基于单边-逐级引导势场的超车避障研究

张洪昌[1,2,3] 闫文博[1,2,3] 邹奇展[1,2,3] 曾 娟[1,2,3*]
1.武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室,武汉,430070
2.武汉理工大学汽车零部件技术湖北省协同创新中心,武汉,430070
3.武汉理工大学湖北省新能源与智能网联车工程技术研究中心,武汉,430070

摘要:针对换道超车过程中的动态避障问题,提出一种基于单边-逐级引导势场的避障策略。结合三次准均匀B样条曲线构建障碍车单边斥力势场,以更准确地表征障碍车风险,在此基础上建立动态目标引力势场,实现逐级路径引导;提出一种路径点振荡识别与过滤方法,用于抑制因仿真步长偏大引起的路径振荡。为保障轨迹跟踪精度,基于二自由度车辆动力学模型和线性二次型调节器(LQR)控制理论,设计了带有前馈控制量的LQR预测控制器。最后进行MATLAB/Simulink与CarSim联合仿真及硬件在环实验,结果表明:所提方法横向跟踪误差均值小于0.08 m,前轮转角与质心侧偏角等关键动力学指标的均值与峰值较传统人工势场法下降18%～25%,超车完成距离平均缩短10.3%,验证了所提策略的有效性与安全性。

关键词:换道超车;路径规划和跟踪控制;改进人工势场法;线性二次型调节器控制;硬件在环

中图分类号:U461

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.08.006 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Overtaking Obstacle Avoidance Study Based on Unilateral-phase-by-phase Guided Potential Field

ZHANG Hongchang[1,2,3] YAN Wenbo[1,2,3] ZOU Qizhan[1,2,3] ZENG Juan[1,2,3*]
1.Hubei Key Laboratory of Modern Auto Parts Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430070
2.Hubei Province Collaborative Innovation Center for Auto Parts Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430070
3.Hubei Province New Energy and Intelligent Connected Vehicle Engineering Technology Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430070

Abstract: To effectively avoid obstacle vehicles during lane-changing and overtaking maneuvers, this study proposes a dynamic obstacle avoidance strategy based on a unilateral hierarchical guiding potential field. A unilateral repulsive field for obstacle vehicles is constructed using cubic quasi-uniform B-spline curves to achieve more accurate risk characterization. A dynamic target attractive field is established to provide hierarchical path guidance. Additionally, a waypoint oscillation identification and filtering method is introduced to suppress oscillations caused by large simulation steps. For precise trajectory tracking, a feedforward-augmented LQR predictive controller is designed based on a 2-DOF vehicle model. Co-simulation using Matlab/Simulink and CarSim, along with HIL tests, confirms the effectiveness and safety of the proposed strategy. The results show a mean lateral error of less than 0.08 m, an 18%–25% reduction in key dynamic metrics such as front-wheel steering angle and sideslip angle, and a 10.3% reduction in overtaking distance.

Key words: lane changing; path planning and tracking control; improved artificial potential field method; linear quadratic regulator (LQR) control; hardware-in-the-loop(HIL)

0 引言

路径规划与跟踪控制对自动驾驶车辆换道超车的行驶稳定性和安全性具有重要影响,已成为当前国内外研究热点[1]。换道超车过程中的动态路径规划是车辆控制领域研究的关键[2]。人工势场算法(artificial potential field, APF)用于动态路径规划时,具有结构简单、适应性强、实时性好等特点,但也存在易陷入局部极小值、规划路径不够

收稿日期:2025-05-21
基金项目:教育部创新团队发展计划(IRT_17R83);新能源汽车科学与关键技术学科创新引智基地项目(B17034)

光滑、不当仿真步长导致路径振荡以及动态障碍物处理困难等问题，因此，早期应用多以静态障碍物场景为主。当前，研究者更多地将该算法的应用重心转向动态避障领域。WU等[3]融合APF与强化学习，通过构建综合风险势场及决策干预机制，提高了动态避障的安全与采样效率。HUANG等[4]构建基于Frenet坐标系的动态势场，融入环境动态信息评估实时安全，用于人机共享控制中的实时安全判断与权限分配，防止避障过程受到不当干预。HU等[5]提出混合势场，引入障碍物速度构建斥力，并利用动态贝叶斯网络与零和博弈评估遮挡区域风险，以应对静态、动态及不确定环境下的避障挑战。

车辆路径跟踪控制在保证跟踪精度的同时还要确保行驶过程中的行驶稳定性和安全性[6]。线性二次型调节器(LQR)具有快速响应、鲁棒性强的优点，且不涉及实时的在线优化计算，在嵌入式系统中的应用不会受到计算能力限制的显著影响，使得LQR控制方法非常适合资源受限的车载环境[7]。为提高LQR在复杂工况下的车辆路径跟踪性能，研究者提出了多种改进方案。LENZO等[8]将LQR与前馈控制结合，引入扭矩矢量实现漂移控制，原型车实验验证其能够有效跟踪预定义路径、侧偏角及车速。HUANG等[9]提出基于对偶一致性交替方向乘子法的去中心化LQR，将非凸问题转化为凸问题，显著提高了联网车辆协同轨迹规划的计算效率与可扩展性，支持实时控制。王姝等[10]针对高速大曲率工况，采用闭环PID校正前轮转角，并设计稳定性控制器，通过车辆与参考模型的偏差生成附加横摆力矩，提高了轮胎临界线性区的转向精度。

高速公路车辆换道超车引发的事故占比高达65%[11]。一级服务水平的高速公路占我国高速总里程的55.2%[12]，是自动驾驶技术的关键应用场景。分析该道路中328组超车轨迹数据发现，车辆通常在超车前完成加速，超车过程中速度波动小于5 km/h[13]，即匀速超车过程中的安全问题主要源于对横向稳定性的控制，纵向速度±5 km/h的波动影响甚微[14]。针对该场景下利用APF算法进行超车避障路径规划及可能出现路径振荡的问题，本文提出一种基于障碍车单边-逐级引导势场的动态避障策略，设计了路径点振荡识别与过滤机制，并结合LQR理论构建路径跟踪控制系统，以实现智能车辆在换道超车过程中的安全路径规划与精确轨迹跟踪。

1 单边-逐级引导势场避障路径规划

本文提出的动态避障策略整体结构如图1所示，包含局部路径规划与跟踪控制两大系统。基于实时环境信息和自身状态信息，首先利用构建的单边-逐级引导势场(由障碍车单边运动斥力势场、动态目标引力势场和道路边界斥力势场三部分组成)规划局部超车路径，并对生成的路径点进行振荡识别与过滤以提高行驶稳定性。然后在路径跟踪控制系统中，为了提高实时性，预先离线求解不同车速下的LQR反馈矩阵$\boldsymbol{K}$并存储为映射表；系统依据实时纵向车速v_x查表获取对应反馈矩阵，结合投影点路径曲率计算前馈控制量，并输出转角实现横向控制。最后实时更新车辆状态，实现动态避障。

