

文章编号:1671-1637(2026)06-0123-14

路端强化的自动驾驶非结构化道路运动规划: 以 ETC 收费站为例

雷明月¹, 赖金涛², 胡 笏^{*1}

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804)

摘要:为提升基于优化控制的网联自动驾驶车辆运动规划方法的安全性、普适性、实用性,提出了一种路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法;构建基于控制障碍函数的运动控制系统,保证非线性系统构造下的安全避障强约束,实现了车辆提前响应,避让超出可视范围的障碍物;提出以优化路径为参考线的坐标系,消除了对道路中心线的依赖,适配非结构化道路环境下的运动规划;提出了一种“路助车”式运动规划方法,打破了传统“路开车”式运动规划方法计算效率低、安全性低、实用性差的局限;以 ETC 收费站场景为典型案例,对所提出的运动规划方法进行了仿真测试。研究表明:在存在车道线瞬变、车道线消失、占道施工的典型非结构化道路场景上,所提出的方法表现优于传统车端运动规划模型,行车风险降低了 11.34%,通行效率提高了 17.36%,各模块平均单次响应运行时长均小于 0.05 s。所提出的运动规划方法能有效降低超视距风险,提高通过非结构化道路效率,提升算法应用实时性,并能保证在不同车路通信条件下的鲁棒性。

关键词:汽车工程;网联自动驾驶车辆;运动规划;优化控制;路端强化;控制障碍函数

中图分类号:U461.91 **文献标志码:**A **DOI:**10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.078

Infrastructure enhanced motion planning for automatic driving on unstructured roads: A case study of ETC stations

LEI Ming-yue¹, LAI Jin-tao², HU Jia^{*1}

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. College of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: To enhance the safety, generality, and practicality of the motion planning method for connected and automated vehicles based on optimal control, an infrastructure enhanced motion planning method was proposed for connected and automated vehicles. A motion control system based on a control barrier function was constructed to ensure strong constraints for safe collision avoidance under nonlinear system configuration, enabling vehicles to respond proactively and

出版历程:2025-03-20 收稿,2025-08-27 修回,2025-09-26 录用

基金项目:国家重点研发计划(2022YFE0117100);国家自然科学基金项目(52502406,52372317);长三角科技创新共同体联合攻关项目(2023CSJGG0800);上海汽车工业科技发展基金(2404);小米青年学者项目;中央高校基本科研业务费专项资金项目(22120230311);中特智能讲席教授基金(000000375-2018082);湖南大学整车先进设计制造技术全国重点实验室开放基金(32215011);国家资助博士后研究人员计划(GZB20240541);上海市科技计划项目(25ZR1402500)

作者简介:雷明月(1998-),女,安徽芜湖人,工学博士,E-mail:2210177@tongji.edu.cn。

*** 通信作者:**胡 笏(1988-),男,浙江杭州人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:hujia@tongji.edu.cn。

引用格式:雷明月,赖金涛,胡 笏.路端强化的自动驾驶非结构化道路运动规划:以 ETC 收费站为例[J].交通运输工程学报,2026,26(6):123-136.

Citation: LEI Ming-yue, LAI Jin-tao, HU Jia. Infrastructure enhanced motion planning for automatic driving on unstructured roads: A case study of ETC stations[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(6): 123-136.

avoid over-the-horizon obstacles. A coordinate system with the optimized path as the reference line was proposed. It eliminated the dependence on road centerlines, and adapted to motion planning in unstructured road environments. An “infrastructure assisting vehicle” motion planning method was proposed, breaking the limitations of low computational efficiency, low safety, and poor practicality inherent in the traditional “infrastructure driving vehicle” motion planning method. Simulation testing was conducted on the proposed motion planning method, with electronic toll collection (ETC) stations taken as a typical case. The research results show that on typical unstructured road scenarios characterized by transient lane markings, missing lane markings, and lane-occupying construction, the proposed method is superior to traditional onboard motion planning models. The driving risk is reduced by 11.34%, and travel efficiency is increased by 17.36%. The average single-response runtime is less than 0.05 s for each module. The proposed motion planning method effectively reduces over-the-horizon risks, improves the efficiency of traversing unstructured roads, enhances real-time performance in algorithm application, and maintains robustness under varying vehicle-infrastructure communication conditions.

Keywords: automotive engineering; CAV; motion planning; optimal control; infrastructure enhancement; control barrier function

Publication history: Received 2025-03-20; Received in revised form 2025-08-27; Accepted 2025-09-26

Funding: National Key R&D Program of China (2022YFE0117100); National Natural Science Foundation of China (52502406, 52372317); Yangtze River Delta Science and Technology Innovation Joint Force Project (2023CSJGG0800); Shanghai Automotive Industry Science and Technology Development Foundation (2404); Xiaomi Young Talents Program; Fundamental Research Funds for the Central Universities (22120230311); Tongji Zhongte Chair Professor Foundation (000000375-2018082); Science Fund of State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing Technology for Vehicle (32215011); Postdoctoral Fellowship Program of CPSF (GZB20240541); Shanghai Science and Technology Plan Project (25ZR1402500)

* **Corresponding author:** HU Jia, professor, PhD, E-mail: hujia@tongji.edu.cn.

