示:

$$E_{R_{ij}} = \frac{K_1 M_i}{|r_{ij}|^{k_1}} \times \frac{r_{ij}}{|r_{ij}|} \quad (2)$$

式中: $r_{ij} = (x_j - x_i, y_j - y_i)$ 为静态交通元素 i 到参考点的矢量距离; K_1 、 k_1 为大于0的待定系数; M_i 为静态交通元素 i 的质量。

以综合场强值衡量行车风险程度,建立道路交通系统中的行车风险场模型:

$$E_{s_j} = E_{R_j} = \sum_i E_{R_{ij}} \quad (3)$$

式中: E_{s_j} 为 j 处的行车风险场场强; E_{R_j} 为 j 处的势能场场强; $\sum_i E_{R_{ij}}$ 为单个势能场场强在 j 处场强的矢量和。行车风险场场强越大,表明行车风险越大,越容易发生碰撞事故。

交通环境不仅需要考距离因素,还应该关注所规划路径的安全程度,本文选择欧几里德距离作为启发函数,并将碰撞风险评估指标以启发函数的形式引入A*算法,改进后的综合代价函数 $F(n)$ 为

$$F(n) = G(n) + H(n) + E_{s,n} \quad (4)$$

式中 $E_{s,n}$ 为当前节点 n 处的行车风险场场强。

随着车辆从起始点向目标点移动,基于行车风险场理论的A*算法计算所处位置风险状况,规划路径避开高风险区域。

1.2 基于变形栅格地图的A*算法优化

根据Ren等^[28]学者基于车辆动力学特性的弯道车辆轨迹模型研究,车辆在弯道行驶过程中理想路径应始终与车道中心线平行。由于传统A*算法在弯道上规划的路径会偏离车道中心线方向,不符合理想路径,容易出现安全问题,并且路径在弯道处占用栅格复杂、边界不平滑,不符合实际车辆轨迹的特点,且容易导致高额的计算负载。

本文针对弯道路况的特点提出一种变形栅格地图构建方法,具体如下:

(1)以弯道路段起点、终点及左侧道路边界为栅格地图的边界,对边界轨迹信息进行处理,当存在图1中类似空缺时,补齐后做平滑处理,作为栅格地图的 X 轴(列方向),垂直于道路边界做 Y 轴(行方向)。

(2)最接近 X 轴的栅格行为第1行,最接近 Y 轴的栅格列为第1列,位于路径规划所需道路段的起始位置。

(3)沿道路边界以选定的分辨率划分栅格,沿 X 轴方向对边界长度累加求和,依次求得第1行各栅格节点的大地坐标及道路航向角。

(4)根据第1行节点的坐标和航向角,向下1行方向按照分辨率计算其余节点的坐标,依次类推。

(5)沿 X 轴和 Y 轴方向,对栅格地图的列、行进行编号作为栅格坐标。划分栅格如图1所示。

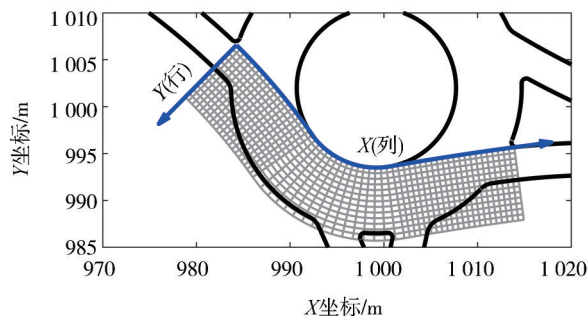


图1 变形栅格地图

基于变形栅格地图进行路径规划时,弯道处占用栅格复杂、边界不平滑等情况得到明显改善,可避免A*算法规划路径偏离车道方向的问题。

2 基于改进人工势场法的局部路径规划

实际交通环境中存在多种交通参与者,改进A*算法局部信息欠缺,难以解决局部路径规划问题,本文采用人工势场法进行局部路径规划。

2.1 传统人工势场法优化

人工势场法通过定义障碍物产生的斥力场 U_{rep} 和目标点产生的引力场 U_{att} 形成虚拟的势场,根据势场总和 U_{sum} 计算出合力,依此规划路径使车辆绕开障碍物。

定义车辆所在位置的引力势场函数、斥力势场函数分别如式(5)和式(6)所示。

$$U_{att} = \frac{1}{2} K_a (X - X_g)^2 \quad (5)$$

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2} K_r (\frac{1}{\alpha} - \frac{1}{\alpha_0}), & \alpha \leq \alpha_0 \\ 0, & \alpha > \alpha_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: K_a 为引力势场常数; $X = (x, y)^T$ 代表车辆的位置向量; X_g 为目标点的位置向量; K_r 为斥力势场常数; α 为车辆距障碍物的最小距离; α_0 为障碍物的影响范围。则引力和斥力为

$$F_a = -\text{grad}(U_{att}) = K_a (X_g - X) \quad (7)$$

$$F_r = -\text{grad}(U_{rep}) = \begin{cases} (\frac{1}{\alpha} - \frac{1}{\alpha_0}) \frac{K_r}{\alpha^2} \times \frac{\partial \alpha}{\partial X}, & \alpha \leq \alpha_0 \\ 0, & \alpha > \alpha_0 \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\frac{\partial \alpha}{\partial X} = (\frac{\partial \alpha}{\partial x} \quad \frac{\partial \alpha}{\partial y})$