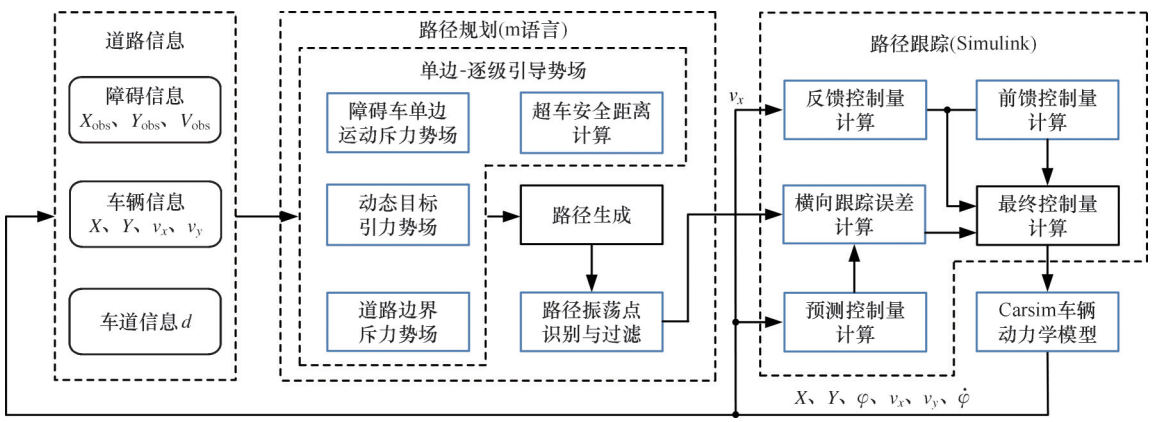


图1 动态避障策略结构框图

Fig.1 Structural block diagram of dynamic obstacle avoidance strategy

现有方法在解决局部极小值或振荡问题时往往伴随路径不平滑、计算负担增加或动态环境适应性不足等新问题，本文提出的动态避障策略能够实现综合性能的提高：单边运动斥力势场结合三次准均匀B样条曲线可优化边界以保障规划路径的平滑性；动态目标点基于车辆状态与道路信息实时迁移，可有效规避局部极小值风险；振荡识别与过滤方法则在保障行驶稳定性的同时降低计

算负担。“逐级引导”机制通过构建动态引力场，将最终目标分解为与当前状态及环境适配的“引导点”序列，车辆追踪当前引导点后，引力场平滑过渡至下一级，实现渐进式路径的生成。该机制不仅通过内在振荡抑制、辅以振荡点过滤保障路径平滑，其引导点的智能排序与切换逻辑还能在超车后高效引导车辆稳定快速回归原车道。

1.1　超车安全距离的计算

碰撞时间是评估变道超车危险性的关键指标，定义为同车道前后两车以当前速度行驶至发生碰撞所需的时间，其计算公式为

$$t_{TC}=x_r/v_{tr} \tag{1}$$

式中：t_{TC}为碰撞时间；x_r为受控车与障碍车之间的纵向相对距离；v_{tr}为受控车与障碍车之间的实时相对速度。

针对驾驶场景的危险性评估，按t_{TC}值将跟车场景的危险性划分为四种危险级别[15]，见表1。

表1　按t_{TC}划分的危险场景等级

Tab.1　Classification of hazard scenarios based on t_{TC}

t_{TC}取值范围/s	等级
(5,+∞)	一级(无危险)
(3,5]	二级(紧急)
(1,3]	三级(紧迫)
(−∞,1]	四级(濒临碰撞)

因此，取安全避撞距离为

$$D_{min}=5v_{tr}+d_s=5v_{tr}+\frac{3}{\mu+0.3} \tag{2}$$

式中：d_s为同向车辆纵向最小安全间距，其计算公式参考最小安全间距模型[16]；μ为路面附着系数。

1.2　障碍车单边运动斥力势场模型的建立

针对障碍车两侧碰撞风险不对称的特点，本文提出单边运动斥力势场构建方法，以更准确地表征风险分布并简化模型结构。此外，引入准均匀B样条曲线优化斥力势场边界，该曲线具备曲率连续性，并可通过控制点配置使起止点曲率为零，适用于生成平滑换道路径。其模型如图2所示，其中，L为障碍车长度。

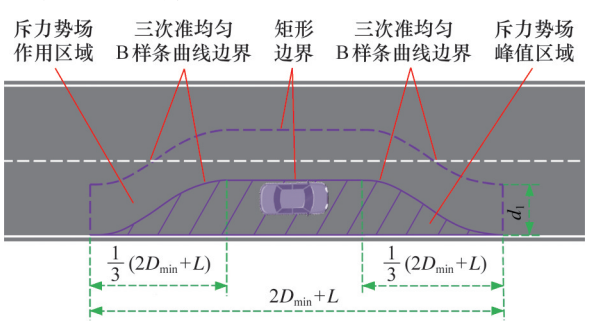


图2　单边运动斥力势场模型

Fig.2　The unilateral motion repulsive potential field model

为了让受控车行驶轨迹更加贴合B样条曲线，将每次迭代时不停运动着的障碍车及其周围部分区域(图2中斜线部分)斥力势能都设为峰值，即将此区域看作斥力势能峰值区。斥力势场边界线通过将峰值区上边界向上偏移距离d_1确定，两者间的横向区域即为斥力势场作用范围。距离d_1的计算公式为

$$d_1=w/2+\sigma_y \tag{3}$$

式中：d_1为斥力势场边界平移量；w为受控车宽度；σ_y为汽车在换道行驶过程中所需的横向安全距离，其计算方法参考“基于数据驱动的横向安全距离模型”[17]，该模型以多源动态参数(受控车行驶速度、受控车与障碍车速度差、道路曲率)为输入，横向安全距离为输出。

改进后，斥力势场的斥力函数为

$$F_{rep}=k_{rep}\left(\frac{1}{d_y(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_{obs})}-\frac{1}{d_1}\right)\times\frac{\boldsymbol{q}-\boldsymbol{q}_{obs}}{d(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_{obs})} \tag{4}$$

式中：k_{rep}为障碍车斥力增益系数；$d_y(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_{obs})$为受控车与斥力势能峰值上边界线间横向的距离，即两者纵坐标之差的绝对值；$\boldsymbol{q}$为受控车坐标向量；$\boldsymbol{q}_{obs}$为障碍车坐标向量；$d(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_{obs})$为受控车与障碍车的欧几里得距离。