0 引 言

网联自动驾驶车辆(CAV)是具有无线信息交互功能的自动驾驶汽车,其在智能交通领域的发展最为迅猛。近年来,中国已出台多部网联自动驾驶车辆相关宏观政策,涵盖顶层设计、行业规划、基础支撑等多个方面,包括《智能汽车创新发展战略》《智能网联汽车技术路线图 2.0》等,有利于促进网联自动驾驶车辆技术发展。新型基础设施建设、车路协同等技术可以推动网联自动驾驶车辆技术升级^[1-7]。发展物联网新型基础设施建设,推动交通基础设施智慧化改造,通过车联万物(V2X)技术实现车路信息全面感知,发挥多智能体协同能力,赋能网联自动驾驶车辆出行,协同发力实现交通安全、高效、环保,减少交通事故产生^[8-13]。综上,在 V2X 技术助力下,网联自动驾驶车辆技术成为重要科技战略制高点。

网联自动驾驶车辆技术研究包括环境感知、网

联通信、决策规划、运动规划、运动控制等领域^[14],其中,运动规划作为网联自动驾驶车辆技术的核心环节,利用上游环节获取的行车环境信息,规划最优行驶轨迹,是车辆智能化水平的直接体现。网联自动驾驶车辆运动规划效果显著,相较于人类驾驶,网联自动驾驶车辆能够通过高智能水平的运动规划系统,有效降低行程时间和燃油消耗,提升车辆避障的安全性。相反,若运动规划系统的智能水平较低,可能导致危险驾驶行为、碰撞事故的发生^[15],对用户出行造成极大安全隐患,频繁接管干预也增加了驾驶人的压力和疲劳感。因此,研究具备高智能水平的网联自动驾驶车辆运动规划方法,具有重要的现实意义。

传统车辆运动规划方法种类较多,根据建模方法不同,可分为图搜法^[16-17]、插值拟合法^[18-19]、学习法^[20-22]、优化控制法^[23-25]。图搜法将车辆运动状态空间转化为离散搜索图,从而将运动规划问题转化

为在图中搜索出一系列从初始状态移动至目标状态的运动基元,从而获得最优轨迹。图搜法逻辑简单、计算效率高,但容易陷入局部最优解,无法保证全局最优。同时,图搜法建模无法考虑汽车动力学特性,导致规划轨迹存在无法被车辆执行的问题,从而降低控制精度,增加风险。插值拟合法根据一系列预设点位、速度等信息,利用数据插值和曲线拟合方法回归出车辆行驶轨迹。插值拟合法计算效率高、生成的轨迹连续性强,但高度依赖先验控制点和曲线方程形式,导致生成轨迹的最优性无法保证。此种模型也无法对交通环境中的动态障碍物做出响应。学习法利用历史轨迹数据和环境观测数据,训练机器学习模型直接生成运动轨迹。学习法可以建立车辆应对障碍物的控制策略,适用于多种动态交通环境。然而,算法效能很大程度上取决于所使用的训练数据的准确度、覆盖广度。并且,相比于其他方法,学习法的模型可解释性低,导致用户对该方法的信任程度低,该方法在智能车辆实际运动规划任务中应用受限。优化控制法可解决上述缺陷。优化控制法将车辆建模为控制系统,以车辆加速度、方向盘转角等车辆执行指令为控制量,规划车辆运动轨迹。优化控制法可保证模型收敛性、控制最优性,并且可以将车辆动力学特性建模为系统约束,保证轨迹的控制可执行性;将障碍物运动态势建模为环境扰动,实现避障等任务,并具有高度可解释性。因此,优化控制法是当前网联自动驾驶车辆运动规划研究中控制精度高、动态响应能力强、可解释性强的一种方法。

然而,当前基于优化控制的车辆运动规划方法仍面临一些重大挑战。

(1)安全性挑战。当前方法以单车智能为技术背景,根据单车感知信息规划车辆运动轨迹^[26]。然而,单车感知系统缺乏辨识超越感知范围的物体的能力,如远处停驶车辆、远处锥桶、被周围车辆遮挡的其他交通参与者等。这些“超视距”障碍物在单车智驾环境中频繁出现。当车辆沿未考虑“超视距”障碍物的规划轨迹行驶时,面对突然进入视野范围的障碍物,极有可能出现驾驶人紧急接管、急减速刹车、急转弯等避障动作,导致行驶安全性受到显著负面影响。此外,即使车辆能够获得“超视距”风险信息,当前运动规划方法在利用该信息保证行车安全方面仍存在局限性。近年来,部分研究聚焦于利用“超视距”信息建模优化控制目标。如 Deptula 等^[27]根据禁行区域近似价值函数,引导车辆避让障碍物;Wang 等^[28-29]向模型预测控制目标函数中引

