

基于改进人工势场的智能车动态安全椭圆路径规划方法

赵红专^{1,2}, 张鑫¹, 张蓓聆¹, 展新², 李文勇¹, 袁泉³, 王涛¹, 周旦¹

(1.广西智慧交通重点实验室(桂林电子科技大学), 广西 桂林 541004; 2.东风柳州汽车有限公司商用车技术中心, 广西柳州 545005; 3.清华大学车辆与运载学院, 北京 100084)

摘要:针对传统人工势场法在智能车进行避障路径规划时极易出现的斥力参数难以标定、局部极值、势场力不平衡以及目标不可达等问题,提出一种基于改进人工势场的智能车动态安全椭圆路径规划方法。考虑到速度与跟踪误差关联性引入横向虚拟安全空间,构建基于动态补偿的横纵向椭圆动态安全距离模型,据此设置引斥力的作用范围,解决斥力参数难以标定的问题;基于高斯函数考虑位置矢量关系提出平衡因子和可变调节因子,解决局部极值、势场力不平衡以及目标不可达问题;设计模型预测控制器跟踪规划路径。试验结果表明:本研究提出的方法可有效解决传统人工势场法在智能车进行路径规划时出现的斥力参数难以标定、局部极值、势场力不平衡以及目标不可达等问题,同时与 RRT* 算法相比,其算法运行效率提高 69.5%,路径平均曲率降低 62.2%,在单障碍物和多障碍物的车辆联合仿真规划场景中其平稳性和舒适性显著提高。实车试验结果表明算法可应用于实车路径规划。

关键词:路径规划;改进人工势场法;位置矢量;动态补偿;模型预测控制

中图分类号:U491;TP273

文献标志码:A

引用格式:赵红专,张鑫,张蓓聆,等.基于改进人工势场的智能车动态安全椭圆路径规划方法[J].山东大学学报(工学版),2025,55(3):46-57.

ZHAO Hongzhan, ZHANG Xin, ZHANG Beiling, et al. Adynamic safe elliptical path planning method for intelligent vehicles based on improved artificial potential field[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(3):46-57.

Adynamic safe elliptical path planning method for intelligent vehicles based on improved artificial potential field

ZHAO Hongzhan^{1,2}, ZHANG Xin¹, ZHANG Beiling¹, ZHAN Xin², LI Wenyong¹, YUAN Quan³, WANG Tao¹, ZHOU Dan¹

(1. Guangxi Key Laboratory of Intelligent Transportation (Guilin University of Electronic Technology), Guilin 541004, Guangxi, China; 2. Commercial Vehicle Technology Center, Dongfeng Liuzhou Motor Co., Ltd., Liuzhou 545005, Guangxi, China; 3. School of Vehicles and Mobility, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: This study addressed the challenges inherent in the traditional artificial potential field method used in intelligent vehicle path planning, specifically the intricate calibration of the repulsive force parameter, prevalence of local extreme values, imbalance of potential field force, and the issue of unreachable targets. A novel approach was proposed: a dynamic safe elliptical path planning method for intelligent vehicles based on the improved artificial potential field. This study delineated the concept of a transverse virtual safe space, taking into account the interplay between speed and tracking error. It developed an elliptic dynamic safe distance model, both transverse and longitudinal, predicated on dynamic compensation. This model facilitated the calibration of the gravitational repulsive force range, thereby addressing the prevalent challenge of repulsive parameter calibration. Building upon this framework, the paper introduced an equilibrium factor and a variable adjustment factor, both derived from the Gaussian function. These factors

收稿日期:2024-01-02

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52362045);广西科技重大专项资助项目(桂科 AA23062053);广西精密导航技术与应用重点实验室基金资助项目(DH202225)

第一作者简介:赵红专(1985—),男,广西桂林人,教授,硕士生导师,博士,主要研究方向为智慧交通系统、交通信息及控制以及智能网联汽车等。E-mail:zhaohongzhan@guet.edu.cn

were designed considering the relationship between position vectors, effectively addressing issues such as local extremes, potential field force imbalances, and target inaccessibility. A model predictive controller was meticulously designed for the effective tracking control of this path. The experimental outcomes demonstrated the efficacy of the proposed method in resolving the intricate challenges associated with the calibration of repulsive force parameters, local extremes, potential field force imbalances, and target unreachability in intelligent vehicle path planning. Notably, the operational efficiency of the algorithm was enhanced by 69.5% relative to the RRT* algorithm, and there was a notable 62.2% reduction in the average path curvature. The method significantly enhanced the smoothness and comfort in both single-obstacle and multi-obstacle vehicular simulation planning scenarios, demonstrating its versatility and effectiveness in varying conditions. The real-vehicle experiment results affirmed the applicability of the algorithm in actual path planning scenarios.

Keywords: path planning; improved artificial potential field method; position vectors; dynamic compensation; model predictive control

0 引言

路径规划与跟踪控制技术是实现自动驾驶的关键技术之一,已经成为智能汽车研究的热点与重点^[1],多年来各国学者展开研究并且取得了一些成果。

研究路径规划常见的算法有基于栅格的Dijkstra、Floyd等广度优先搜索算法,有融合贪心思想的启发式搜索算法^[2],虽然这些算法在复杂的环境中可以规划出路径,但往往难以满足车辆的动力学要求以及车辆的尺寸要求。蚁群算法^[3]、遗传算法^[4]等智能路径规划算法,虽然可以规划出较理想的路径,但由于需要进行迭代运算,当车速较高时难以满足车辆的时效性要求。基于采样的快速搜索随机树算法通过对状态空间进行随机采样使得搜索树朝着非障碍物区域扩展,具有渐进最优性,且可以在算法中加入车辆的运动学约束,从而满足车辆的行驶要求,但由于采样策略具有随机性,导致算法运行速度慢、效率低^[5]。人工势场法(artificial potential field, APF)是一种虚拟的力学方法,通过对障碍物和目标位置添加虚拟的场从而产生引力和斥力,并将障碍物的斥力场作为约束条件,使得车辆朝着目标点行进,这种方法规划出来的路径相对平滑且能很好地避开障碍物,但是路径规划过程中存在相关参数难以标定的问题,复杂环境中还易出现目标不可达和局部最优等问题^[6]。

近几年,研究人员针对人工势场法存在的不足提出了不同的改进方法,主要包含引入虚拟目标点、增加速度势场、增加引力势场调节因子等措施。文献^[7]在排斥力势场函数中引入调节因子,从而解决局部最优问题;文献^[8]在斥力分量中加入可变系数动态调整斥力大小,解决障碍物与目标点位

于同一直线上的局部极值问题;文献^[9]考虑车辆动力学、角度限制、速度以及预测势场提出一种预测性人工势场模型,验证了该模型在特殊场景下可以解决局部最优问题;文献^[10]引入虚拟目标点解决局部极值问题。上述研究能够实现解决特殊场景下的局部最优问题的目标,但其所用的模型不能完全适用复杂情况下的局部最优和目标不可达情况,具有局限性。进一步,文献^[11]提出一种带距离因子的改进势场函数和动态步长调整方法,应用于无人机路径规划中,解决了三维空间内目标不可及及局部最优等问题;文献^[12]通过将斥力旋转一定角度,使无人车跳出局部极小点,采用安全距离和斥力场中的动态调节因子,解决了目标不可达问题;文献^[13]利用椭圆距离改进传统斥力影响距离并引入道路边界场模型,解决了单个障碍物的局部最优问题;文献^[14]通过在排斥势场函数中加入距离校正因子解决目标不可达问题,提出正六边形引导方法改进局部最小值问题;文献^[15]在上述研究基础上进一步改进椭圆距离,并验证了该算法在多障碍物场景下的有效性,但算法中斥力影响范围的参数难以标定。