传统人工势场法按质点处理时未考虑轮廓,在狭窄复杂环境中容易造成距离过近甚至接触,简单膨胀处理难以保证在狭窄区域内不与障碍接触^[29]。本文引入自行车轮廓矩形,将障碍物轮廓分解,定义在栅格地图上占用的障碍单元,如图2所示,其中蓝色圆圈为障碍单元,障碍物1、2是单个障碍单元,对于较大尺寸的障碍物 N 分解为多个障碍单元: N_1, N_2, N_3, \dots 。

为使自行车不受后方障碍物影响,当与障碍单元距离小于阈值 α_0 且在障碍限制转角 θ_{crit} 内时,以障碍单元到自行车轮廓矩形的距离 α_s 取代距离 α ,避免

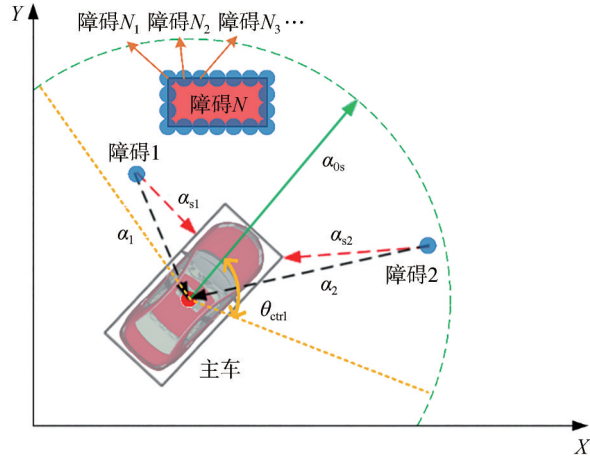


图2 自车和障碍物轮廓处理示意图

在狭窄复杂环境中过近甚至接触。

改进后斥力势场函数和斥力分别为

$$U_{\text{rep}} = \begin{cases} \frac{1}{2} K_{\text{rs}} \left(\frac{1}{\alpha_s} - \frac{1}{\alpha_{0s}} \right), & \alpha_s \leq \alpha_{0s} \\ 0, & \alpha_s > \alpha_{0s} \end{cases} \quad (9)$$

$$F_r = -\text{grad}(U_{\text{rep}}) = \begin{cases} \left(\frac{1}{\alpha_s} - \frac{1}{\alpha_0} \right) \frac{K_{\text{rs}}}{\alpha_s^2} \frac{\partial \alpha_s}{\partial \mathbf{X}}, & \alpha_s \leq \alpha_{0s} \\ 0, & \alpha_s > \alpha_{0s} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\frac{\partial \alpha_s}{\partial \mathbf{X}} = \left(\frac{\partial \alpha_s}{\partial x}, \frac{\partial \alpha_s}{\partial y} \right)$; K_{rs} 为斥力势场常数。

综合势场 U_{sum} 为

$$U_{\text{sum}} = U_{\text{att}} + \sum_{m=1}^n U_{\text{rep}_m} \quad (11)$$

式中: n 为检测范围内有效障碍单元的数量; U_{att} 为所在位置的引力势场函数; U_{rep_m} 为所在位置第 m 个障碍单元斥力势场函数。车辆受到的合力 F_{sum} 为

$$F_{\text{sum}} = F_a + \sum_{m=1}^n F_{r_m} \quad (12)$$

式中: F_a 为目标点引力; F_{r_m} 为第 m 个障碍单元的斥力。

针对传统人工势场法主要问题进行优化。

(1) 目标不可达问题

本文考虑到距离因素对斥力势场的影响, 添加距离函数 $(\mathbf{X} - \mathbf{X}_g)^k$ 调节斥力势场强度, 修正斥力势场函数为

$$\bar{U}_{\text{rep}} = \begin{cases} \frac{1}{2} K_{\text{rs}} \left(\frac{1}{\alpha_s} - \frac{1}{\alpha_0} \right) X_D^k, & \alpha \leq \alpha_0, \alpha_s \leq \alpha_{0s} \\ \frac{1}{2} K_{\text{rs}} \left(\frac{1}{\alpha} - \frac{1}{\alpha_0} \right) X_D^k, & \alpha \leq \alpha_0, \alpha_s > \alpha_{0s} \\ 0, & \alpha > \alpha_0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $X_D = \mathbf{X} - \mathbf{X}_g$; k 为距离函数对斥力势场的影响因子。 $k = 0$ 时, 与原斥力势场函数一致; $k \neq 0$ 时, 根据 k 的取值可调节障碍物距离的影响程度, 使目标点位置处变成势能最小值点, 解决目标不可达问题。