入量化风险概率、量化风险强度,通过最小化风险指标的方式实现避障;Hu 等^[30]将信号控制交叉口场景中的“超视距”交通信息引入优化控制目标函数,实现多障碍物环境下自动驾驶车辆避障。然而,此类方法仅依赖目标引导,隐式考虑风险,缺乏安全规范硬约束,生成的轨迹无法保证安全性。此外,当前研究常用的模型预测控制方法适用于线性系统,然而实际交通环境下避障建模一般是非线性的,因此,需要对非线性系统进行局部线性化处理。这使得系统建模精度降低,牺牲了控制效果,可能导致不安全控制动作的出现。如何利用获得的“超视距”风险信息准确刻画控制系统,保证避障的强约束条件,优化出一条安全、平稳超过障碍物的行驶轨迹,是当前基于优化控制的车辆运动规划方法需要关注的问题。综上,在运动规划过程中赋予车辆应对“超视距”风险的能力,对于智能车辆安全出行十分重要。

(2)普适性挑战。当前研究假设道路拓扑结构符合道路工程设计规范,以道路中心线为参考线,建立坐标系并完成追踪参考线任务^[31],常用坐标系包括 Frenet-Serret 坐标系^[32],以及适用于参考线存在拐点情况的 Parallel Transport 坐标系^[33]。当道路拓扑结构已知、车道线明确时,道路中心线易辨识。然而,现实交通环境中车道线混乱、无法辨识现象频发,这些非结构化道路无法为车辆运动规划任务提供理想参考信息,导致当前方法不可用,实际应用中引发事故。非结构化道路场景在实际交通环境中非常常见,例如,电子不停车收费系统(Electronic Toll Collection, ETC)出入口车道选择区域未设置车道线;城郊非主干道、乡村街道未设置车道线或车道线模糊、部分缺失;城市快速路匝道等场景车道数突变,导致车道边界瞬变。此类场景无法提供完整的车道级道路中心线,难以构建基于道路几何的简化坐标系。因此,对当前优化控制法进行升级,提出适用于非结构化道路的参考线,将设计应用范围扩展至非结构化道路场景,可以提高智能驾驶功能的普适性,强化智能驾驶功能的落地应用能力。

(3)实用性挑战。在实际应用中,运动规划系统部署于车载计算单元。由于车载算力有限,运动规划问题需要被简化,以缩短系统执行响应时间,满足智能驾驶功能实时性需求。当前研究主要通过简化模型、简化求解算法 2 种方式实现该目标。Chen 等^[34]线性化控制系统,然而这导致估计误差难以辨识的问题;Cowlagi 等^[35]删减模型目标和约束,提出离线的有效目标集,从而缩减变量个数、减小问题维

度,达到降低计算复杂度的目的,然而此种简化使得模型偏离实际系统;Hu等^[36]使用动态规划求解运动规划问题,在优化过程中放松约束,但是这忽视了影响控制效果安全性的关键约束条件。这些简化策略均违背了运动规划任务安全性要求,是在牺牲运动规划效果的前提下提升计算效率,可能引发前述安全性挑战,在实际应用中可行性不高。如何在保证运动规划效果的同时提升计算效率,保障运动规划算法的实用性,成为亟待解决的关键问题。