综上所述,现有基于APF路径规划的研究主要存在以下2类局限:(1)斥力影响范围存在难以标定的问题,这是由于车辆避障所需的横纵向安全距离不同,障碍物的影响范围应是实时变化的,现有研究大多将障碍物的影响范围设为定值,忽略了障碍物影响范围的变化特性;(2)算法在多障碍物复杂场景下仍存在局部极值、目标不可及及势场力不平衡的问题,导致算法的适用范围有限。针对上述问题,本研究设计一种基于改进人工势场的动态安全路径规划方法,针对横纵向避障距离的差异性问题,基于纵向避障安全距离模型,引入横向虚拟安全空间构建动态椭圆安全距离模型,解决斥力影响范围参数难以标定以及局部极值问题;针对人工势

场法中的不可及势场力不平衡问题,基于位置矢量构建平衡因子与可变调节因子,引入高斯函数改进人工势场法,利用道路边界与中心势场约束行车边界,解决传统势场法的不足,提高算法适用性;通过对比传统人工势场法、改进快速随机搜索树(rapidly-exploring random tree star, RRT*)算法,利用模型预测控制跟踪器进行路径的跟踪仿真验证,并利用实车试验验证所提出路径规划方法的有效性、可行性及实用性。

1 基于改进人工势场的智能车动态安全椭圆路径规划方法

该方法分为4部分,其流程如图1所示。首先,通过引入虚拟安全空间构建基于动态补偿的横纵向安全距离模型,解决斥力参数难以标定和局部极值的问题;其次,引入高斯函数,考虑车辆与障碍物之间的位置矢量关系,提出平衡因子和可变调节因子,设计改进的引力和斥力函数解决传统人工势场法势场力不平衡以及目标不可及问题;再次,建立道路边界与中心势场模型约束车辆行驶边界;最后,基于规划的路径设计模型预测控制跟踪器跟踪路径,保证规划路径的可跟踪性。

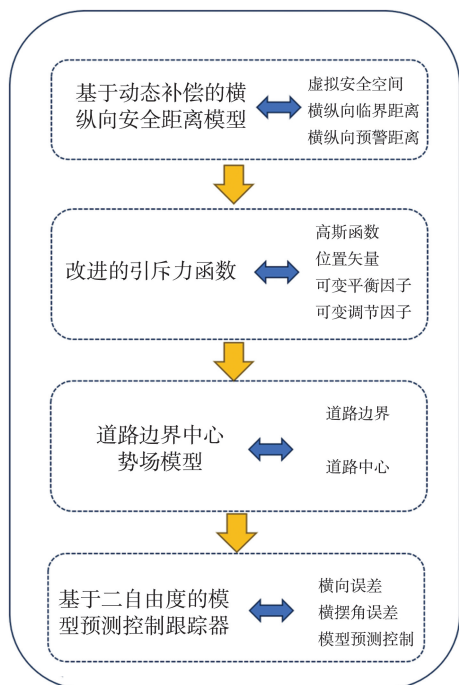


图1 智能车动态安全椭圆路径规划方法流程

Fig.1 Dynamic safe elliptical path planning methodology flow for intelligent vehicles

1.1 基于动态补偿的横纵向安全距离模型

针对车辆避障所需横纵向安全距离不同以及

局部极值的问题,首先,在纵向上构建考虑路面附着系数、相对车速的纵向安全距离模型;其次,在横向上考虑速度与跟踪误差的关联性,引入横向虚拟安全空间,构建基于动态补偿的横纵向安全距离模型;最后,根据动态补偿的安全距离模型自定义斥力的影响范围,使得规划过程中只在预警距离之内受到障碍物的影响,且影响范围实时变化,以此解决算法的局部极值问题。

事实上,无论是Pure Pursuit算法、Stanley算法还是模型预测控制(model predictive control, MPC)算法,在不同速度下,均存在不同的横向误差,但MPC算法具有更好的跟踪性能^[16]。MPC算法跟踪下速度与跟踪误差之间的关系如表1所示^[17]。

表1 MPC算法速度与跟踪误差关系表
Table 1 Relationship between speed and tracking error for MPC algorithm

数据编号	速度/(km·h ⁻¹)	跟踪误差/cm
1	40	5
2	50	18
3	60	45

由表1可以看出,当速度越大时,跟踪误差也会增大。本研究考虑速度与跟踪误差的关联性,采用最小二乘法对数据进行拟合得到速度与跟踪误差之间的关联性函数。

假设函数为

$$f(v) = a_0 + a_1 v + a_2 v^2, \quad (1)$$

式中, $f(v)$ 表示关联性拟合函数, a_0 、 a_1 、 a_2 为待定参数, v 为车速。

为了消除误差符号的影响以及强化显著偏差的权重,需拟合函数预测值与实际观测值之间的差异平方,计算式为

$$(f(v_i) - y_i)^2,$$

式中 y_i 为跟踪误差。

通过对数据各项累加得到总误差平方和 S , 即

$$S = \sum_{i=1}^3 (f(v_i) - y_i)^2, \quad (2)$$

进而通过极值条件求解最优参数 a_0 、 a_1 、 a_2 , 公式为

$$\begin{cases} \frac{\partial S}{\partial a_0} = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial a_1} = 0, \\ \frac{\partial S}{\partial a_2} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

最终得到速度与跟踪误差之间的关联性函数

$$f(v) = a_0 + a_1 v + a_2 v^2. \quad (4)$$

设自车的速度为 v_1 , 障碍车辆的速度为 v_0 , 车辆最大加速度为 a_{\max} , 基于文献[18]的纵向安全距离模型, 考虑补偿横向控制误差与纵向控制器的延迟误差, 得到纵向和横向临界安全距离、预警安全距离计算公式分别为

$$\begin{cases} Y_s = L + d_0 + d_1 + \frac{l}{2} \\ X_s = d_1 + f(v_0) + \frac{d}{2} \end{cases}, \quad (5)$$

$$\begin{cases} Y_w = L + d_0 + d_1 + d_2 + \frac{l}{2} \\ X_w = d_1 + d_3 + f(v_0) + \frac{d}{2} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: X_s 与 Y_s 分别为横向和纵向临界安全距离; X_w 与 Y_w 分别为横向和纵向预警安全距离; L 为前后车的相对距离, $L = (v_1^2 - v_0^2) / 2a_{\max}$; d_0 为最小安全间距, $d_0 = 3 / (\mu + c)$, 其中 μ 为路面附着系数, c 为模型参数; d_1 为补偿自车和前车在制动时的制动反应距离, $d_1 = v_0 \delta$, 其中 δ 为制动器和系统反应的时延, 参考文献[18]并进一步保证系统的容错性, 本研究取 0.2 s ; d_2 、 d_3 分别为补偿自车和前车因受制动器和路面附着系数约束而引起差值的纵向、横向距离; l 为车辆的长度; d 为车辆的宽度; $f(v_0)$ 为速度 v_0 时的跟踪误差。

$$U_{\text{rep}}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{\text{rep}} e^{-\frac{1}{2} [(\frac{x-x_0}{x_s})^2 + (\frac{y-y_0}{y_s})^2]} \rho^n(X, X_g), & (\frac{x-x_0}{x_s})^2 + (\frac{y-y_0}{y_s})^2 \leq 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: k_{rep} 为斥力增益系数; x 、 y 分别为车辆当前位置的横、纵坐标; x_0 、 y_0 分别为车辆初始位置横、纵坐标; x_s 、 y_s 分别为横、纵向临界安全距离; $\rho^n(X, X_g)$ 为与终点距离有关的可变距离调节因子, 表示车辆当前位置与终点之间的距离的次方, n 为一个大于 0 的实数。