将斥力分解为两部分: 障碍物指向智能车辆的 \bar{F}_{r1} , 智能车辆指向目标位置的 \bar{F}_{r2} :

$$\bar{F}_{r1} = \begin{cases} 0, & \alpha > \alpha_0 \\ \left(\frac{1}{\alpha} - \frac{1}{\alpha_0} \right) \frac{K_s X_D^k}{\alpha^2} \frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{X}}, & \alpha \leq \alpha_0, \alpha_s > \alpha_{0s} \\ \left(\frac{1}{\alpha_s} - \frac{1}{\alpha_0} \right) \frac{K_{\text{rs}} X_D^k}{\alpha_s^2} \frac{\partial \alpha_s}{\partial \mathbf{X}}, & \alpha \leq \alpha_0, \alpha_s \leq \alpha_{0s} \end{cases} \quad (14)$$

$$\bar{F}_{r2} = \begin{cases} 0, & \alpha > \alpha_0 \\ -\frac{k K_r X_D^{k-1}}{2} \left(\frac{1}{\alpha} - \frac{1}{\alpha_0} \right)^2 \frac{\partial X_D}{\partial \mathbf{X}}, & \alpha \leq \alpha_0, \alpha_s > \alpha_{0s} \\ -\frac{k K_{\text{rs}} X_D^{k-1}}{2} \left(\frac{1}{\alpha_s} - \frac{1}{\alpha_0} \right)^2 \frac{\partial X_D}{\partial \mathbf{X}}, & \alpha \leq \alpha_0, \alpha_s \leq \alpha_{0s} \end{cases} \quad (15)$$

斥力势场函数 \bar{F}_r 为

$$\bar{F}_r = -\text{grad}(\bar{U}_{\text{rep}}) = \begin{cases} \bar{F}_{r1} + \bar{F}_{r2}, & \alpha \leq \alpha_0 \\ 0, & \alpha > \alpha_0 \end{cases} \quad (16)$$

(2) 局部极小值问题

本文引入逃逸力, 采用目标导向的逃逸力势场和逃逸力:

$$U_{\text{att}}' = \frac{1 + \lambda}{2} K_a X_D^2 \quad (17)$$

$$F_a' = (1 + \gamma) F_a \quad (18)$$

式中: λ 为逃逸力势场系数; γ 为逃逸力系数, $0 < \gamma < 1$; U_{att}' 为逃逸力势场; F_a' 为逃逸力。当车辆到达局部极小值点时, 选择 F_a' 作为当前引力使车辆克服局部极小值陷阱继续行驶。

2.2 基于全局导向路径的改进人工势场法

传统人工势场法根据检测范围内的局部信息进行路径规划, 缺乏全局信息。本文引入全局导向路径, 将其路径点作为子目标点, 使车辆有沿全局导向路径移动的趋势。定义引力场 U_c' :

$$U_c' = \begin{cases} \frac{1}{2} K_a \beta^2, & \beta \leq \beta_0 \\ 0, & \beta > \beta_0 \end{cases} \quad (19)$$

式中: β 为车辆到子目标点的距离; β_0 为检测范围。子目标点的引力为

$$F_c' = \begin{cases} K_a \beta \frac{\partial \beta}{\partial \mathbf{X}}, & \beta \leq \beta_0 \\ 0, & \beta > \beta_0 \end{cases} \quad (20)$$

只考虑检测范围内的子目标点, 能有效降低计算量, 定义综合势场 U_{sum}' 为

$$U'_{sum} = U'_{att} + \sum_{m=1}^n \bar{U}_{rep_m} + \sum_{c=1}^d U'_c \quad (21)$$

式中 d 为检测范围内子目标点数量。车辆受到的合力为

$$F'_{sum} = F'_a + \sum_{m=1}^n (\bar{F}_{r1_m} + \bar{F}_{r2_m}) + \sum_{c=1}^d F'_c \quad (22)$$

3 路径规划融合算法策略

考虑到A*算法和人工势场两种算法的优势和不足,本文在改进算法的基础上建立路径规划融合算法策略。

(1)对结构化道路进行信息采集,并转化为变形栅格地图,搭建行车环境模型;根据道路边界及障碍信息确定障碍栅格,储存栅格坐标。

(2)改进A*算法搜索全局路径,保存路径点,以此为融合算法的全局最优导向路径。

(3)改进人工势场法进行局部路径规划,以全局最优导向路径点作为子目标点,在复杂障碍环境下综合考虑全局路径、检测范围内的信息。

在局部路径规划时,仅计算车辆检测范围内的全局最优导向路径点,如图3所示, o_1 、 o_2 为附近障碍单元, s_1 、 s_2 为全局最优导向路径点, G 为目标, r 为全局最优导向路径点检测半径, F'_{sum} 为合力。路径点 s_1 在检测范围内。

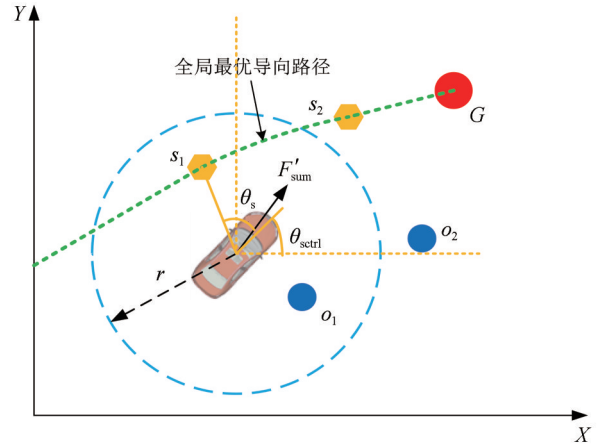


图3 车辆检测范围示意图

为确保车辆总有朝向目标点移动的趋势,对有效路径点的位置增加限制条件:

$$\theta_s \leq \theta_{sctrl} \quad (23)$$

式中: θ_s 为路径点与行驶方向夹角; θ_{sctrl} 为角度阈值。

融合算法策略如图4所示。融合算法开始运行,完成行车环境建模,使用改进A*算法搜索全局路径,根据基于行车风险场理论优化的启发函数计算路径节点的综合代价,经过判断达到目标后得到全局路径点,作为改进人工势场法的全局最优导向路径。改进人工势场法在目标引力、导向引力、修正的斥力、逃逸力的作用下,不断更新节点信息直至到达终点。