随着车路协同技术的发展,路端智能装备的智能水平逐步提升,并能够介入网联自动驾驶车辆的运动规划过程,强化其运动规划能力,从而解决上述三大挑战。这种路端强化式运动规划方法有如下优势:首先,路端感知设备检测范围广、检测盲区少,路端感知信息传递至网联自动驾驶车辆后,车辆可获得背景交通环境全局视野,提高行驶安全性;其次,路端设备可为网联自动驾驶车辆运动规划算法提供非结构化道路有效表征信息,支持自动驾驶功能对非结构化道路的兼容;最后,考虑到当前V2X技术的成熟,可将部分计算任务交由路端算力执行,释放车载算力,提高网联自动驾驶车辆运动规划算法的实时计算效率,保证其实用性。现有最先进研究涉及路端赋能的车辆运动规划^[37-42],如Zou等^[42]针对信号控制交叉口混合交通流场景设计中央集成协调控制器,对进入路侧智能设备控制区域的网联自动驾驶车辆进行编组划分、轨迹优化。Wang等^[41]利用路侧计算单元,优化无信号交叉口网联自动驾驶车辆的通行顺序和行驶轨迹。Du等^[38]设计在高速公路拥堵瓶颈区域布设路端智能设备,组织网联自动驾驶车辆的请求并优化车辆轨迹。然而,已有车路协同系统运动规划本质为“路开车”模式,即路侧计算单元规划一条完整的轨迹,该轨迹通过通信传输至车端,由网联自动驾驶车辆底层控制器响应执行。该策略虽然直接明确,但鲁棒性差,存在以下安全隐患。①由于车路通信时延的存在,路侧计算单元规划的轨迹可能和车辆执行时刻的实际交通环境不匹配,尤其是在交通流快速变化的场景中。此时车辆若仍按照规划轨迹行驶,可能无法响应突然出现的动态障碍物,导致事故的发生。②接入车路协同系统的网联自动驾驶车辆可能来自不同厂家或型号、具备不同数据接口类型,对规划轨迹的可执行能力、数据类型要求各不相同。而在“路开车”模式下,路侧计算单元提供的规划轨迹仅使用内置的车辆动力学和数据结构,无法适配多种类型网联自动驾驶

车辆,路侧规划可信度低、实用性差。为解决上述挑战,本研究创新地提出“路助车”模式运动规划,即路侧计算单元仅提供规划路径,该路径通过通信传输至车端,网联自动驾驶车辆依据路径规划实时轨迹并响应执行。通过拆分路侧路径规划、车端轨迹规划,避免了传统“路开车”模式下轨迹规划不实时、不适配的问题,有效提升车路协同系统对网联自动驾驶车辆运动规划的助力效果。

本文建立一种面向非结构化道路驾驶场景的网联自动驾驶车辆运动规划方法,特色与创新之处在于以下3点。

(1)前瞻式安全避障规划降低超视距风险:为解决传统运动规划方法无法提前、稳定响应超视距障碍物的问题,本研究提出了一种具备超视距避障能力的网联自动驾驶车辆运动规划方法,引入了交通环境全局信息,确定了网联自动驾驶车辆可行驶时空范围,以此为安全集合,建立了基于控制障碍函数的运动控制系统,优化网联自动驾驶车辆行驶轨迹,保证非线性系统构造下的安全避障强约束,实现车辆提前响应,避让超出可视范围的障碍物,从而降低行车风险,提高行驶安全性。

(2)自适应参考系适配非结构化道路以提升通行效率:本研究提出了一种可适配非结构化道路的车辆运动规划坐标系。相比于传统规控坐标系以道路中心线为参考坐标线、在无道路标线区域立刻失效,本研究提出的坐标系以优化后的车辆预期路径作为参考坐标线,将运动规划系统状态映射至新坐标系,引导车辆行驶。该方法可以消除网联自动驾驶车辆运动规划任务对道路中心线的依赖,从而增强其在车道线瞬变、车道线缺失等非结构化道路场景下的适配性,提高网联自动驾驶车辆在非结构化道路上的通行效率。

(3)提升“路助车”式运动规划落地应用能力(实时性、鲁棒性):本研究提出了一种车路分离式运动规划方法,通过将高计算负荷任务分解,减轻车端计算压力,由路侧分担部分计算任务,从而提升整体计算效率。同时,本研究将传统的“路开车”模式升级为“路助车”模式,路侧仅负责路径规划任务,实际运动规划执行仍交由车端负责,这避免了网联自动驾驶车辆因不能及时接收路侧规控导致的潜在安全隐患,有效提升路端赋能车辆运动规划方法的实用性。两阶段任务充分利用车路算力资源来分治执行、相互协作,共同服务于网联自动驾驶车辆运动规划,有助于提高计算效率,提升算法应用的实时性。

1 问题描述

本研究旨在解决网联自动驾驶车辆在非结构化道路区域的运动控制问题。ETC 出入口车道选择场景是一种典型的非结构化道路场景,主要涉及 3 类非结构化道路场景:车道线瞬变、车道线缺失以及占道施工,均为常见的车道线非结构化场景。虽然乡村道路也是一种典型的非结构化道路,但考虑到本研究对象为网联自动驾驶车辆运动规划技术,而乡村道路场

景车路协同系统部署少,自动驾驶功能触发频率低,因此选择自动驾驶功能应用程度更高的 ETC 出入口车道选择场景作为研究场景,如图 1 所示。在这一非结构化道路路网中,一辆网联自动驾驶车辆在背景车流中行驶,依次选择入口车道、闸机口、出口车道,最终通过 ETC 区域。网联自动驾驶车辆的行驶由路侧智能设备协助。路侧设备收集场景信息,通过计算生成规划指令,该指令被传输至网联自动驾驶车辆,指导车辆行驶通过该区域。