改进后车辆受力分为 2 种情况, 改进斥力场车

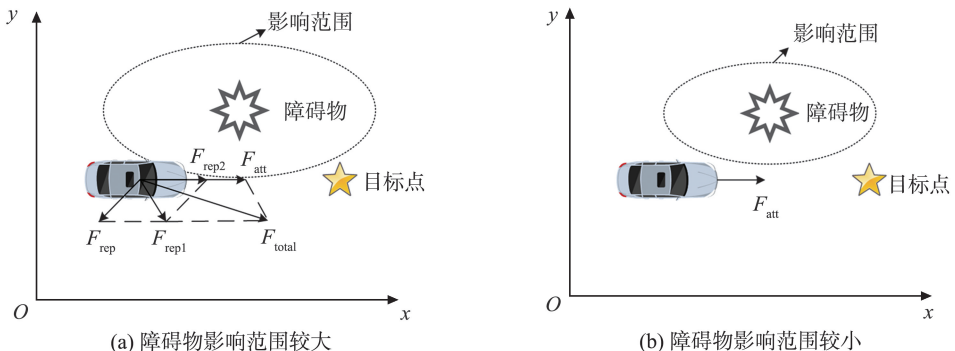


图3 改进斥力场车辆受力图
Fig.3 Vehicle force diagram with improved repulsion field

1.2 改进的势场函数设计

1.2.1 目标不可达的改进

在复杂的多障碍场景下, 由于传统人工势场法的排斥函数结构的局限性以及障碍物斥力影响范围的固定性, 车辆仍然受到障碍物的斥力影响, 从而导致该场景下仍然存在目标不可达的问题。目标不可达示意图如图 2 所示。图 2 中 F_{att} 表示目标点对本车的引力, F_{rep} 表示障碍物对本车的斥力, F_{total} 表示合力。考虑到该情况, 本研究在横纵向动态安全距离模型的基础上, 考虑引入高斯函数表征距离的差异性, 使该情况下的斥力对于不可达的影响降低到最小, 在此基础上进一步引入可变距离调节因子项, 从而解决多障碍物场景下的目标不可达问题。

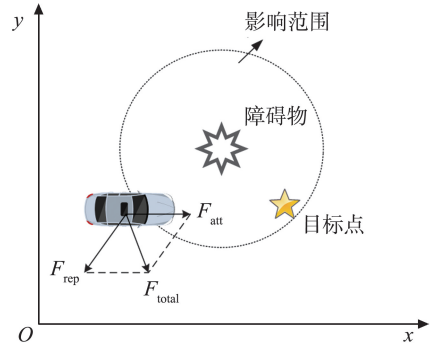


图2 目标不可达示意图
Fig.2 Schematic diagram of target unreachability
新的排斥势场函数为

辆受力情况如图 3 所示。当目标点与障碍物较近, 且障碍物的影响范围较大时, 由于椭圆形影响范围和可变距离调节因子项, 车辆可以沿着合力方向到达目标点, 其示意图如图 3(a) 所示; 当目标点与障碍物较近, 但障碍物的影响范围较小时, 此时车辆不再受障碍物的影响, 在引力的作用下直接到达目标点, 其示意图如图 3(b) 所示。

1.2.2 考虑位置矢量改进的动态椭圆势场函数

针对传统 APF 算法在避障规划过程中存在的势场力不平衡导致规划失败的问题,本研究考虑避障过程中车辆与障碍物质心角构成的位置矢量关系,引入势场平衡因子,以此保证规划过程的引斥

力处于相对平衡的状态,解决避障规划过程中势场力不平衡导致规划失败的问题,重新定义引力势场的范围进而改进引力函数与斥力函数,引力势场和排斥势场公式分别为

$$U_{\text{att}}(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{\text{att}} \rho^2(X, X_g), & \left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2 \geq 1 \\ \frac{1}{2} |\cos \theta| k_{\text{att}} \rho^2(X, X_g), & \left(\frac{x-x_0}{x_w}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_w}\right)^2 \leq 1, \left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2 > 1 \\ 0, & \left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2 \leq 1 \end{cases} \quad \theta \in (0, \pi), \quad (8)$$

$$U_{\text{rep}}(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{2} \sin \theta k_{\text{rep}} e^{-\frac{1}{2}[\left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2]} \rho^n(X, X_g), & \left(\frac{x-x_0}{x_w}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_w}\right)^2 \leq 1, \left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2 > 1 \\ \frac{1}{2} k_{\text{rep}} e^{-\frac{1}{2}[\left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2]} \rho^n(X, X_g), & \left(\frac{x-x_0}{x_s}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{y_s}\right)^2 \leq 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad \theta \in (0, \pi), \quad (9)$$

式中, k_{att} 为斥力增益系数, θ 为相对质心角, x_w 为横向预警安全距离, y_w 为纵向预警安全距离。

改进后的避障路径规划如图 4 所示。

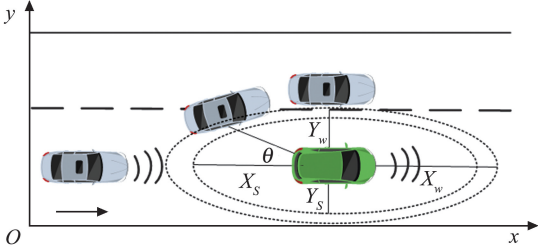
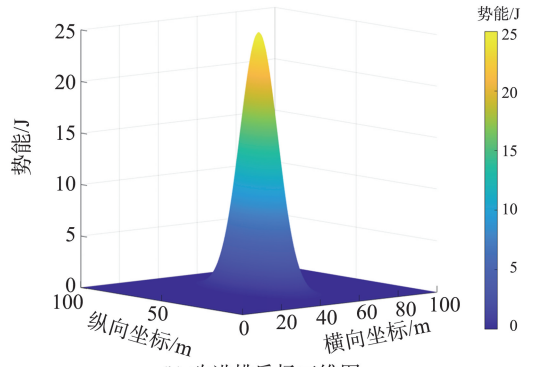


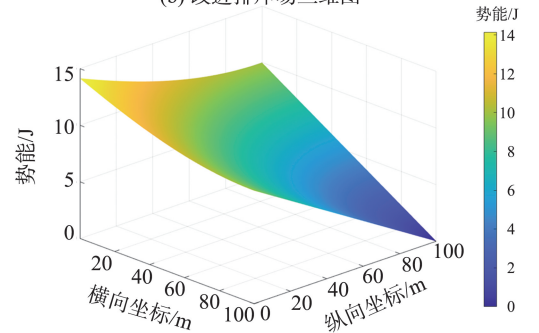
图 4 改进人工势场法避障路径规划图

Fig.4 Improvement of the artificial potential field method of obstacle avoidance path planning diagram

由图 4 可知平衡因子在车辆避障过程中的变化,当相对质心角 $\theta \in (0, \pi/2)$ 时,引力的作用相对减小,斥力的作用相对增大,在这个阶段弱化引力,强化斥力;当 $\theta \in (\pi/2, \pi)$ 时,引力的作用相对增大,斥力的作用相对减小,在这个阶段强化引力,弱化斥力,以此保证规划过程的引斥力处于相对平衡的状态。改进后的二维与三维势场如图 5 所示。



(b) 改进排斥场三维图



(c) 改进引力场三维图

图 5 改进二维与三维势场图

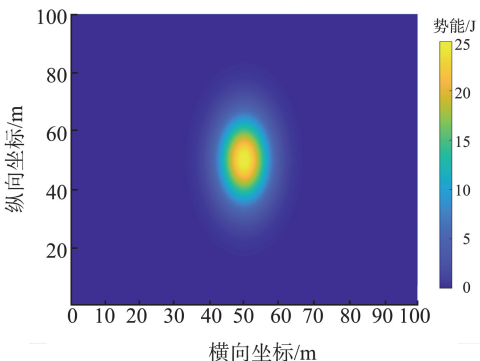
Fig.5 Improvement of 2D and 3D potential field diagrams