斥力势场三维模型如图3所示。

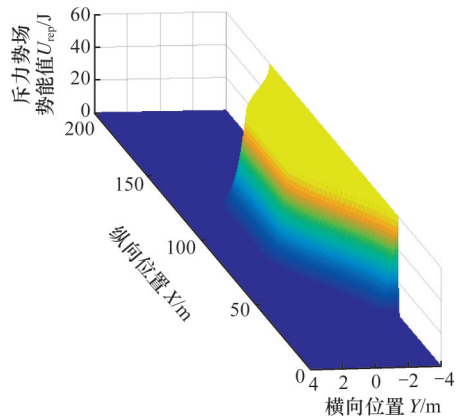


图3　斥力势场三维模型

Fig.3　Three-dimensional model of the repulsive potential field

1.3　动态目标引力势场模型的建立

本节建立了一种动态目标引力势场模型，将传统APF中的静态目标点替换为三个随障碍车移动的随动目标点：引导车辆持续前进的主目标点、解决局部极小值问题的虚拟目标点、缩短避障后回原车道距离的换道目标点。其模型如图4所示。主目标点横向位于原车道中心线，它与自车的纵向距离由下式确定：

$$l=vk_{goal_main} \tag{5}$$

式中：k_{goal_main}为主目标点距离增益系数；v为受控车辆车速。

可以看出，主目标点纵向距离与车速成正比，以提高动态避障响应性。虚拟目标点横向位于对

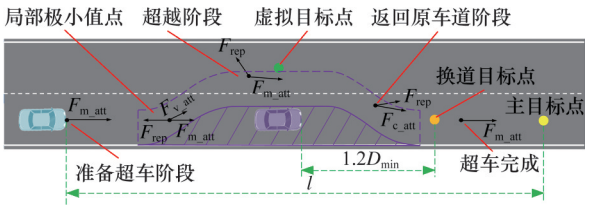


图4 动态目标引力势场模型

Fig.4 The dynamic target attractive potential field model

向车道中心线，纵向与障碍车中心对齐。换道目标点横向设于原车道中心线，纵向位于障碍车前方1.2D_{min}处，旨在引导车辆在超车后安全、高效返回原车道。

如图5所示，动态引力场中受控车目标点切换逻辑如下：受控车初始处于主目标点单牵引模式，未进入障碍物斥力场时沿主目标点方向行驶；进入斥力场且陷入局部极小点时，切换至主目标点与虚拟目标点协同牵引模式，脱离极小点后虚拟目标点失效，恢复主目标点单牵引；完成障碍车超越后，切换至换道目标点单牵引模式驶回原车道，当纵向距障碍车不小于D_{min}时，换道目标点失效，恢复主目标点单牵引直至抵达最终目标。

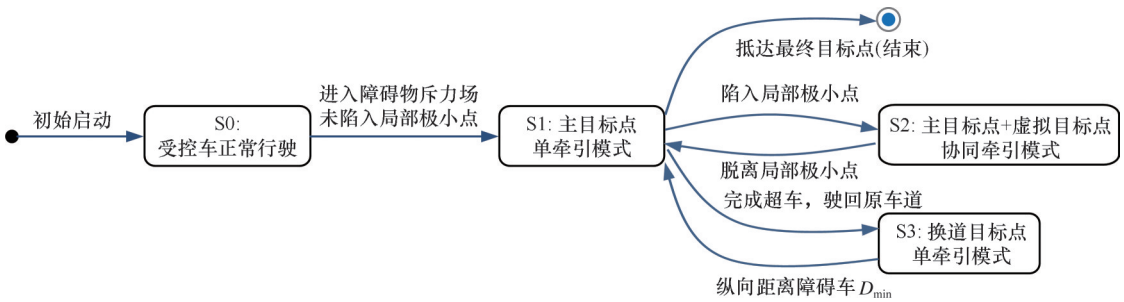


图5 受控车目标点切换示意图

Fig.5 Schematic diagram of target point switching for the controlled vehicle

改进后的动态引力场引力为

$$\left.\begin{aligned} F_{m_att} &= k_{att} l \times \frac{q_{mg} - q}{d(q, q_{mg})} \\ F_{c_att} &= k_{att} l \times \frac{q_{cg} - q}{d(q, q_{cg})} \\ F_{v_att} &= k_{vir} \times \frac{q_{vg} - q}{d(q, q_{vg})} \end{aligned}\right\} \tag{6}$$

式中：F_{m_att}、F_{c_att}、F_{v_att}分别为主目标点引力、换道目标点引力、虚拟目标点的引力；k_{att}、k_{vir}分别为主/换道目标点引力增益系数、虚拟目标点的引力增益系数；q_{mg}、q_{cg}、q_{vg}分别为主目标点、换道目标点、虚拟目标点的坐标向量；$d(q, q_{mg})$、$d(q, q_{mg})$、$d(q, q_{vg})$分别为受控车与主目标点、换道目标点、虚拟目标点的欧几里得距离。

k_{rep}、k_{goal_main}、k_{att}、k_{vir}等增益系数的取值参考基于强化学习算法自适应优化人工势场参数的方法[18]。该方法构建人工势场深度网络模型，输入包括受控车位置、与障碍车及目标点的相对位置与距离，通过融合距离、避障及航向奖励构建的总奖励函数，经网络训练收敛后，最终输出适配高速超车场景的最优增益系数，实现参数的自适应优化。综上，受控车受到的合力为

$$F = F_{m_att} + F_{c_att} + F_{v_att} + F_{rep} \tag{7}$$

1.4 路径振荡点过滤方法的设计

路径规划中，障碍物移动或车辆迭代步长设置不当可能导致“振荡点”现象。例如，过大的迭代步长可能使车辆在障碍物斥力作用下反复进出其影响范围，形成振荡。该现象不仅增加路径跟踪难度，更会在高速行驶时引发车辆频繁摆动，降低行驶稳定性。为此，本文提出“曲线凹凸-曲率变化率-节点夹角”多维联合振荡检测机制，并基于检测结果进行路径平滑处理。

为更好地说明，图6模拟了一段包含“振荡点”的路径。图6a中采用“外接圆求曲率”方法计算出各路径点曲率κ_i（$i>1$），曲率为正代表该段为“凸曲线”，曲率为负代表该段为“凹曲线”；定义曲率变化率$\kappa_i' = |(\kappa_i - \kappa_{i-1})/f|$反映曲率波动程度；对连续三点$s_{i-1}$、$s_i$、$s_{i+1}$构造向量$v_1$和$v_2$，利用反余弦函数求出相邻路径点夹角$\gamma$，表征方向突变程度。当某段路径连续满足“曲率符号乘积为负（曲线凸凹变换）、$\kappa_i' > \kappa'_{max}$、$\gamma > \gamma_{max}$，且连续出现次数$k \geqslant 2$时，判定为振荡段，振荡段起点记为$q_s$，振荡段终点记为$q_e$。其中，$f$为受控车步长，$\kappa'_{max}$为正常超车路径曲率变化率阈值，$\gamma_{max}$为正常超车转向角阈值。两阈值公式分别源于车辆动力学约束与舒适性约束，结合运动学关系推导得到具体表达式：

$$\left.\begin{aligned} \kappa'_{max} &\leqslant a_{yy,max}/v^3 \\ \gamma_{max} &\leqslant \mu g L_c / v^2 \end{aligned}\right\} \tag{8}$$

式中：$a_{yy,max}$为横向加加速度，为保证乘坐舒适性，$a_{yy,max}$通常限制在2 m/s^{3}以内；g为重力加速度；L_c为受控车轴距。

取路径点q_s与q_e的中点q_2，并标记q_s的前一点为q_1，q_e的后一点为q_3。如图6b所示，将控制点分为两组：(q_1, q_s, q_2)与(q_2, q_e, q_3)，据此构建贝塞尔曲线以优化路径。进一步，连接q_1q_s、q_sq_2、q_3q_e与