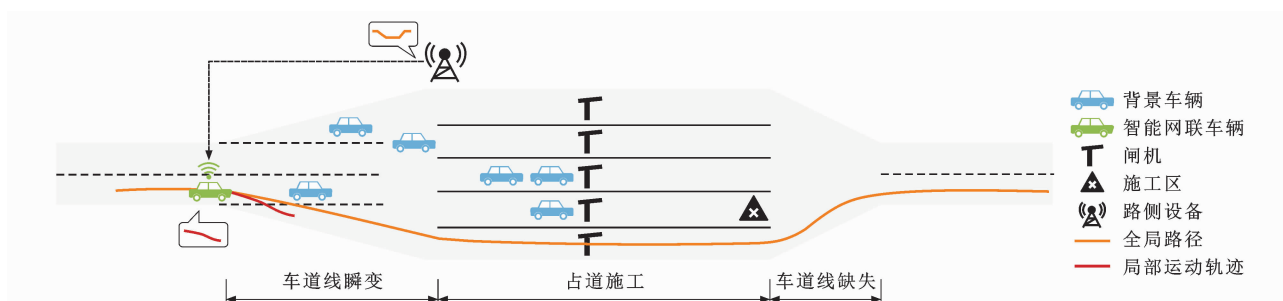


图 1 研究场景

Fig. 1 Research scenario

2 模型构建

2.1 方法框架

本研究提出的路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法,包含全局路径规划、局部运动规划两大主模块。

全局路径规划模块为网联自动驾驶车辆提供一条到达目标终点的路径,该路径能够避开当前位置至目标终点范围内超出网联自动驾驶车辆视距的障碍物,保证车辆安全、高效地穿过该区域。全局路径规划模块部署在路侧设备上,负责采集道路交通环境信息,包括动静态交通参与者运动状态、道路管理设施状态等,计算网联自动驾驶车辆在长时域内的

路径点。此模块可行域受路侧设备通信能力限制,目标终点需位于路侧设备通信范围内。

局部运动规划模块为网联自动驾驶车辆提供一条短距离内运动轨迹,保证车辆在准确追踪全局路径的基础上根据实时交通环境变化做出响应。局部运动规划模块部署在自车车载设备上,以路侧设备传递的路径点为参考追踪线,结合自车感知和预测的背景交通流状态信息,生成自车短时域内的运动轨迹,该轨迹随后由车辆底层控制设备响应执行。

综上,网联自动驾驶车辆运动规划任务由路侧设备、自车车载设备两部分计算单元共同完成,扩充算力从而提高计算实时性,实际运动规划由车端执行从而保障鲁棒性。方法框架如图 2 所示。

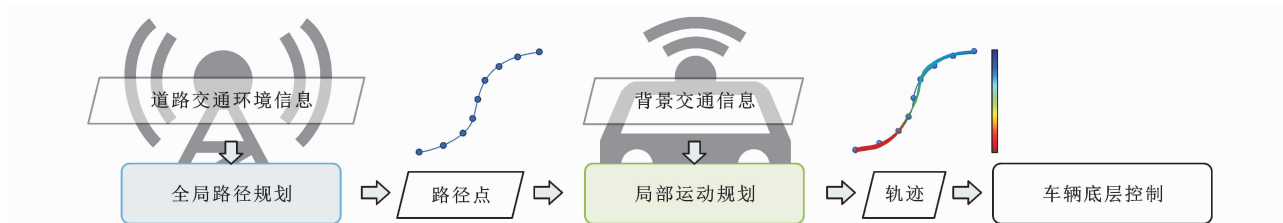


图 2 路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划架构

Fig. 2 Framework of infrastructure enhanced motion planning for connected and automated vehicles

2.2 全局路径规划

在通过路侧智能设备获取交通环境信息的基础上,本模块计算网联自动驾驶车辆全局路径,该路径将作为局部运动规划模块的追踪参考线。考虑到本研究对非结构化道路场景的兼容需求,本模块基于