1.3 道路势场模型

针对实际环境中道路边界与中心线对避障过程的影响,本研究考虑车辆行驶与避障过程的位置关系,参考文献[19]构建边界与中心线共同作用的道路势场模型,道路边界的总势场

$$U_{\text{road}} = U_L + U_C, \quad (10)$$

式中, U_L 为道路两边的边界势场, U_C 为道路中心线的势场。 U_L 和 U_C 的计算公式分别为



(a) 改进排斥场平面图

$$U_L = k_1 \frac{1}{d_1^2} + k_2 \frac{1}{d_2^2}, \quad (11)$$

$$U_C = k_c e^{-\frac{d_c^2}{2\sigma_c^2}}, \quad (12)$$

式中, k_1 、 k_2 为道路边界的势场系数, k_c 为道路中心线系数, σ_c 为道路宽度收敛系数, d_1 和 d_2 为车辆到左边界和右边界的距离, d_c 为车辆到中心线的距离。其中, 道路模型及道路势场如图 6、7 所示。

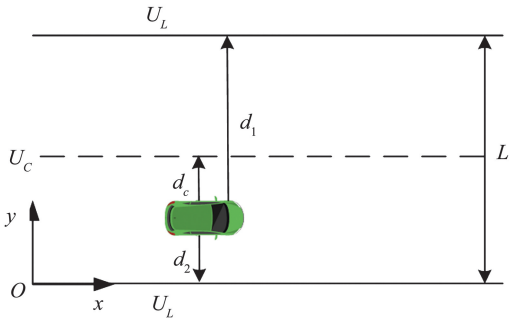


图6 道路模型
Fig.6 Road model

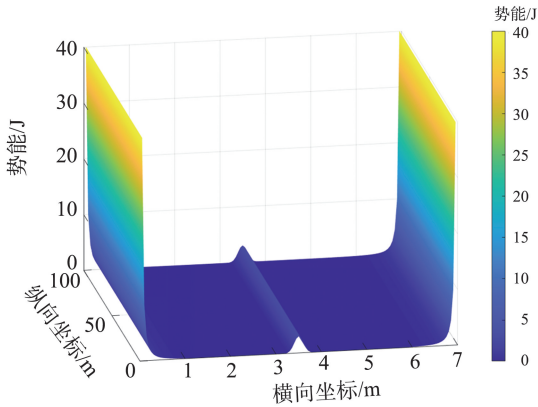


图7 道路势场图
Fig.7 Road potential field map

为了得到车辆受到的引力和斥力, 进而确定车辆的运动方向, 采用梯度下降法计算势场与力的关系, 通过贝塞尔曲线平滑规划得到的路径点即为参考路径, 计算公式为

$$F_{road} = -\nabla U_{road}, \quad (13)$$

式中, F_{road} 为车辆在道路环境中受到的合力, ∇ 为梯度算子, U_{road} 为道路环境中的总势能函数。

1.4 基于规划路径的 MPC 跟踪器设计

在路径规划的基础上, 基于横向运动和横摆运动的二自由度车辆动力学模型设计 MPC 跟踪器, 引入横向误差与横摆角误差替换动力学模型中的状态变量, 并设计模型预测控制目标函数和约束条件, 完成路径跟踪控制器的设计。为了便于控制器的设计, 将线性时变连续系统状态变量替换为误差量得到动力学误差状态方程, 即

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\boldsymbol{\mu}, \quad (14)$$

误差量

$$e_1 = y - y_{des}, \quad (15)$$

$$\dot{e}_1 = \dot{y} - \dot{y}_{des}, \quad (16)$$

$$e_2 = \varphi - \varphi_{des}, \quad (17)$$

$$\dot{e}_2 = \dot{\varphi} - \dot{\varphi}_{des}, \quad (18)$$

状态量

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} e_1 \\ \dot{e}_1 \\ e_2 \\ \dot{e}_2 \end{bmatrix}, \quad (19)$$

根据车辆动力学建模推导^[20]得到状态矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{2C_{cf} + 2C_{cr}}{mV_x} & \frac{2C_{cf} + 2C_{cr}}{m} & \frac{-2C_{cf}l_f + 2C_{cr}l_r}{mV_x} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{2l_f C_{cf} - 2l_r C_{cr}}{I_z V_x} & \frac{2l_f C_{cf} - 2l_r C_{cr}}{I_z} & \frac{2l_f^2 C_{cf} + 2l_r^2 C_{cr}}{I_z V_x} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{2C_{cf}}{m} \\ 0 \\ \frac{2l_f C_{cf}}{I_z} \end{bmatrix},$$

式中: $\dot{\mathbf{x}}$ 是状态变量的瞬时变化率; $\boldsymbol{\mu}$ 为前轮转向角, 表示控制输入量; e_1 为车辆质心到道路中心线的距离; e_2 为相对于道路切线方向的车辆横摆角误差; C_{cf} 和 C_{cr} 分别为车辆前后轮侧偏刚度; m 为车质量; I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量; v_x 为车辆纵向速度, 基于对国内外研究现状的深入分析, 本研究设置 20 m/s 模拟中高速场景; l_f 和 l_r 分别为车辆前后轮到质心的距离。

对式(14)中矩阵 \mathbf{A} 采用中点欧拉法离散, 对矩阵 \mathbf{B} 采用前向欧拉法离散, 得到

$$\dot{\mathbf{x}}(k+1) = \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{x}(k) + \tilde{\mathbf{B}}\boldsymbol{\mu}(k),$$

$$\tilde{\mathbf{A}} = \left(\mathbf{I}_m - \frac{T}{2}\mathbf{A}\right)^{-1} \left(\mathbf{I}_m + \frac{T}{2}\mathbf{A}\right),$$

$$\tilde{\mathbf{B}} = \mathbf{B}T,$$

式中, \mathbf{I}_m 表示维度为 m 的状态变量单位矩阵, T 为系统采样时间。以此构建目标函数 J , 得到

$$\min J = \sum_{i=1}^{N_p} (\mathbf{Q}_e(e_i)^2 + \mathbf{R}_{\Delta\varphi}(\Delta\varphi_i)^2) + \sum_{i=1}^{N_c-1} (\mathbf{K}_{\Delta\mu}(\Delta\mu_i)^2) + \gamma\varepsilon^2,$$

式中, N_p 为预测时域, N_c 为控制时域, ε 为松弛因

子, $e_i, \Delta\varphi_i, \Delta\mu_i$ 分别为横向误差、航向偏差与控制增量, Q, R, K 分别为横向误差、航向偏差与控制增量的权重矩阵, γ 为松弛因子的加权矩阵。

基于上述目标函数与约束条件形成的规划问题, 通过转化为二次规划求解得到相应的控制增量序列

$$\Delta U_i = [\Delta\mu_i, \Delta\mu_{i+1}, \dots, \Delta\mu_{i+N_c-1}]。$$

根据 MPC 的作用原理, 上述控制序列的第一个元素将作为输入控制增量, 与上个时刻 $t-1$ 的控制量 $\mu(t-1)$ 相加, 便可得到当前时刻 t 的实际控制量, 即

$$\mu(t) = \mu(t-1) + \Delta\mu_i,$$

如此循环往复, 完成对于车辆的路径跟踪。

综上所述, 改进的算法通过引入平衡因子与可变调节因子, 结合高斯函数, 构建横向虚拟安全空间与纵向安全距离模型, 在保留传统算法的优点上解决其诸多不足。

2 试验验证及分析

2.1 算法验证及对比

为验证算法的有效性, 并说明改进人工势场法的算法优势, 在不同场景下分别与常用的 RRT* 算法及传统人工势场法进行仿真对比, 复杂场景不同算法规划对比效果如图 8 所示。建立相同的