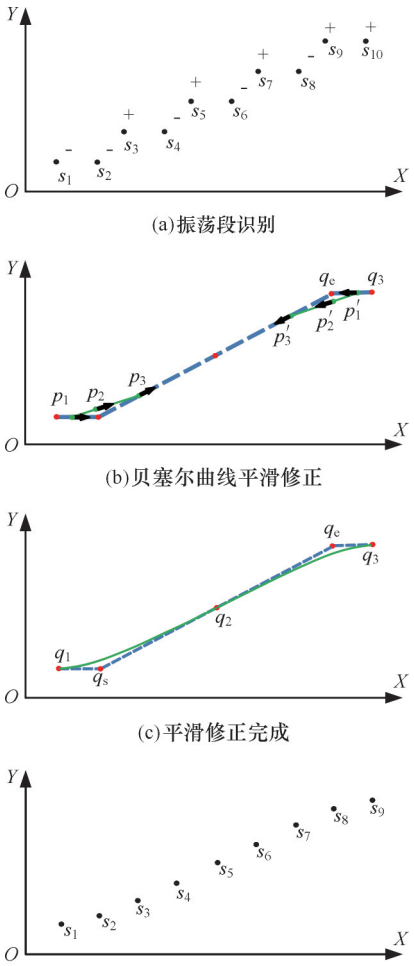


图6　振荡点过滤流程图

Fig.6　Flowchart of oscillation point filtering

q_eq_2，并在各线段上依次取点p_1、p_3、p_1'与p_3'。随后连接p_1p_3与$p_1'p_3'$，并分别取点p_2与p_2'。移动p_1、p_3、p_1'与p_3'，移动过程中满足下式所定义的线段长度约束：

$$\left.\begin{aligned}\frac{p_1p_2}{p_1p_3}=\frac{q_1p_1}{q_1q_s}=\frac{q_sp_3}{q_sq_2}\\ \frac{p_1'p_2'}{p_1'p_3'}=\frac{q_3p_1'}{q_3q_e}=\frac{q_ep_3'}{q_eq_2}\end{aligned}\right\} \tag{9}$$

最终拟合曲线如图6c所示，将其等分为i段，$i=|[S(q_s,q_e)/d]|$，$|[\cdot]|$表示四舍五入取整，$S(q_s,q_e)$表示曲线长度。

2　融入预测量的LQR横向跟踪控制

本文选用二自由度车辆动力学模型作为控制器设计的基础。该模型适用于前轮转角较小且纵向车速恒定的工况，与本文研究的匀速超车场景一致。

传统LQR控制系统以当前时刻车辆位置和状态作为输入量进行求解，但由于车辆惯性的影响，控制往往具有滞后性，如图7中的两种情况。情况一：车辆行驶至弯道a点时，横向误差为0。驾驶员操控时，为沿弯道路径行驶，会主动输出方向盘转角；而传统LQR算法因当前误差为0，未施加控制，车辆维持原有状态行驶，直至到达b点检测到误差后才输出控制量，导致控制滞后。情况二：车辆位于c点时，与目标轨迹当前投影点的误差较大。驾驶员基于轨迹预判，因车辆即将驶入目标轨迹，会维持当前行驶状态而不转动方向盘；但传统LQR算法仅依据当前大误差输出较大转向角以逼近投影点，造成不必要的控制干预。可见，仅依赖反馈与前馈控制量的传统LQR系统缺乏对行驶状态的预测性，难以适配实际驾驶中的轨迹预判需求。

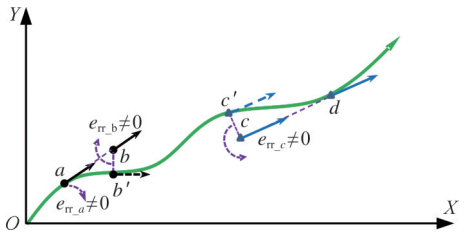


图7　曲线轨迹跟随

Fig.7　Curve trajectory following

为了解决此问题，需要引入预测量来进行提前控制。即取车辆经过预测时间t_s后的位置和状态作为输入量进行求解，t_s的取值依据采用指数函数拟合的预瞄时间模型[19]：

$$t_s=3.071-1.515e^{-(R/465.9)^2} \tag{10}$$

式中：R为道路半径。

该预测模型如图8所示，计算当前控制量时不以车辆当前位置与状态为输入，而以车辆保持当前速度行驶t_s后的预测位置及预测状态作为输入。图8中，θ为航向角，φ为横摆角，$\dot{\varphi}$为横摆角速度，β为质心侧偏角。X、Y为受控车在笛卡儿坐标系下的坐标。

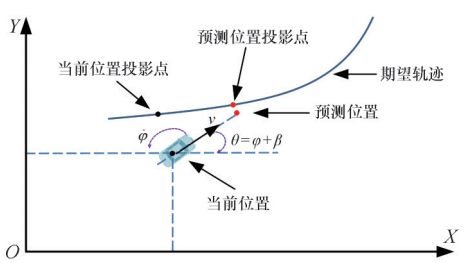


图8　预测模型示意图

Fig.8　Schematic diagram of the prediction model

设车辆当前位置和状态信息为$(X,Y,\varphi,v_x,v_y,\dot{\varphi})$，则用于输入控制系统的预测车辆位置和预测状态信息$(X_{pre},Y_{pre},\varphi_{pre},v_{x_pre},v_{y_pre},\dot{\varphi}_{pre})$为

$$\left.\begin{aligned} X_{\text{pre}} &= X + v_x t_s \cos\varphi - v_y t_s \sin\varphi \\ Y_{\text{pre}} &= Y + v_x t_s \sin\varphi + v_y t_s \cos\varphi \\ \varphi_{\text{pre}} &= \varphi + \dot{\varphi} t_s \quad \dot{\varphi}_{\text{pre}} = \dot{\varphi} \\ v_{x_\text{pre}} &= v_x \quad v_{y_\text{pre}} = v_y \end{aligned}\right\} \tag{11}$$

式中：v_x、v_y分别为受控车纵向、横向车速。

从而得到引入预测控制量下的用于跟踪控制的最终前轮转角：

$$\delta = -\boldsymbol{K}\boldsymbol{e}_{\text{rr_pre}} + \delta_{\text{f}} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{e}_{\text{rr_pre}}$为LQR控制计算横向误差时代入式(11)得到的误差矩阵；$\boldsymbol{K}$、δ_{f}分别为LQR的反馈矩阵和前馈控制量，其计算遵循标准方法。

3 实验验证

本文搭建仿真平台并开展对比实验，通过分析不同障碍车行为、不同初始行驶条件下的车辆动态响应，对比改进前后算法在路径规划合理性、路径跟踪精度及行驶稳定性方面的性能差异，验证所提算法的有效性。仿真围绕障碍车行为特性与道路限速要求设计多维度工况，重点监测前轮转角、质心侧偏角、横摆角速度及横向加速度四项关键评价指标，通过曲线图直观呈现变化趋势，结合数据表格量化分析性能优劣。