样条曲线法优化问题设计全局路径规划模型,避免对道路中心线位置的过度依赖^[43]。

当前存在部分研究以规划路径为局部运动规划的追踪参考线,但这些研究仍然存在依赖结构化道路标线^[44]、无法应对动态交通环境^[45]等缺陷,因此本模

块关注解决应对非结构化道路特征的问题,考虑如何在非结构性条件下获得最优的结构化规划结果。

将本模块建模为一个带约束的最小值优化问题,目标为设计一条能够避让超视距障碍物并保证网联自动驾驶车辆行驶效率的路径。基于此目标,设计规划器目标函数为

$$\min C = -w_1 \sum_{i=0}^N \sum_{j=1}^J [l(x_i) - o_j]^2 + w_2 q \quad (1)$$

$$l(x_N) = \sum_{r=1}^R \delta_r L_r \quad (2)$$

$$q = \sum_{r=1}^R \delta_r Q_r \quad (3)$$

$$\sum_{r=1}^R \delta_r = 1 \quad (4)$$

式中: C 为目标函数值; x_i 、 $l(\cdot)$ 分别为网联自动驾驶车辆路径点的纵向位置和横向位置, i 为路径点编号; N 为路径终点编号; o_j 为障碍物的横向位置,障碍物包括动态车辆、停驶车辆、工作区、锥桶等, j 为障碍物编号; J 为障碍物个数; q 为闸机口前排队车辆个数; w_1 、 w_2 为权重因子,均为正数; R 为网联自动驾驶车辆候选路径终点个数; L_r 为第 r 个候选路径终点; Q_r 为第 r 个候选路径终点对应的闸机口前排队车辆个数,若存在占道施工,则对应的路径终点从候选路径终点集合中删除, o_j 和 Q_r 信息可通过路端感知获得; δ_r 为0-1型整数变量,用于实现上述 $l(\cdot)$ 和 q 的离散选择。

综上,路径规划目标包括最大化路径与障碍物距离、最小化所选闸机前排队个数,从而引导网联自动驾驶车辆安全、高效行驶。

在约束了车辆目标终点 $l(x_N)$ 的前提下,为了保证加加速度的显式表征,避免出现加速度剧烈变化的不可行路径,同时考虑到模型需满足首末状态横坐标、横向速度、横向加速度6个约束条件,本研究采用五次多项式拟合 $l(x_i)$

$$l(x_i) = l(v^* t_i) = \beta_0 + \beta_1 t_i + \beta_2 t_i^2 + \beta_3 t_i^3 + \beta_4 t_i^4 + \beta_5 t_i^5 \quad (5)$$

$$\beta_0 = l(x_0) \quad (6)$$

$$\beta_1 = \dot{l}(x_0) \quad (7)$$

$$\beta_2 = \frac{\ddot{l}(x_0)}{2} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} T^3 & T^4 & T^5 \\ 3T^2 & 4T^3 & 5T^4 \\ 6T & 12T^2 & 20T^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_3 \\ \beta_4 \\ \beta_5 \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} l(x_N) - \left[l(x_0) + \dot{l}(x_0)T + \frac{\ddot{l}(x_0)T^2}{2} \right] \\ \dot{l}(x_N) - [\dot{l}(x_0) + \ddot{l}(x_0)T] \\ \ddot{l}(x_N) - \ddot{l}(x_0) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$T = t_N - t_0 = \frac{x_N - x_0}{v^*}$$

式中: t_i 为时间采样点; v^* 为期望速度; $\beta_0 \sim \beta_5$ 均为待标参数; $\dot{l}(\cdot)$ 、 $\ddot{l}(\cdot)$ 分别为当前位置的横向速度和横向加速度。

此外,考虑到非结构化道路环境存在信息不确定的问题,本模块需要构造针对部分路径点的不确定性约束。以道路边界位置不确定问题为例,本模块规划器需要满足约束

$$l_i^{\min} + \lambda \sigma_i^- \leq l(x_i) \leq l_i^{\max} - \lambda \sigma_i^+ \quad i \in Q \quad (10)$$

$$\lambda = 2 \sqrt{\chi_{2,a}^2} \quad (11)$$

式中: Q 为具有不确定道路边界的路径点编号集合; $l_i^{\max}$ 、 $l_i^{\min}$ 分别为 x_i 位置处观测到的道路左边界、右边界; σ_i^+ 、 σ_i^- 分别为 $l_i^{\max}$ 、 $l_i^{\min}$ 的不确定范围; λ 为缩放因子,与观测误差的可信度有关; $\chi_{2,a}^2$ 为卡方分布的分位数,观测误差可信度越低,误差的置信水平要求越高, $\chi_{2,a}^2$ 和 λ 越大,本约束指导的可行范围越窄。

通过求解该优化问题,本模块获得一组最优的 β_i^* ($i = 0, \dots, 5$),最优路径 $(x_0, l^*(x_0))$ 、 $(x_1, l^*(x_1))$ 、 $\dots$ 、 $(x_N, l^*(x_N))$, β_i^* 、 $l^*(x_i)$ 分别为 β_i 、 $l(x_i)$ 的最优解。

2.3 局部运动规划

在全局路径规划获取参考线的基础上,本模块计算网联自动驾驶车辆局部运动轨迹。由于非结构化道路上传统运动规划坐标系不可用,本模块提出基于规划路径的自适应坐标系,适配非结构化道路上的运动规划。