MATLAB 软件仿真模型, 仿真模型为 $12\text{ m} \times 12\text{ m}$ 的正方形区域, 障碍物为 11 个复杂场景, 坐标设置为 $(1.0, 1.2), (1.0, 2.0), (2.0, 4.5), (2.0, 1.0), (3.0, 8.0), (4.0, 4.0), (4.0, 7.0), (5.0, 5.0), (6.0, 4.5), (9.0, 6.0), (9.5, 9.5)$, 起点为 $(0, 0)$, 终点为 $(10.0, 10.0)$ 。进一步与 RRT* 算法规划路径对比, 考虑到 RRT* 算法的迭代特性, 3 种算法的仿真步长及迭代次数均设置为 0.02 与 5 000, 进而从路径规划长度、路径曲率、算法运行时间角度出发进行对比分析, 说明改进人工势场法的优势。

由图 8(a) 可以发现, 在进行规划时, 障碍物位于目标点附近, 由于斥力范围的影响产生目标不可达现象, 无法完成规划; 由图 8(b) 可知, 本研究改进势场法在整个过程中未出现势场力不平衡导致的规划失败问题, 在接近目标点的过程中, 本研究设计的纵横向椭圆安全距离及平衡因子使得规划点在预警距离外, 临界安全距离内产生偏转, 从而顺利到达目标点, 以此证明本研究改进势场法的有效性; 从图 8(c) 可知, 车辆可以顺利到达目标点, 但在接近目标点处产生较大曲折, 这是由于 RRT* 算法需要不断进行迭代寻找最优节点。3 种算法的路径规划长度、路径曲率、算法运行时间如表 2 所示。传统人工势场法在仿真过程中由于无法完成规划, 故只列出仿真时间。

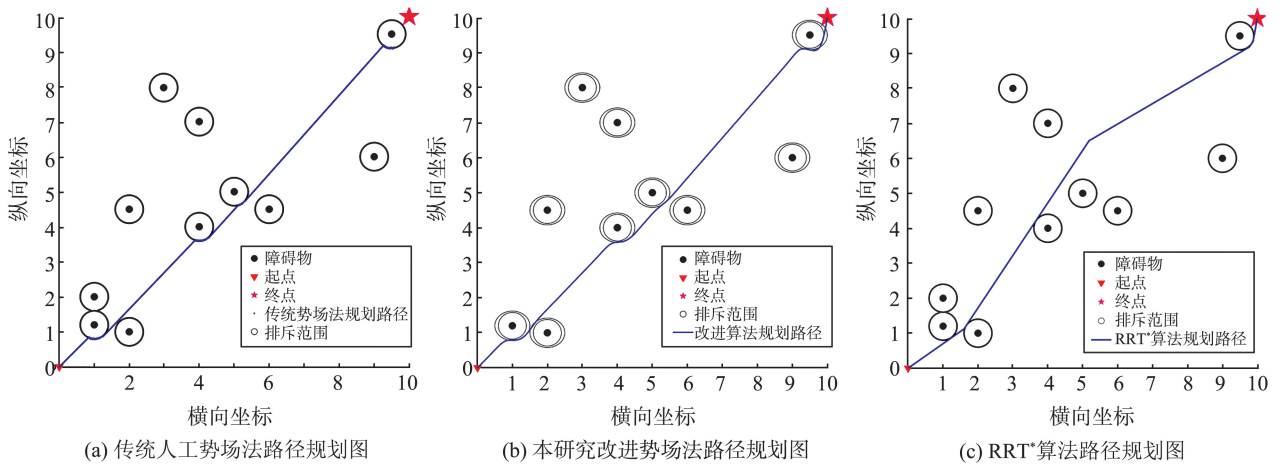


图 8 复杂场景不同算法规划对比效果

Fig.8 Comparison effect of different algorithm planning for complex scenes

表 2 算法仿真数据对比

Table 2 Comparison of algorithm simulation data

算法	仿真时间/s	路径长度/m	路径最大曲率/ m^{-1}	路径平均曲率/ m^{-1}
传统 APF	0.067			
RRT*	1.064	14.648	7.271	1.559
本研究算法	0.324	14.646	7.011	0.588

由表 2 可知, 在相同的仿真步长及迭代次数下,

RRT* 算法运行较慢, 且路径平均曲率较大, 本研究改进算法规划时间短, 且路径较为平滑。因此, 本研究基于改进人工势场算法在复杂场景下路径规划长度与 RRT* 算法大致相同时, 其算法运行效率提高 69.5%, 平均曲率降低 62.2%。

2.2 联合仿真场景验证

为验证本研究方法用于车辆路径规划的可行

性,基于设计的二自由度车辆动力学模型 MPC 跟踪器,跟踪椭圆势场法 (elliptical potential field, EPF)、类椭圆势场法 (elliptical-like potential field, ELPF) 和本研究提出的动态安全椭圆势场法 (dynamic safe elliptical potential field, DSEPF) 规划的路径,并依据车辆跟踪规划路径的行驶性能指标波动,验证规划方法用于车辆路径规划的可行性。

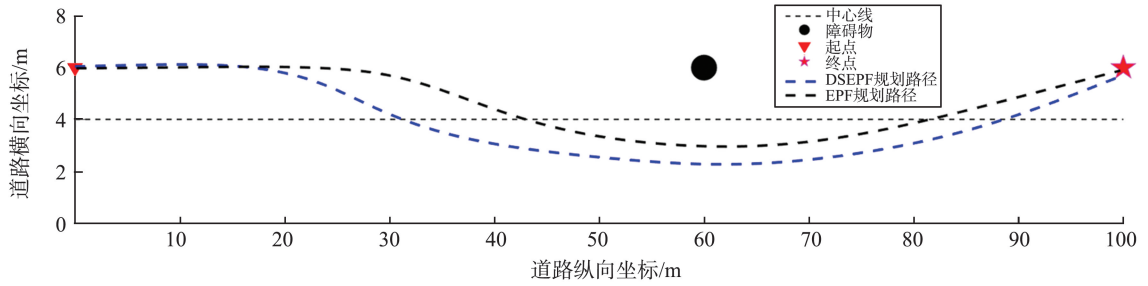


图9 EPF法与DSEPF方法规划路径对比

Fig.9 Comparison of EPF method and DSEPF method for planning path

由图9可知,在该场景下2种方法均能规划出车辆避障路径,顺利到达目标点,对比两者规划路径可知,EPF方法规划的路径长度较小,但需要提前对车辆的避障距离进行标定,本研究提出的方法根据相对速度、路面附着系数等因素动态确定避障距

2.2.1 单障碍物规划跟踪仿真场景

在单障碍物规划跟踪仿真场景中,道路为双车道,车道宽度为4m,车辆初始位置为(0,6),目标位置为(100,6),障碍物位置为(60,6),车辆速度为72 km/h,仿真车辆的参数与EPF方法相同,改进的人工势场主要参数由多次试验获得,其中 k_{att} 、 k_{rep} 、 k_1 、 k_2 、 k_c 、 σ_c 分别取10、90、20、20、50、7,EPF与DSEPF两种规划方法的规划路径如图9所示。