3.1 硬件在环仿真实验

硬件在环仿真平台由驾驶操作台、PXI实时仿真机及车辆-场景运动仿真机构成，结构如图9所示。PXI机运行路径规划与横向跟踪控制模型，车辆-场景运动仿真机负责车辆动力学与道路场景模型。基于MATLAB/Simulink构建的路径规划与横向控制模型经自动代码生成下载至PXI机。路径规划模型输出避障轨迹点，横向控制模型计算所需前轮转角，并将其转换为转向力矩发送至驾驶操作台，实现对方向盘的控制。同时，通过NI-XNET读取操作台传感器获取实际方向盘转角，车辆动力学与道路模型驱动实时动画，形成完整的硬件在环仿真闭环。仿真车辆动力学主要参数如表2所示。

3.2 横向跟踪控制效果验证

在路径规划验证前，需先验证控制算法对预设变道超车轨迹的跟踪性能。图10a显示，改进后控制系统的跟踪轨迹与规划路径的贴合度显著提高，全程无明显波动；图10b表明，在130～170 m范围内的直线路段(对应相邻车道中心线行驶)，横向误差快速收敛至0；表3的横向误差分析进一步证实改进后算法的跟踪精度显著提高，横向误差均值降至0.071 m，较改进前减小27.5%。上述结果充分验证了所提控制算法能够实现对规划路径的精确跟踪。

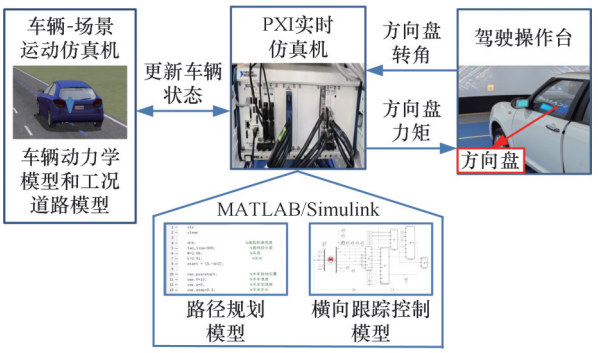


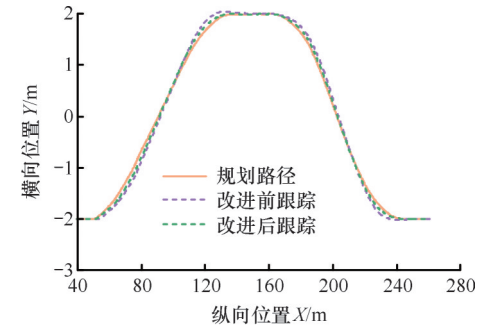
图9 硬件在环仿真实验平台及原理

Fig.9 Hardware-in-the-loop simulation platform and its principle

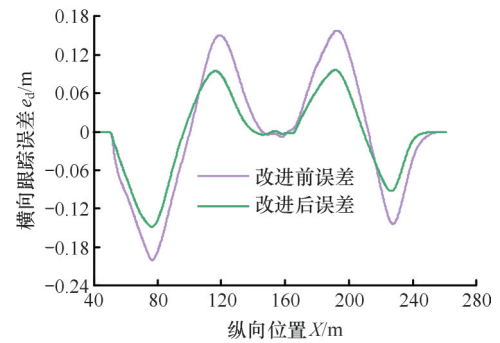
表2 车身模型主要参数

Tab.2 Main parameters of the vehicle body model

整车质量m/kg	1413
车辆长度l/mm	4670
车辆宽度w/mm	2082
车辆高度h/mm	1405
前轮侧偏刚度C_{af}/(N·rad^{-1})	−76 600
后轮侧偏刚度C_{ar}/(N·rad^{-1})	−41 100
质心到前轴距离/mm	1015
质心到后轴距离/mm	1895
Z轴转动惯量I_Z/(kg·m^{-2})	1536.7



(a)路径跟踪效果



(b)路径跟踪误差曲线

图10 改进前后路径跟踪对比

Fig.10 Comparison of path tracking before and after improvement

3.3 路径避障效果验证

结合研究场景的交通流特性，依据障碍车行为差异，设计三种典型交通的仿真场景：匀速行

表 3　路径跟踪误差数据对比

Tab.3　Path tracking error data comparison

参数名称	均值	最大值	标准差
改进前误差/m	0.098	0.202	0.072
改进后误差/m	0.071	0.149	0.059

驶、突发减速和主动变道。针对不同限速段(120、100、80 km/h),每种场景设计三组初始行驶工况,通过调整受控车与障碍车的初始速度和车距进行对比实验,如表4所示。

表 4　仿真工况初始参数

Tab.4　Initial Parameters of Simulation Scenarios

受控车初速/(km·h^{-1})	障碍车初速/(km·h^{-1})	初始车距/m
115	100	50
92	80	40
75	65	35

为验证提出的单边-逐级引导势场避障路径规划与车辆轨迹跟踪时的稳定性控制效果,选取传统椭圆形斥力势场和固定目标点引导的APF算法作为对照组,对比分析车辆跟踪过程中的各项评价指标。

3.3.1　场景一:障碍车匀速行驶

如图11所示,单向双车道仿真环境中受控车初始坐标为(0 m,−2 m),受控车和障碍车初始速度及障碍车初始坐标见表4。障碍车以初始设定速度匀速行驶,用于验证常规超车场景的路径规划效率与跟踪稳定性。不同策略的仿真结果如图12和表5所示,表5展示了受控车初速为75 km/h工况下的评价指标数据。

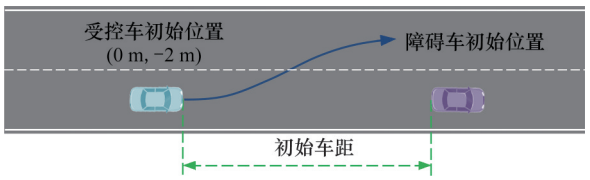


图 11　障碍车匀速行驶场景

Fig.11　Constant-velocity moving obstacle vehicle scenario

结合图12和表5数据可知,改进算法通过规避势场局部极值问题,显著优化了各项性能指标。前轮转角均值从0.634°降至0.492°(降幅22.4%),最大值从1.613°降至1.260°(降幅21.9%);质心侧偏角、横摆角速度及横向加速度的均值与最大值均实现18.7%~23.2%的降幅。改进算法规划路径更平滑,车辆转向操作平缓,横向动态响应稳定,满足高速常规超车需求。