2.3.1 参考坐标系转换

局部运动规划采用以最优路径 $(x_0, l^*(x_0))$ 、 $(x_1, l^*(x_1))$ 、 $\dots$ 、 $(x_N, l^*(x_N))$ 为参考线的坐标系。最优路径初始点为坐标原点,最优路径前进方向为纵向(s 方向),垂直于最优路径切线方向为横向(l 方向),如图3所示。

系统状态量需要从全局路径规划的自车坐标系转换至局部运动规划坐标系。假设车辆的位置、航向角在自车坐标系下分别为 (X, Y) 、 Φ ,在局部运动规划坐标系下分别为 (s, l) 、 φ ,坐标转换公式为

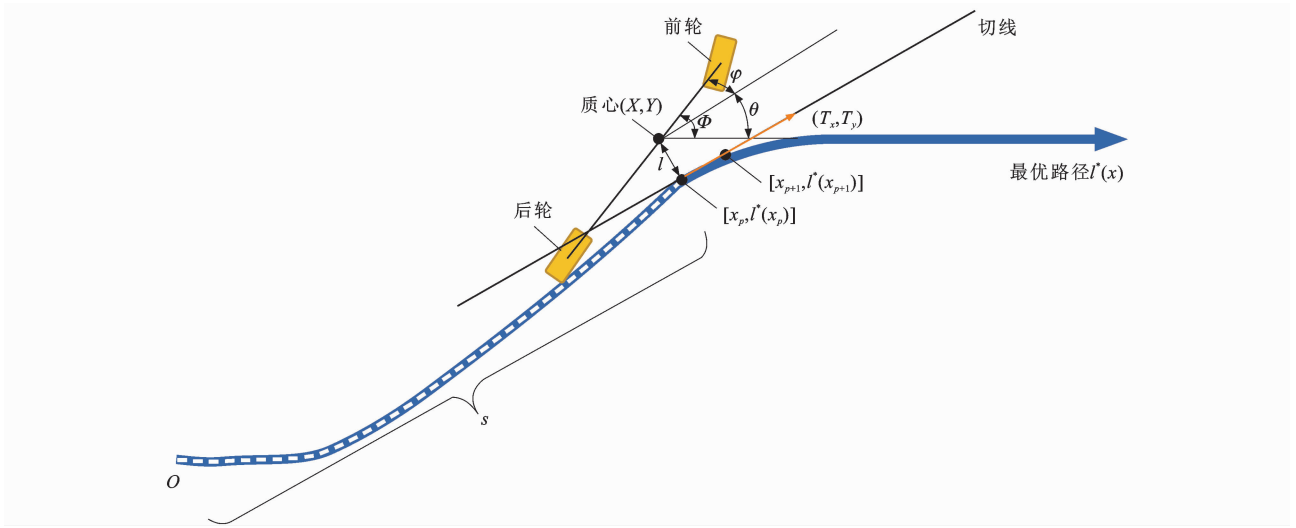


图 3 局部运动规划坐标系:以规划路径为参考线

Fig. 3 Coordinate system of local motion planning: using planned path as the reference line

$$p = \arg \min_i ([Y - l^*(x_i)]^2 + (X - x_i)^2) \quad (12)$$

$$s = \sum_{i=1}^p \sqrt{[l^*(x_i) - l^*(x_{i-1})]^2 + (x_i - x_{i-1})^2} \quad (13)$$

$$\mathbf{T} = (T_x, T_y) = \frac{((x_{p+1} - x_p), l^*(x_{p+1}) - l^*(x_p))}{\sqrt{(x_{p+1} - x_p)^2 + [l^*(x_{p+1}) - l^*(x_p)]^2}} \quad (14)$$

$$l = -T_y(X - x_p) + T_x[Y - l^*(x_p)] \quad (15)$$

$$\theta = \arctan \left[\frac{l^*(x_{p+1}) - l^*(x_p)}{x_{p+1} - x_p} \right] \quad (16)$$

$$\varphi = \Phi - \theta \quad (17)$$

式中: p 为车辆位置在最优路径上的投影点编号; s 为从路径起点到投影点的弧长; $\mathbf{T}$ 为自车坐标系下路径在投影点处的切线方向矩阵; l 为车辆位置到投影点的向量在路径法向量的投影; θ 为自车坐标系下路径在投影点处的切线方向角度。

2.3.2 运动规划控制

由于全局路径规划模块未考虑交通环境动态性,网联自动驾驶车辆需对背景交通环境作实时动态响应,因此本研究采用结合控制障碍函数的模型预测控制方法设计局部运动规划模型。控制障碍函数通过微分不等式实现控制输入响应系统状态演化趋势,保证系统状态限制在安全域内,使得网联自动驾驶车辆能提前应对动态障碍物。

本节建立模型控制量如下

$$\mathbf{U}_k = (a_k, \delta_k)^T \quad k \in [0, K-1] \quad (18)$$

式中: $\mathbf{U}_k$ 为第 k 步系统控制量; a_k 为网联自动驾驶车辆第 k 步加速度; δ_k 为第 k 步方向盘转角; K 为控制总时间步。