离,解决了该场景下斥力参数难以标定的问题,说明了本研究提出的改进方法可以解决传统人工势场法用于车辆路径规划的局部极值问题。车辆跟踪效果的对比如图10所示。

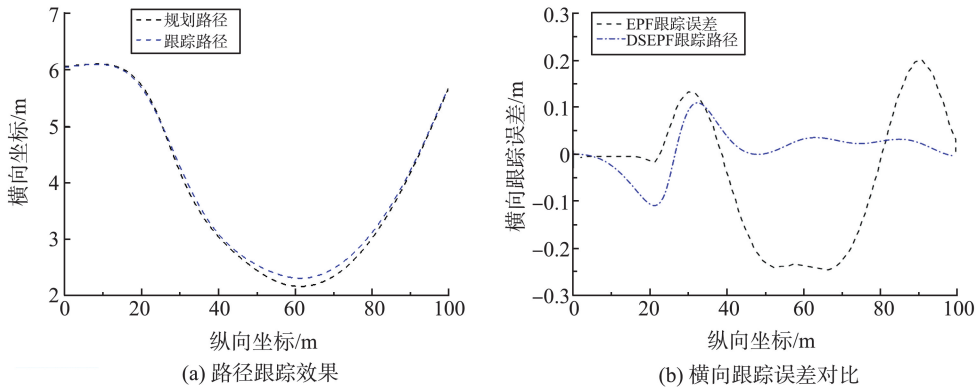


图10 路径跟踪效果与误差对比

Fig.10 Path tracking effect and error comparison

由图10(a)、(b)可知,本研究跟踪路径与期望路径的误差较小,横向跟踪误差控制在0.1m以内,符合车辆的实际行驶工况。对比EPF方法,本研究在单障碍物场景下的横向跟踪精度提高了55.62%,这是由于本研究改进的规划算法引入了平衡因子与横纵向动态安全距离,使得避障过程中算法规划的路径较为平缓。车辆的行驶性能指标变化对比如图11所示。

由图11(a)可知,前轮转角控制在 $[-3^\circ, 3^\circ]$,符合动力学约束条件,且前轮转角整体趋势较为平缓,没有发生突变震荡情况,符合车辆行驶工况,对

比EPF方法,可知本研究的前轮转角变化曲线更平缓,这是由于本研究规划算法中引入了安全预警距离,导致规划的路径整体曲率变化更小,车辆在跟踪过程中的前轮转角变化幅度更小;由图11(b)可知,两者的质心侧偏角变化均保持在 0.4° 以内,对比可发现本研究质心侧偏角的峰值较大,但整体变化较小,表示车辆避障过程中车身更加平稳;由图11(c)可知,车辆跟踪过程中两者横摆角变化均在 10° 以内,整体变化平滑,对比可知,本研究横摆角变化峰值更小,说明车辆在路径跟踪过程具有更好的稳定性;由图11(d)可知,本研究横向加速度曲线变化

平滑,最大横向加速度小于 $0.5g$ (g 为重力加速度),且没有抖动震荡,一般车辆最大横向加速度可达

$1.5g$ ^[13],说明汽车在转向过程的横向受力更小,具有更好的舒适性。

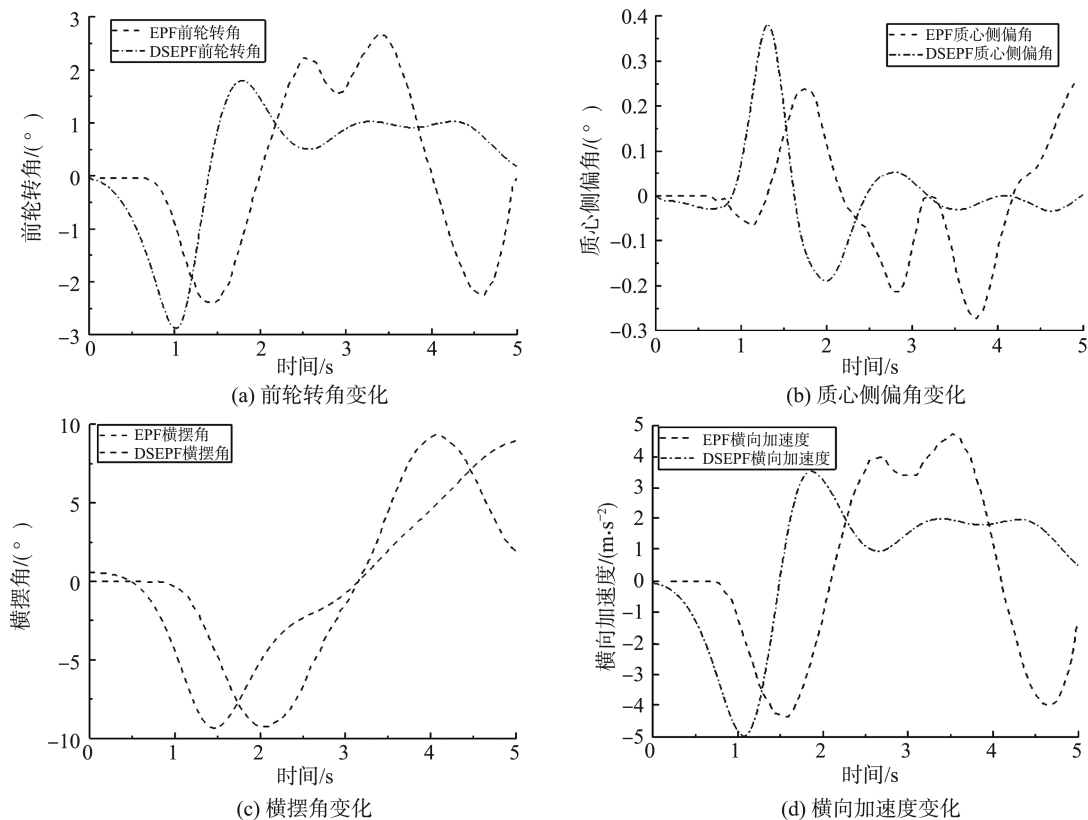


图11 行驶性能指标对比

Fig.11 Comparison of driving performance indicators

2.2.2 多障碍物规划跟踪仿真场景

在多障碍物规划跟踪仿真场景中,道路为双车道,车道宽度为 4.0 m ,车辆初始位置坐标为 $(0, 2)$,目标位置坐标为 $(1\ 000, 6)$,障碍物设置为8个且均匀分布,具体位置为 $(100.00, 6.00)$ 、 $(214.28, 5.00)$ 、 $(328.27, 1.00)$ 、 $(442.85, 6.00)$ 、 $(557.14, 8.00)$ 、

$(671.43, 6.00)$ 、 $(785.71, 2.00)$ 、 $(900.00, 3.00)$,车速为 72 km/h ,仿真车辆参数与ELPF方法相同,改进的人工势场通过多次试验得到主要参数 k_{att} 、 k_{rep} 、 k_1 、 k_2 、 k_c 、 σ_c 取 10 、 500 、 10 、 10 、 30 、 7 ,2种规划方法的规划路径如图12所示。

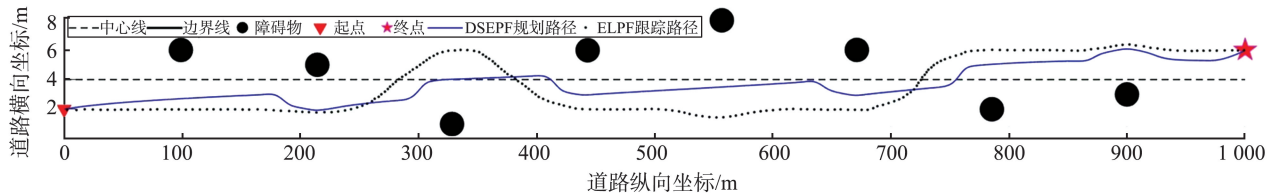


图12 2种方法规划路径图

Fig.12 Planned path diagrams for the two methods

由图12可知,在该场景下2种方法均能规划出车辆避障路径,车辆能够很好地避开障碍物,顺利到达目标点。对比两者规划路径可知,ELPF方法规划的路径转向相对较少,但ELPF方法需要提前对车辆的避障距离进行标定,而本研究提出的方法可以根据相对速度、路面附着系数等因素动态确定避障距离,解决了该场景下斥力参数难以标定的问题,弥补了不确定情况下算法的适用性。跟踪效果