3.3.2　场景二:障碍车匀减速行驶

场景二设置与图11道路布局一致,障碍车以−3 m/s^{2}的恒定减速度行驶,模拟障碍车突发减速

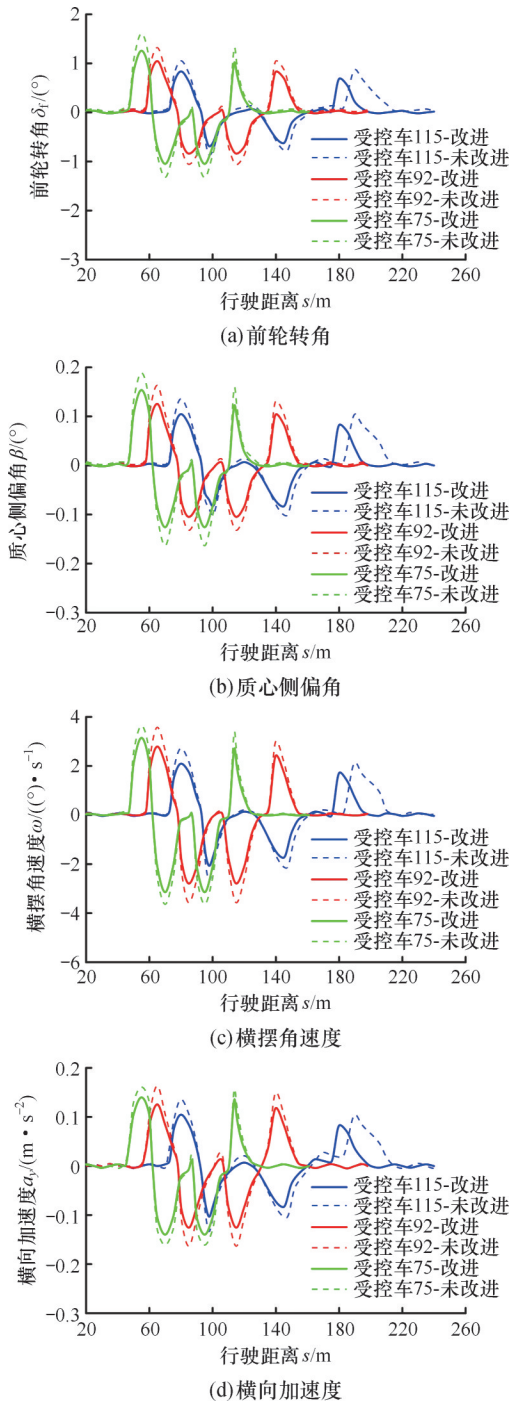


图 12　场景一评价指标对比

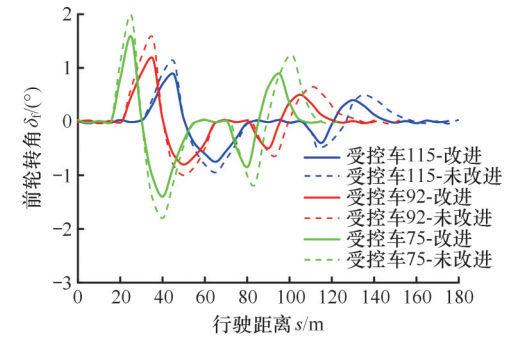
Fig.12　Comparison of evaluation metrics for scenario 1

表 5　场景一仿真数据对比

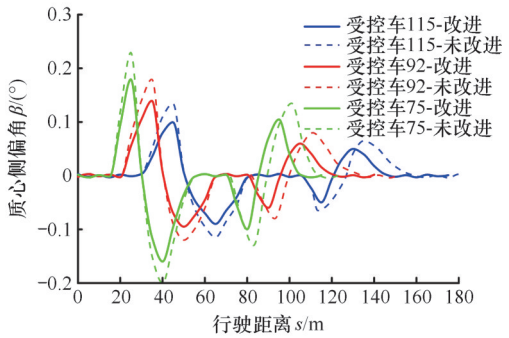
Tab.5　Simulation data comparison for scenario 1

参数	均值		最大值	
	改进前	改进后	改进前	改进后
前轮转角/(°)	0.634	0.492	1.613	1.260
质心侧偏角/(°)	0.075	0.059	0.189	0.154
横摆角速度/((°)·s^{-1})	1.572	1.298	3.647	3.152
横向加速度/(m·s^{-2})	0.080	0.066	0.161	0.143

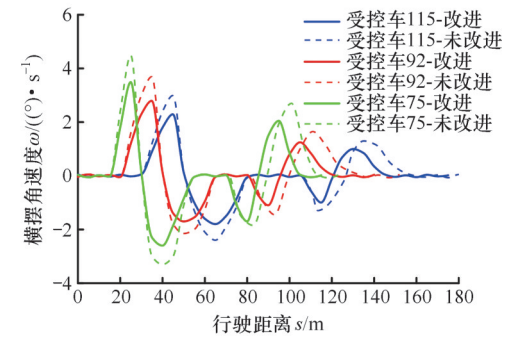
的危险超车场景,用于验证算法的应急响应能力与行驶安全性。不同策略的仿真结果如图13和表6所示,表6展示了受控车初速为75 km/h工况



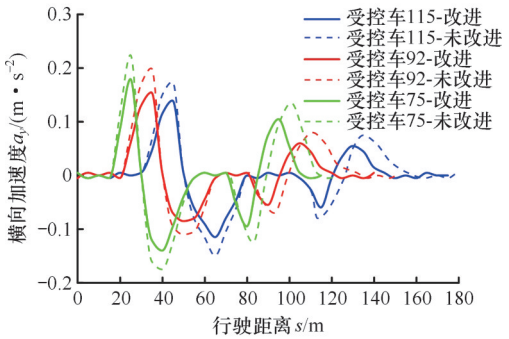
(a)前轮转角



(b)质心侧偏角



(c)横摆角速度



(d)横向加速度

图13 场景二评价指标对比

Fig.13 Comparison of evaluation metrics for scenario 2

表6 场景二仿真数据对比

Tab.6 Simulation data comparison for scenario 2

参数	均值		最大值	
	改进前	改进后	改进前	改进后
前轮转角/(°)	0.632	0.476	2.013	1.605
质心侧偏角/(°)	0.070	0.054	0.231	0.187
横摆角速度/((°)·s^{-1})	1.353	1.036	4.511	3.536
横向加速度/(m·s^{-2})	0.070	0.054	0.225	0.184

下的评价指标数据。

图13和表6中数据显示，改进算法通过动态适配障碍车的减速趋势，应急性能显著提高。前轮转角均值从0.632°降至0.476°，最大值从2.013°降至1.605°；质心侧偏角、横摆角速度及横向加速度的最大值降幅达19.0%～21.6%，均值优化幅度均超22%。改进算法响应更及时，超车完成后能够更快返回原车道，路径调整平缓，有效提高了突发场景下的超车安全性。

3.3.3 场景三：障碍车变道行驶

如图14所示，单向双车道仿真环境中受控车初始坐标为(0 m，−2 m)，受控车和障碍车初始速度及障碍车初始坐标见表4。障碍车从左侧车道突发切入受控车前方车道，形成动态避让场景。该工况通过障碍车主动变道行为模拟复杂超车环境，验证算法对移动障碍的路径规划与跟踪能力。不同策略的仿真结果如图15和表7所示，其中表7展示了受控车初速为75 km/h工况下的评价指标数据。