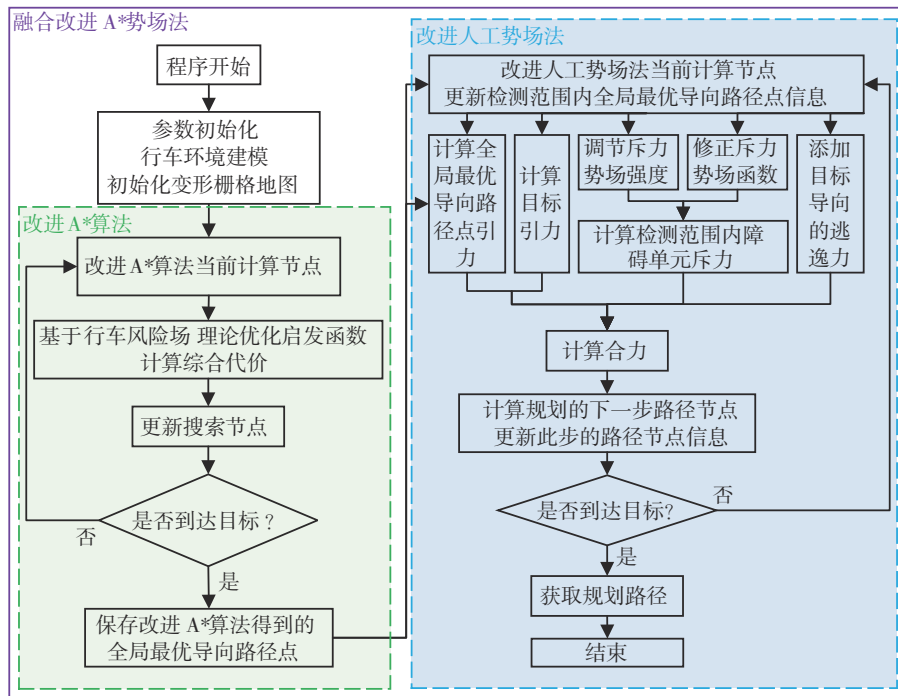


图4 融合算法策略

4 融合算法仿真与分析

本文根据INTERACTION数据集选取如图5所示的场景,设置直线部分为双向单车道,车道宽度为3.5 m,转盘部分宽度为7 m,路面附着系数为0.8,搭建静态典型交通仿真场景如图6所示,以0.3 m×0.3 m尺度划分栅格,对智能车辆进行路径规划仿真验证。



图5 INTERACTION数据集采集地点

4.1 无障碍路径规划试验

为对比和实车路径的区别,选取数据集中一段

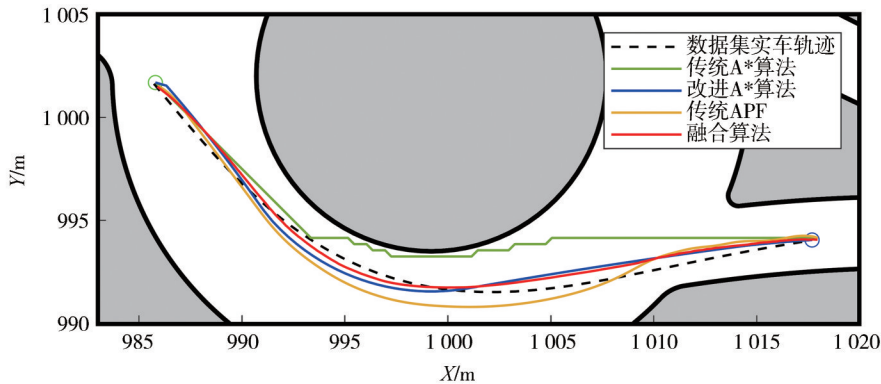


图7 无障碍路径规划仿真结果

由图7和图8结果可知,静态交通场景下传统A*算法能够完成路径规划且路径长度短。但由于缺乏相应约束和对环境的考虑,与边界距离最小,且路径拐点多,无法通过该路段。

改进A*算法通过构建变形栅格地图及考虑现实环境方法进行优化,故行车风险量明显降低,位姿过渡平滑,与实车路径距离的均值和方差分别降低至0.219 7 m和0.024 1。但由于改进A*算法路径仍存在沿对角线的移动,在起点位置航向角偏差较大。