与误差对比如图13所示。

由图13可知,跟踪路径与期望路径的吻合度较高,车辆的横向跟踪误差在 0.05 m 以内。进一步对比ELPF方法发现,本研究在多障碍物场景下的横向跟踪精度提高 76.36% ,这是由于本研究改进的规划算法引入了横纵向动态安全距离,使得车辆在避障过程中只受到当前障碍物的影响,使得规划的路径更加平缓,由此可见,本研究所改进的规划算法

所生成的路径符合车辆实际行驶工况,进一步验证了本研究对于车辆多障碍物规划场景的可行

性。车辆在跟踪过程中车辆前轮转角与横向加速度变化对比曲线如图 14 所示。

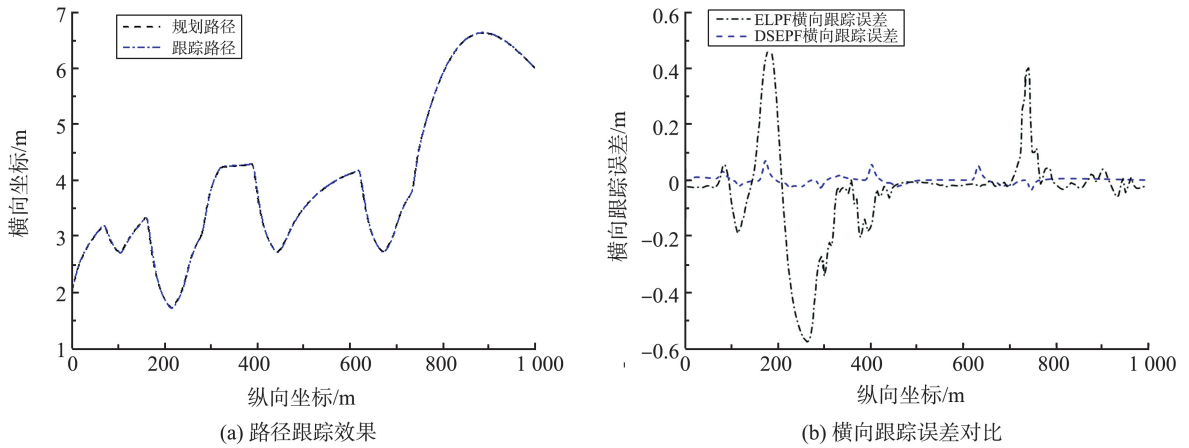


图 13 跟踪效果与误差对比图

Fig.13 Tracking effect and error comparison

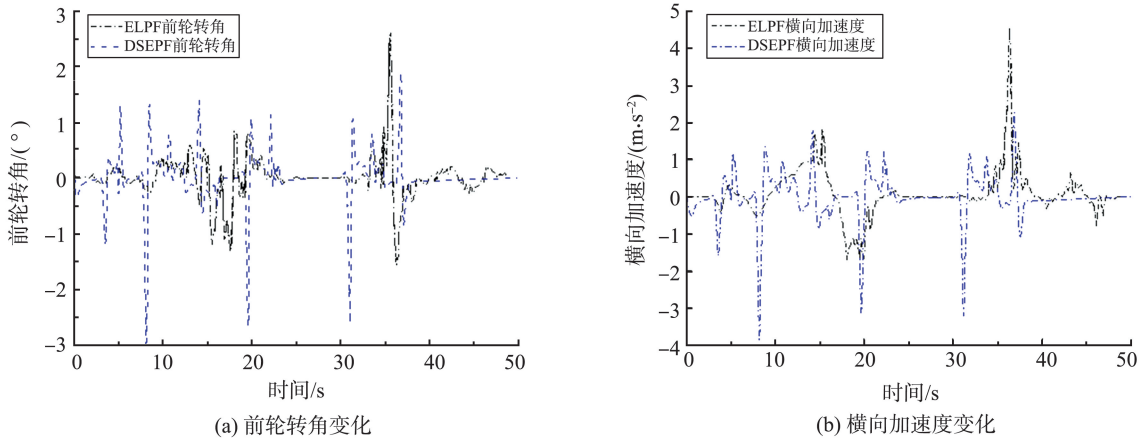


图 14 前轮转角和横向加速度变化对比

Fig.14 Comparison of front wheel angle and lateral acceleration change

由图 14(a)可知,车辆在跟踪过程中的前轮转角变化在 $\pm 3.5^\circ$ 以内,符合车辆实际行驶工况。与ELPF方法相比,DSEPF前轮转角在25s之前变化幅度较大,这是由于障碍物较为密集,路径规划算法中引入了预警距离和临界距离,导致规划的路径整体上曲率变化较大;在25s之后,由于障碍物分布较为分散,算法规划的路径整体上曲率变化较小,导致车辆的前轮转角变化幅度更小。由图14(b)可知,本研究横向加速度的变化更小,其峰值为 3.86 m/s^2 ,小于ELPF方法的峰值 4.54 m/s^2 ,符合车辆动力学约束,进一步验证了本研究路径规划方法用于车辆路径规划的可行性。

2.3 实车试验场景

实车试验采用桂林电子科技大学智能网联车平台,该平台是基于基础线控平台而改造,路径跟踪试验中,因校园环境复杂,为保障安全,选取校园内相对空旷行人较少的道路并且车辆以低速开展

试验,行驶环境为双车道,车道宽为3.5m,起始点平面坐标为(111.000,-165.700),终点平面坐标为(300.000,-165.489),在双车道上各放置一个障碍物,模拟实际场景中的障碍物分布,其中障碍物1的位置为(220.091,-165.960),障碍物2的位置为(270.000,-162.540)。车辆速度为20km/h,其中局部路径规划采用本研究改进人工势场法进行规划。

实车局部避障规划路径图、实车跟踪效果、偏航角与速度变化如图15所示。由图15(a)可知,车辆能够成功避开障碍物,证明了本研究规划算法在实车测试上的实用性;由图15(b)可知,实际跟踪路径和规划路径误差较小,跟随效果较为理想;由图15(c)整体变化趋势看,偏航角的变化为 $[-20^\circ, 20^\circ]$,整体变化较为平滑,符合车辆实际行驶过程中的偏航角变化;由图15(d)可知,车辆整体的速度变化较为平滑,车辆在25s时产生一次速度波动,