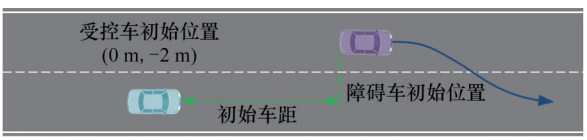


图14 障碍车变道行驶场景

Fig.14 Lane-changing moving obstacle vehicle scenario

由图15和表7中数据可见，改进算法展现出优异的动态障碍适应能力。前轮转角均值从1.165°降至0.894°(降幅23.3%)，最大值从3.009°降至2.295°(降幅23.7%)；其余三项指标的均值与最大值的降幅均在20%～25%。超车完成后能够更快地返回原车道。改进算法规划路径更贴合动态障碍特性，跟踪过程平稳，动态响应性能更优。

3.3.4 综合性能分析

通过三种典型场景验证，改进算法综合性能显著提高：各场景下前轮转角、质心侧偏角、横摆角速度及横向加速度的均值与峰值降幅普遍达18%～25%，超车完成距离平均缩短10.3%。该算法通过优化势场分布与引导逻辑，有效提高了路径平滑性、跟踪稳定性及应急响应能力，满足高速公路一级服务水平下各类超车工况需求。

3.4 路径振荡点过滤效果验证

在APF路径规划中，迭代步长的选择至关重要，步长过小会延长规划时间，过大则易引起路径振荡。不同车辆运行工况下，最优迭代步长亦随之变化。为在提高规划效率的同时保障路径平滑，本文提出一种振荡点判断方法，并在此基础上

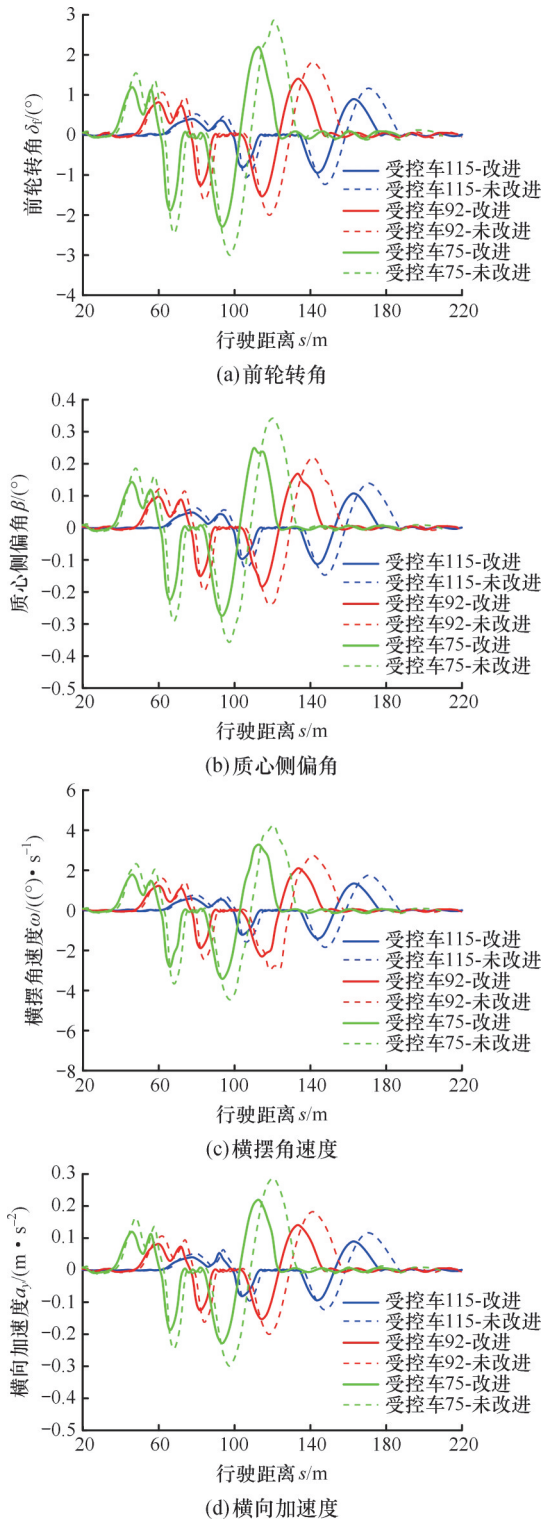


图 15　场景三评价指标对比

Fig.15　Comparison of evaluation metrics for scenario 3

表 7　场景三仿真数据对比

Tab.7　Simulation data comparison for scenario 3

参数	均值		最大值	
	改进前	改进后	改进前	改进后
前轮转角/(°)	1.165	0.894	3.009	2.295
质心侧偏角/(°)	0.139	0.107	0.358	0.275
横摆角速度/((°)·s^{-1})	1.746	1.327	4.468	3.427
横向加速度/(m·s^{-2})	0.117	0.090	0.301	0.229

设计优化策略以滤除振荡点。

在上述仿真中，将控制步长从0.5增至0.6，虽可缩短规划时间至46.545 s(原为59.243 s，效率提高21.43%)，但部分路径点出现振荡。如图16a所示，车辆行驶至65.22～82.20 m区间时，路径振荡导致质心侧偏角剧烈波动，影响乘坐舒适性。图16b显示，采用所提优化方法后，质心侧偏角变化更为平缓，有效提高了路径平滑性与舒适性。

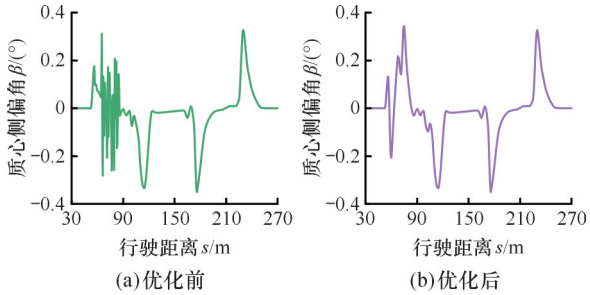


图 16　优化前后车辆质心侧偏角对比

Fig.16　Comparison of vehicle yaw angle before and after optimization

4　结语

针对高速公路一级服务水平(自由流交通)的匀速超车场景，安全核心聚焦于横向控制性能。本文提出的融合“单边-逐级引导势场”路径规划与LQR横向跟踪控制的动态避障策略，旨在解决自动驾驶超车过程中动态障碍规避、路径平滑性与跟踪精度三大核心难题。

所提策略通过构建改进APF模型，整合障碍车单边运动斥力势场、动态目标引力势场，其中单边斥力势场结合三次准均匀B样条曲线优化以提高路径平滑性；“逐级引导”机制将最终超车目标分解为适配实时状态与环境的引导点序列，通过渐进式路径生成规避传统APF的局部极小值问题，其引导点智能排序与切换逻辑可确保超车后车辆快速稳定地回归原车道；设计的路径振荡识别与过滤方法，在消除大仿真步长下的路径振荡、缩短计算时长的同时保障行驶舒适性。优化后的LQR横向跟踪控制系统融入前馈及预测控制量，显著提高跟踪性能，横向误差均值降至0.071 m，较改进前减小27.5%，实现规划路径的精准跟踪。

多场景仿真验证结果表明，所提策略综合性能显著优化：前轮转角、质心侧偏角等关键动力学指标的均值与峰值降幅达18%～25%，超车完成距离平均缩短10.3%；规划路径无碰撞且符合车辆行驶约束及道路规范，跟踪过程平稳、应急响应及时，可充分满足该场景下各类动态障碍超车的安全与效率需求。

参考文献：

[1] 张志文，刘伯威，张继园，等．麻雀搜索算法-粒子群算法与快速扩展随机树算法协同优化的智能车辆路径规划[J]．中国机械工程，2024，35(6)：993-999.
ZHANG Zhiwen，LIU Bowei，ZHANG Jiyuan，et al. Cooperative Optimization of Intelligent Vehicle Path Planning Based on PSO-SSA and RRT[J]. China Mechanical Engineering，2024，35(6)：993-999.