传统人工势场法路径平滑且安全性高,但航向角偏差略高,最大值为21.507 6°,比实车路径高了

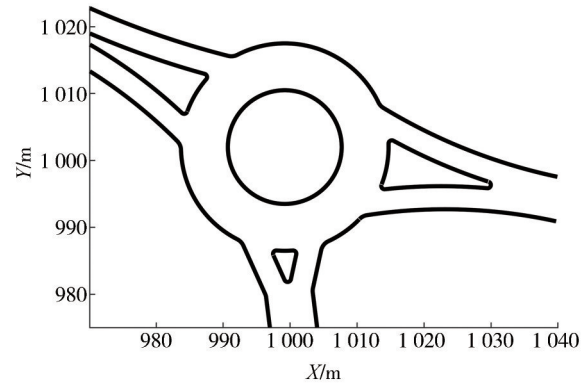


图6 静态交通环境仿真场景

实车路径的端点作为起点和终点进行试验。自车从起点(985.729, 1 001.6)出发,沿车道向终点位置(1 018, 994)行驶,仿真结果如图7和图8所示。图8中“质心-边界”为自车质心与道路左侧边界的距离,“质心-实车路径”为路径点与数据集中实车路径的距离,“与道路边界距离”为路径点与道路左侧边界的距离,“与道路航向角偏差”为路径航向角与道路航向角的差。

8.860 7°,且路径长度较长,比实车路径长0.785 6 m。

融合算法在全局最优路径的引导下,曲线平缓,行车风险低,保持了较高的安全性。由表1可知,融合算法规划的路径长度短,仅36 m,比实车路径长度略长,且与实车路径距离的均值和方差是几种算法中最小的。

仿真结果及数据均表明融合算法在该场景下能够安全有效的完成路径规划,规划路径更加接近现实车的路径。

4.2 有障碍路径规划试验

为进一步验证融合算法在有障碍的狭窄弯道区域的路径规划性能,选取起点位置(973, 1 013.5)、

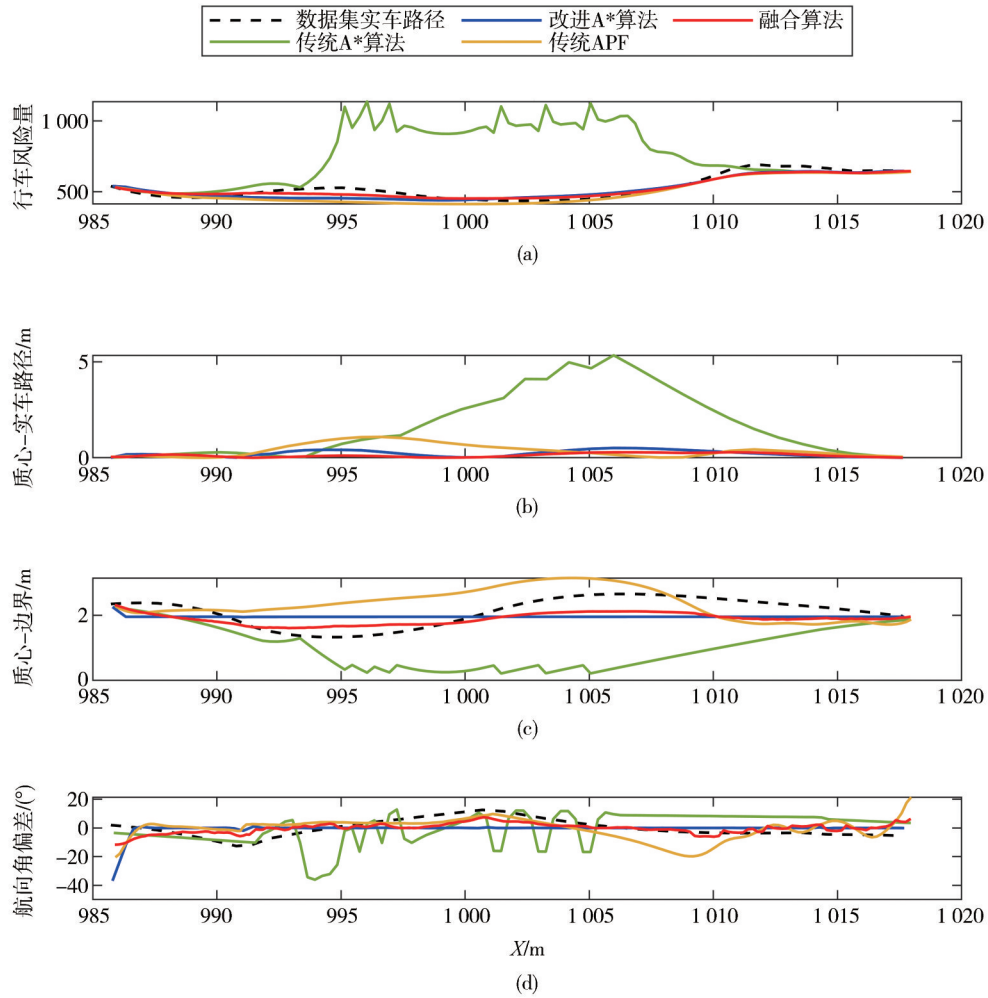


图8 无障碍路径规划仿真结果数据

表1 无障碍路径规划仿真数据分析

项目	路径长度/m	平均行车风险量	最高行车风险量	与实车路径距离均值/m	与实车路径距离方差	航向角偏差均值/(°)	航向角偏差最大值/(°)
传统A*算法	35.952 2	752.481 0	1 137.642 5	1.561 0	2.859 8	8.413 9	36.111 4
改进A*算法	36.260 6	519.658 1	646.313 6	0.219 7	0.024 1	0.085 2	36.876 9
传统APF	37.000 0	493.079 5	641.507 6	0.374 1	0.121 2	5.031 8	21.507 6
融合算法	36.000 0	517.672 6	645.862 3	0.124 3	0.009 3	2.115 0	11.714 7
数据集实车路径	35.785 6	520.762 6	693.205 6			5.052 0	12.646 9