这是由于车辆接收到转向信息进行避障导致的,整体符合车辆实际行驶过程中的速度变化。

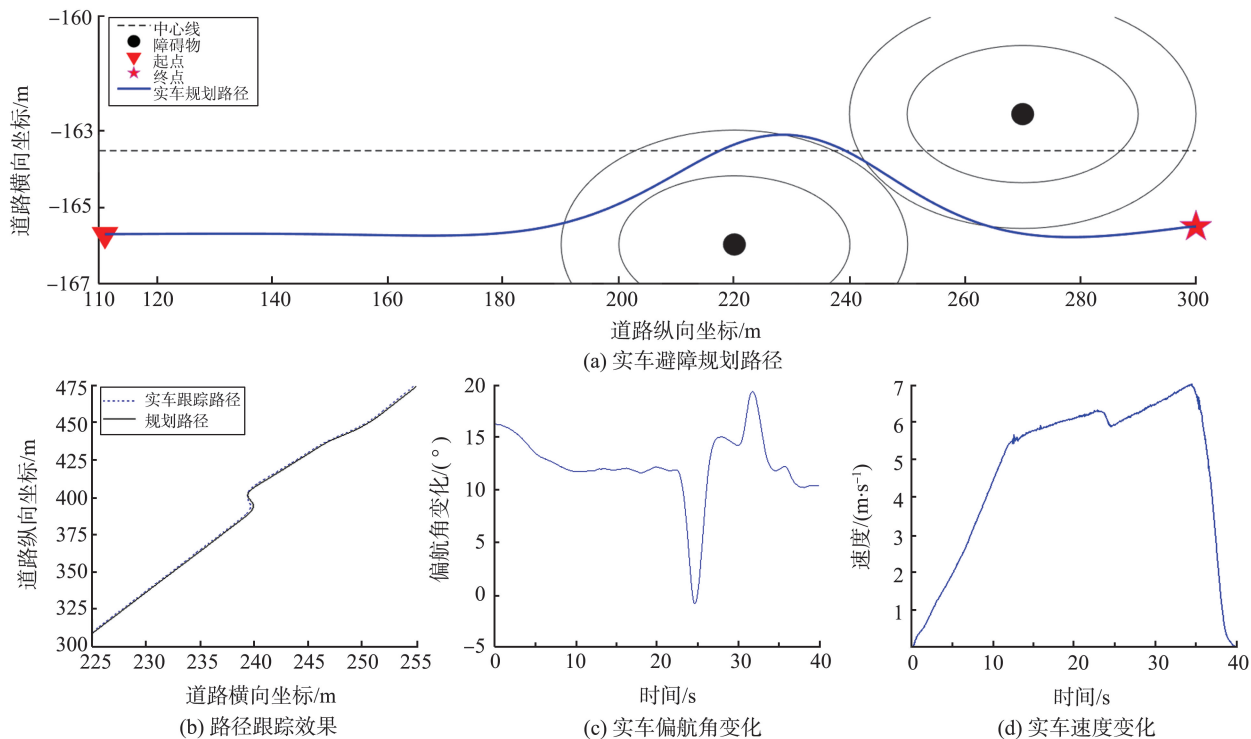


图 15 实车跟踪效果变化图

Fig.15 Changes in tracking effect of real vehicles

3 结论

本研究针对人工势场法在智能网联汽车避障时进行路径规划时出现的不足,基于人工势场法,通过引入可变调节因子与平衡因子,同时构建考虑误差的横纵向动态安全距离,结合高斯函数,提出基于改进人工势场法的智能网联车动态安全路径规划方法,并采用仿真与实车试验验证方法的有效性、可行性与实用性,据此得出以下结论。

(1)提出的可变调节因子、平衡因子能够解决传统人工势场法进行路径规划时出现的目标不可达和局部极值问题,在单障碍物及多障碍物场景下均能规划出一条安全、平稳的避障路径。

(2)构建考虑动态补偿的横纵向安全距离模型能够解决斥力势场障碍参数难以标定的难题,在多障碍物场景下车辆在避障过程中只在安全距离内受当前障碍物的影响,在保留传统算法优点的基础上进一步提高了算法的适用性。

(3)改进的人工势场法在相对复杂的环境中仍可以规划出安全的路径,实时性较好,相较于 RRT* 算法,其算法运行效率提高 69.5%,平均路径曲率降低 62.2%。

(4)改进的人工势场法能规划出符合车辆实际

避障过程的路线,更便于车辆跟踪路径,在单障碍物和多障碍物的规划场景中路径横向跟踪精度分别提高 55.62% 和 76.36%,汽车在避障过程中具有良好的稳定性和舒适性。

考虑到本研究范围的局限性,未来将进一步考虑多车道上车辆的运行态势,结合行车风险场理论,考虑实际交通规则,并利用实车平台进行不同算法下的对比进而优化算法的动态规划能力,提升实际应用效果。

参考文献:

- [1] 李克强,戴一凡,李升波,等.智能网联汽车(ICV)技术的发展现状及趋势[J].汽车安全与节能学报,2017,8(1):1-14.
LI Keqiang, DAI Yifan, LI Shengbo, et al. State-of-the-art and technical trends of intelligent and connected vehicles[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2017, 8(1): 1-14.
- [2] WANG P Y, LIU Y L, YAO W M, et al. Improved A-star algorithm based on multivariate fusion heuristic function for autonomous driving path planning [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2023, 237(7): 1527-1542.
- [3] 刘长石,陈慧璇,吴张.城市物流配送的混合车辆路径

- 规划模型与优化算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(3): 759-768.
- LIU Changshi, CHEN Huixuan, WU Zhang. Programming model and optimization algorithm for the mixed fleet vehicle routing problem in urban logistics distribution[J]. Control and Decision, 2023, 38(3): 759-768.
- [4] LI K R, HU Q Q, LIU J P. Path planning of mobile robot based on improved multiobjective genetic algorithm[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021 (1): 1-12.
- [5] SALZMAN O, HALPERIN D. Asymptotically near-optimal RRT for fast, high-quality motion planning[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(3): 473-483.
- [6] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(1): 90-98.
- [7] ROSTAMI S M H, SANGAIAH A K, WANG J, et al. Obstacle avoidance of mobile robots using modified artificial potential field algorithm[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019 (1): 70.
- [8] SUN S Y, YIN G Q, LI X P. Path planning for mobile robot using the novel repulsive force algorithm[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Sanya, China: IOP Publishing, 2018: 052067.
- [9] SONG J, HAO C, SU J C. Path planning for unmanned surface vehicle based on predictive artificial potential field [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(2): 1-13.
- [10] DUAN Y J, YANG C B, ZHU J H, et al. Active obstacle avoidance method of autonomous vehicle based on improved artificial potential field [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2022, 19(4): 1-10.
- [11] LAI D C, DAI J Y. Research on multi-UAV path planning and obstacle avoidance based on improved artificial potential field method [C]//2020 3rd International Conference on Mechatronics, Robotics and Automation (ICMRA). Shanghai, China: IEEE, 2020: 84-88.
- [12] ZHA M, WANG Z W, FENG J, et al. Unmanned vehicle route planning based on improved artificial potential field method [C]//Journal of Physics: Conference Series. Xi'an, China: IOP Publishing, 2020: 012059.
- [13] 唐志荣. 基于危险势能场的车辆转向避撞路径规划与跟踪研究[D]. 重庆: 西南大学, 2018.
- TANG Zhirong. Research on vehicle steering collision avoidance path planning and tracking based on hazard potential energy field [D]. Chongqing: Southwest University, 2018.
- [14] FAN X J, GUO Y J, LIU H, et al. Improved artificial potential field method applied for AUV path planning [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1-21.
- [15] 李古月. 基于改进人工势场的自动驾驶路径规划与跟踪控制[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2019.
- LI Guyue. Automatic driving path planning and tracking control based on improved artificial potential field [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2019.
- [16] 赵颖, 俞庭, 张琪, 等. 路径跟踪控制算法仿真分析与试验验证[J]. 汽车技术, 2022(7): 15-24.
- ZHAO Ying, YU Ting, ZHANG Qi, et al. Simulation analysis and experimental verification of path following control algorithms [J]. Automobile Technology, 2022 (7): 15-24.
- [17] ZHANG C Y, CHU D F, LIU S D, et al. Trajectory planning and tracking for autonomous vehicle based on state lattice and model predictive control [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2019, 11 (2): 29-40.
- [18] 赵林峰, 张丁之, 王慧然, 等. 基于改进安全距离模型的人机协同纵向避撞研究[J]. 汽车工程, 2021, 43 (4): 588-600.
- ZHAO Linfeng, ZHANG Dingzhi, WANG Huiran, et al. Study on longitudinal collision avoidance with human-machine cooperation based on improved safety distance model [J]. Automotive Engineering, 2021, 43 (4): 588-600.
- [19] FENG S, QIAN Y B, WANG Y. Collision avoidance method of autonomous vehicle based on improved artificial potential field algorithm[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 235(14): 3416-3430.
- [20] 赵红专, 吴浩, 卢宁宁, 等. V2X 环境下基于 MPC 算法的弯道区域 CACC 车队轨迹跟踪控制策略[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 975-984.
- ZHAO Hongzhuang, WU Hao, LU Ningning, et al. An MPC-based driving trajectory tracking control strategy of CACC fleet in curves under V2X environment [J]. Control and Decision, 2024, 39(3): 975-984.

(编辑:郭少华)