[2] HUANG Guanghao，MA Qinglu. Research on Path Planning Algorithm of Autonomous Vehicles Based on Improved RRT Algorithm [J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research，2022，20(1)：170-180.

[3] WU Sifan，TIAN Daxin，DUAN Xuting，et al. Continuous Decision-making in Lane Changing and Overtaking Maneuvers for Unmanned Vehicles：a Risk-aware Reinforcement Learning Approach with Task Decomposition [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles，2024，9(4)：4657-4674.

[4] HUANG Wenhui，LIU Haochen，HUANG Zhiyu，et al. Safety-aware Human-in-the-loop Reinforcement Learning with Shared Control for Autonomous Driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2024，25(11)：16181-16192.

[5] HU Chuan，DU Baiyu，WANG Zhidong，et al. Perceptual Uncertainty-aware Motion Planning for Autonomous Driving Based on Adaptive Heuristic Reinforcement Learning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2025，26(8)：12676-12687.

[6] YUAN Xiaofang，HUANG Guoming，SHI Ke. Improved Adaptive Path Following Control System for Autonomous Vehicle in Different Velocities[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2020，21(8)：3247-3256.

[7] 崔凯晨，高松，王鹏伟，等．基于前馈＋预测LQR的智能车循迹控制器设计[J]．科学技术与工程，2024，24(10)：4287-4299.
CUI Kaichen，GAO Song，WANG Pengwei，et al. Intelligent Vehicle Tracking Controller Design Based on Feedforward＋Prediction LQR[J]. Science Technology and Engineering，2024，24(10)：4287-4299.

[8] LENZO B，GOEL T，CHRISTIAN GERDES J. Autonomous Drifting Using Torque Vectoring：Innovating Active Safety[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2024，25(11)：17931-17939.

[9] HUANG Zhenmin，SHEN Shaojie，MA Jun. Decentralized iLQR for Cooperative Trajectory Planning of Connected Autonomous Vehicles via Dual Consensus ADMM [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2023，24(11)：12754-12766.

[10] 王姝，张海川，赵轩，等．融合稳定性的分布式驱动电动汽车路径跟踪控制策略研究[J]．中国机械工程，2023，34(9)：1035-1044.
WANG Shu，ZHANG Haichuan，ZHAO Xuan，et al. Research on Path Tracking Control Method of Distributed Drive Electric Vehicles with Integrated Stability[J]. China Mechanical Engineering，2023，34(9)：1035-1044.

[11] 王启明，万璇，方鸣，等．基于动态非合作博弈的智能网联汽车超车行为决策研究[J]．控制与决策，2025，40(7)：2300-2312.
WANG Qiming，WAN Xuan，FANG Ming，et al. Decision-making Research on Overtaking Behavior of Connected and Automated Vehicles Based on Dynamic Non-cooperative Game[J]. Control and Decision，2025，40(7)：2300-2312.

[12] 交通运输部规划研究院．2023年全国干线公路交通情况报告[M]．北京：人民交通出版社，2024：5-9.
Planning and Research Institute of the Ministry of Transport. Report on National Trunk Highway Traffic in 2023 [M]. Beijing：China Communications Press，2024：5-9.

[13] 戢晓峰，徐迎豪，郝京京，等．双车道公路超车行为风险演化时间协变量建模[J]．西南交通大学学报，2025，60(5)：1240-1249.
JI Xiaofeng，XU Yinghao，HAO Jingjing，et al. Time Covariate Modeling of Overtaking Risk Evolution on Two-lane Highways[J]. Journal of Southwest Jiaotong University，2025，60(5)：1240-1249.

[14] 张志勇，龙凯，杜荣华，等．自动驾驶汽车高速超车轨迹跟踪协调控制[J]．汽车工程，2021，43(7)：995-1004.
ZHANG Zhiyong，LONG Kai，DU Ronghua，et al. Trajectory Tracking Coordinated Control for Autonomous Vehicle in High-speed Overtaking[J]. Automotive Engineering，2021，43(7)：995-1004.

[15] 安泰．前车切入场景下的自动驾驶汽车局部避障研究[D]．兰州：兰州交通大学，2021.
AN Tai. Research on Local Obstacle Avoidance of Self-driving Vehicles in the Scene of Front Vehicle Cutting-in [D]. Lanzhou：Lanzhou Jiaotong University，2021.

[16] 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(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(4)：588-600.

[17] 张兴龙．汽车纵横向运动安全和操控中的逆动力学研究[D]．南京：南京航空航天大学，2020.
ZHANG Xinglong. Research on the Vehicle Longitudinal/lateral Driving Safety and Motion Control Based on Inverse Dynamics [D]. Nanjing：Nanjing University of Aeronautics and Astronautics，2020.

[18] 郭靖，李响，鲜勇．基于强化学习的自适应人工势场航迹规划方法[J]．兵器装备工程学报，2024，45(11)：25-33.
GUO Jing，LI Xiang，XIAN Yong. Adaptive Artificial Potential Track Planning Method Based on Reinforcement Learning[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering，2024，45(11)：25-33.

[19] 郑雪莲，李显生，任园园，等．基于视觉特性的驾驶人预瞄时间建模[J]．中国公路学报，2018，31(5)：160-166.
ZHENG Xuelian，LI Xiansheng，REN Yuanyuan，et al. Modelling of Driver's Preview Time Based on Visual Characteristics[J]. China Journal of Highway and Transport，2018，31(5)：160-166.

（编辑　陈　勇）

作者简介：张洪昌，男，1980年生，副教授。研究方向为智能网联汽车关键技术。E-mail：zhc112@126.com。曾　娟*（通信作者），女，1973年生，副教授。研究方向为智能汽车智驾系统风险识别与控制。E-mail：16387937@qq.com。

本文引用格式：

张洪昌，闫文博，邹奇展，等．基于单边-逐级引导势场的超车避障研究[J]．中国机械工程，2026，37(8)：1865-1874.

ZHANG Hongchang，YAN Wenbo，ZOU Qizhan，et al. Overtaking Obstacle Avoidance Study Based on Unilateral-phase-by-phase Guided Potential Field[J]. China Mechanical Engineering，2026，37(8)：1865-1874.