注:航向角偏差均值和最大值根据自车与道路航向角差的绝对值计算。

终点位置(1 034, 993.5),并设置障碍,道路环境信息如表2所示,试验验证结果如表3、图9和图10所示,其中轮廓-边界距离为车身轮廓到道路边界的最小距离,轮廓-障碍距离为车身轮廓到障碍物的最小距离。

由仿真结果可知,传统A*算法由于欠缺对现实环境的考虑和约束,路径拐点多,行车风险量大,与道路边界、障碍物过近无法通过。

表2 有障碍路径规划试验相关信息

描述	位置坐标	尺寸(长×宽)
智能车辆	(973,1 013)→(1 034,994)	4.13 m×1.75 m
1号环境车	(989.5,1 001.8)	4.27 m×1.76 m
2号环境车	(990.9,991.9)	7.76 m×2.6 m
障碍物	(1 004.9,992.4)	1 m×1 m

改进A*算法规划路径与道路边界和障碍距离、与道路曲线的一致性、行车风险量方面均优于传统

表3 有障碍路径规划仿真数据分析

项目	路径长度/m	平均行车风险量	最高行车风险量	轮廓-边界距离平均值/m	轮廓-边界距离最小值/m	轮廓-障碍物距离最小值/m	航向角偏差均值/(°)	航向角偏差最大值/(°)
传统A*算法	69.774 2	629.094 9	1 663.706 4	-0.178 1	-1.545 8	-0.275 1	7.029 7	35.530 4
改进A*算法	72.069 0	542.523 5	1 100.907 2	0.585 8	-1.035 7	-1.722 4	4.623 4	44.078 3
传统APF	72.600 0	535.955 2	832.140 1	0.441 3	-1.323 5	0.328 6	11.285 2	58.329 7
融合算法	71.200 0	546.569 1	840.134 6	0.655 7	0.211 3	0.511 3	7.682 0	40.059 2

注:航向角偏差均值和最大值根据自行车与道路航向角的绝对值计算。

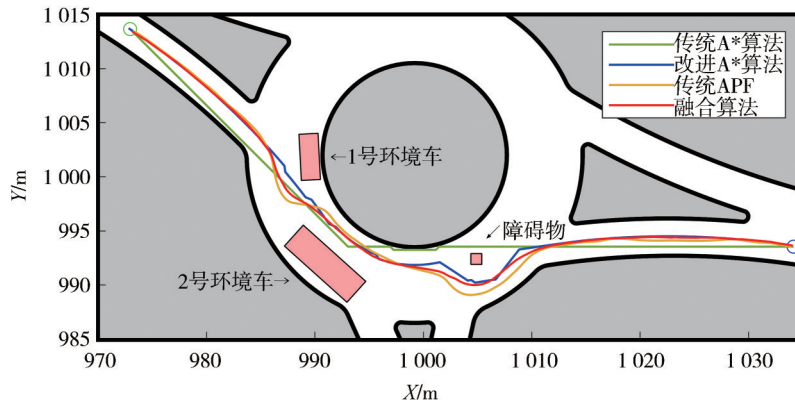


图9 有障碍路径规划仿真结果

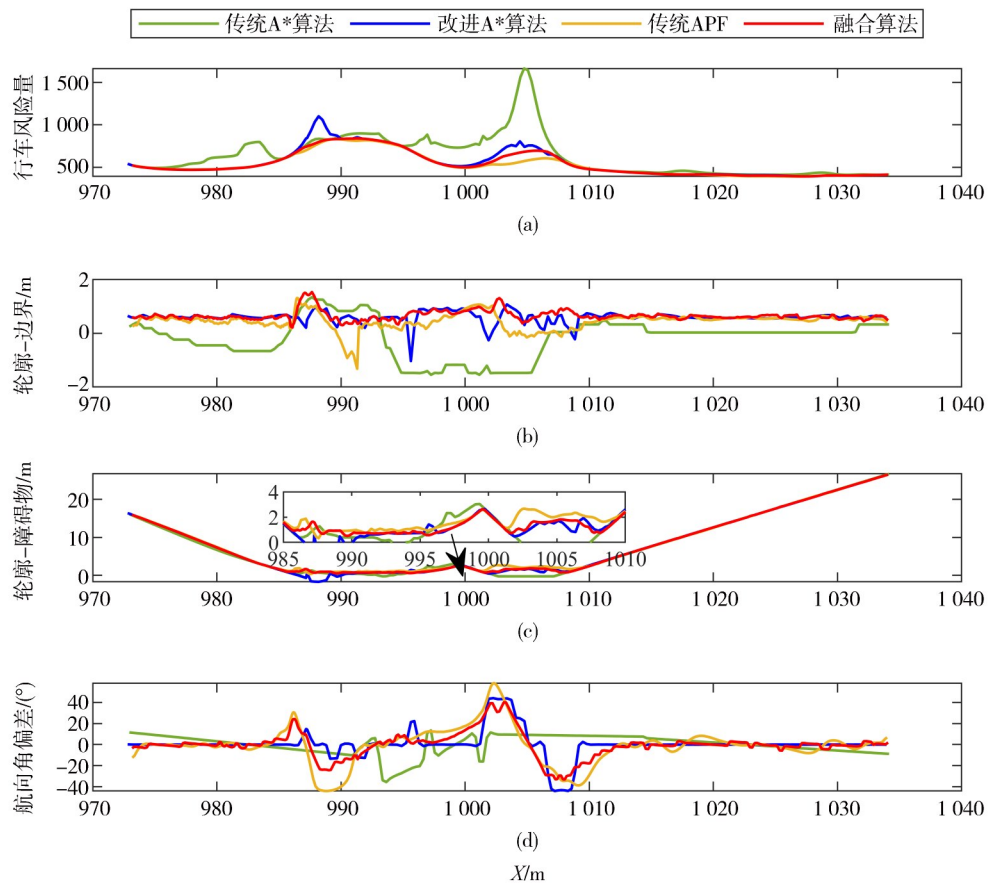


图10 有障碍路径规划仿真结果数据

A*算法,但在狭窄的局部区域仍然存在轮廓与边界距离、与障碍物距离小于0的情况,导致无法通过。

传统人工势场法规划的路径平滑,行车风险量低。但由于局部信息限制,在 $x \in [985, 995]$ 段及 $x \in [1000, 1010]$ 段大幅转向、快速接近道路边界,虽然行车风险量最低,但其避障路径转角过大,在狭窄复杂场景车身轮廓与障碍物和边界的距离过近,存在距离小于0的情况,自车无法通过。

融合算法充分考虑自车轮廓和障碍物轮廓,规划的路径对应的自车车身轮廓位姿如图11所示。通过对比可知,融合算法在自车轮廓与边界距离、与障碍物距离过小处明显改善,最小值分别为0.2113和0.5113m,不存在距离小于0的情况。行车风险量在 $x \in [1000, 1010]$ 段小幅度升高是由于为了避免车身轮廓与边界接触,将距离保持在安全合理的范围,使得自车更靠近障碍物,导致计算出的行驶风险量略高于传统人工势场法。

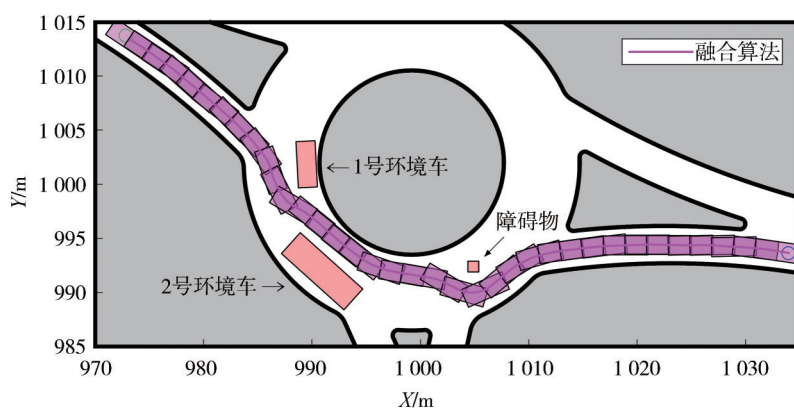


图11 基于融合算法的有障碍规划路径车身轮廓位姿图

综上,融合算法结合改进A*算法和改进人工势场法的优点,避免了在复杂狭窄弯道区域发生碰撞的情况,在显著降低行车风险的同时,路径平滑、长度较短,具有更好的路径规划性能。

5 结论

本文对智能车辆路径规划算法进行研究。设计了基于行车风险场和变形栅格地图的改进A*算法,有效降低了全局路径的行车风险和复杂程度。考虑自车和障碍轮廓形状、引入导向路径设计改进人工势场法,使局部路径规划综合全局信息和路况信息。设计了基于改进A*算法和改进人工势场法的融合算法策略。基于INTERACTION数据集中弯曲道路搭建场景,进行路径规划试验验证。试验结果表明,所建立的融合算法能够统筹考虑行驶环境全局信息,生成行车风险低、长度短的可行路径,并且与实车轨迹的贴合程度高。

参考文献

- [1] LIU Z, ZHANG W, ZHAO F. Impact, challenges and prospect of software-defined vehicles[J]. Automotive Innovation 2022(5): 180-194.
- [2] 李宝磊, 吕丹桔, 张钦虎, 等. 基于多元优化算法的路径规划[J]. 电子学报, 2016, 44(9): 2242-2247.
- [3] LI B L, LV D J, ZHANG Q H, et al. Path planning based on multiple optimization algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(9): 2242-2247.
- [4] SARIFF N B, BUNYAMIN N. An overview of autonomous mobile robot path planning algorithms[C]. Student Conference on Research and Development, Shah Alam: IEEE, 2006: 183-188.
- [5] MAC T T, COPOT C, TRAN D T, et al. A hierarchical global path planning approach for mobile robots based on multi-objective particle swarm optimization [J]. Applied Soft Computing, 2017, 59: 68-76.
- [6] HAN J, SEO Y. Mobile robot path planning with surrounding point set and path improvement [J]. Applied Soft Computing, 2017, 57: 35-47.
- [7] HENKEL C, BUBECK A, XU W. Energy efficient dynamic window approach for local path planning in mobile service robotics [J]. IFAC-PapersOnLine, 2016: 32-37.
- [8] ZHONG S, ZHAO Y, GE L, et al. Vehicle state and bias estimation based on unscented kalman filter with vehicle hybrid kinematics and dynamics models [J]. Automotive Innovation, 2023(6): 571-585.
- [9] 刘军, 冯硕, 任建华. 移动机器人路径动态规划有向D*算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(2): 291-300.
- [10] LIU J, FENG S, REN J H. Path dynamic planning of mobile ro-

- bot based on directed D* algorithm [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering and Technology), 2020, 54(2): 291-300.
- [9] 许万, 杨晔, 余磊涛, 等. 一种基于改进 RRT* 的全局路径规划算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 829-838.
- XU W, YANG Y, YV L T, et al. A global path planning algorithm based on Improved RRT* [J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 829-838.
- [10] BOROUJENI Z, GOEHRING D, ULBRICH F, et al. Flexible unit A-star trajectory planning for autonomous vehicles on structured road maps[C]. 2017 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES), Vienna: IEEE, 2017: 7-12.
- [11] 聂枝根, 王万琼, 赵伟强. 基于轨迹预瞄的智能汽车变道动态轨迹规划与跟踪控制[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(2): 151-164.
- NIE Z G, WANG W Q, ZHAO W Q. Lane change dynamic trajectory planning and tracking control of Intelligent vehicle based on trajectory preview [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(2): 151-164.
- [12] CHEN J Y, ZHAN W, TOMIZUKA M. Autonomous driving motion planning with constrained iterative LQR [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(2): 244-254.
- [13] SANG H Q, YOU Y S, SUN X J, et al. The hybrid path planning algorithm based on improved A* and artificial potential field for unmanned surface vehicle formations [J]. Ocean Engineering, 2021: 108709.
- [14] YUAN C C, WENG S F, SHEN J, et al. Research on active collision avoidance algorithm for intelligent vehicle based on improved artificial potential field model [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3): 1-10.
- [15] REN Y, SONG X R, GAO S. Research on path planning of mobile robot based on improved A* in special environment [C]. Proc. of the 3rd International Symposium on Autonomous Systems. Shanghai: IEEE, 2019: 12-16.
- [16] SHANG E, DAI B, NIE Y, et al. A guide-line and key-point based A-star path planning algorithm for autonomous land vehicles[C]. Proc. of the 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems. Beijing: IEEE Press, 2020, 17.
- [17] 张韬, 项祺, 郑婉文, 等. 基于改进 A* 算法的路径规划在海战兵棋推演中的应用[J]. 兵工学报, 2022, 43(4): 960-968.
- ZHANG T, XIANG Q, ZHENG W W, et al. Application of path planning based on improved A* algorithm in naval battle simulation [J]. Acta Ordnance Engineering, 2022, 43(4): 960-968.
- [18] 孔继利, 张鹏坤, 刘晓平. 双向搜索机制的改进 A* 算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 231-237.
- KONG J L, ZHANG P K, LIU X P. Research on improved A* algorithm of bidirectional search mechanism [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 231-237.
- [19] 岳高峰, 张萌, 沈超, 等. 移动机器人导航规划的双向平滑 A-star 算法[J]. 中国科学: 技术科学, 2021, 51(4): 459-468.
- YUE G F, ZHANG M, SHEN C, et al. Bidirectional smoothing A-star algorithm for navigation planning of mobile robots [J]. Science in China: Technical Sciences, 2019, 51(4): 459-468.
- [20] 齐款款, 李二超, 毛玉燕. 改进 A* 算法融合自适应 DWA 的移动机器人动态路径规划[J]. 数据采集与处理, 2023, 38(2): 451-467.
- QI K K, LI E C, MAO Y Y. Dynamic path planning of mobile robot based on improved A* algorithm and adaptive DWA [J]. Data Acquisition and Processing, 2023, 38(2): 451-467.
- [21] 迟旭, 李花, 费继友. 基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
- CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on the fusion of improved A* algorithm and dynamic window method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.
- [22] 刘子豪, 赵津, 刘畅, 等. 基于改进 A* 算法室内移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(2): 186-190.
- LIU Z H, ZHAO J, LIU C, et al. Indoor mobile robot path planning based on improved A* algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(2): 186-190.
- [23] LI Z, WEI L. Adaptive artificial potential field approach for obstacle avoidance path planning[C]. 2014 Seventh International Symposium on Computational Intelligence and Design. Hangzhou: IEEE, 2014: 429-432.
- [24] 黄开启, 王赛赛, 叶涛, 等. 模糊改进的人工势场法机器人局部路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(8): 63-66, 70.
- HUANG K Q, WANG S S, YE T, et al. Fuzzy improved artificial potential field method [J]. Robot Local Path Planning Combination Machine Tools and Automatic Processing Technology, 2019(8): 63-66, 70.
- [25] WANG Y, CAO X, HU Y. A trajectory planning method of automatic lane change based on dynamic safety domain [J]. Automotive Innovation, 2023(6): 466-480.
- [26] 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): 481-491.
- [27] LIU T, SHEN Y, WANG K. Path tracking control for autonomous truck with dual modular chassis [J]. Automotive Innovation, 2023(6): 558-570.
- [28] REN Y Y, ZHAO H W, LI X S, et al. Study on vehicle track model in road curved section based on vehicle dynamic characteristics [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2012: 359-367.
- [29] BISWAS K, KAR I. On reduction of oscillations in target tracking by artificial potential field method [C]. 2014 9th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS). Gwalior: IEEE, 2014: 1-6.