建立模型状态量如下

$$\mathbf{X}_k = (s_k, v_k, l_k, \varphi_k)^T \quad k \in [0, K] \quad (19)$$

式中: $\mathbf{X}_k$ 为第 k 步系统状态量; (s_k, l_k) 为网联自动驾驶车辆第 k 步坐标,坐标系采用 Frenet 坐标系,并用全局路径 $l^*(x)$ 替换道路中心线作为参考线; v_k 为第 k 步速度; φ_k 为第 k 步航向角。

建立模型系统动态如下

$$\frac{d\mathbf{X}_k}{dt} = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{U}_k + \mathbf{C}_k \quad (20)$$

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & v_k \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{v_k}{l_{tr}} \end{bmatrix}^T \quad (22)$$

$$\mathbf{C}_k = (0, 0, 0, -v_k z_k)^T \quad (23)$$

式中: $\mathbf{A}_k$ 为第 k 步系统矩阵; $\mathbf{B}_k$ 为第 k 步控制矩阵; $\mathbf{C}_k$ 为第 k 步偏置矩阵; l_{tr} 为网联自动驾驶车辆轴距; z_k 为全局路径点在网联自动驾驶车辆第 k 步处的曲率。

为了实现提高车辆行驶效率的目标,建立模型目标函数如下

$$V = \sum_{k=1}^K (\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_k^d)^2 \quad (24)$$

$$\mathbf{X}_k^d = (v^* k, v^*, l_k^d, \varphi_k^d)^T \quad k \in [0, K] \quad (25)$$

式中: V 为目标函数值; $\mathbf{X}_k^d$ 为网联自动驾驶车辆第 k 步期望状态,可以引导网联自动驾驶车辆以期望速度、期望横向位置、期望航向角追踪全局优化路径行驶; l_k^d, φ_k^d 分别为第 k 步期望横向位置、期望航向角,这些信息可以通过全局路径 $l^*(x)$ 提取,由于本模块采用以 $(x_0, l^*(x_0)), (x_1, l^*(x_1)), \dots, (x_N,$

$l^*(x_N)$ 为参考线的坐标系,因此 l_k^d, φ_k^d 赋 0。

为了实现提高车辆行驶安全性的目标,建立模型约束条件如下

$$\frac{dB_i(\mathbf{X}_k)}{dt} + \gamma B_i(\mathbf{X}_k) \geq 0 \quad i \in [1, I], k \in [0, K] \quad (26)$$

$$B_i(\mathbf{X}_k) = (\mathbf{X}_k - \mathbf{O}_{i,k})^T \mathbf{Q} (\mathbf{X}_k - \mathbf{O}_{i,k}) - \sigma \quad (27)$$

$$\frac{dB_i(\mathbf{X}_k)}{dt} = (\mathbf{X}_k - \mathbf{O}_{i,k})^T \mathbf{Q} (\mathbf{A}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{U}_k + \mathbf{C}_k) \quad (28)$$

式中: $\mathbf{O}_{i,k}$ 为第 i 个障碍物在网联自动驾驶车辆第 k 步时的状态; I 为障碍物个数,障碍物运动状态可通过车载感知预测模块获得; $\mathbf{Q}$ 为权重矩阵; σ 为安全阈值; γ 为正数常数参数。

当模型约束条件满足时,局部运动规划器可保证网联自动驾驶车辆避免与障碍物碰撞,在全局路径规划的基础上进一步强化了运动规划结果的安全性。模型的安全域不变性证明如下。

由式(27)可知控制系统的安全域为 $C = \{\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^4 \mid B_i(\mathbf{X}_k) \geq 0, i \in [1, I], k \in [0, K]\}$ 。假设初始状态 $\mathbf{X}_0 \in C$, 且存在控制输入 $\mathbf{U}_0$ 使得上述优化控制问题可行, 则有 $dB_i(\mathbf{X}_k)/dt + \gamma B_i(\mathbf{X}_k) \geq 0 \Rightarrow e^{\gamma t} [dB_i(\mathbf{X}_k)/dt + \gamma B_i(\mathbf{X}_k)] \geq 0 \Rightarrow d[B_i(\mathbf{X}_k) e^{\gamma t}]/dt \geq 0 \Rightarrow B_i(\mathbf{X}_k) e^{\gamma t} \geq B_i(\mathbf{X}_0) \Rightarrow B_i(\mathbf{X}_k) \geq B_i(\mathbf{X}_0) e^{-\gamma t}$, $i \in [1, I], k \in [0, K]$ 。

由于初始状态 $\mathbf{X}_0 \in C \Rightarrow B_i(\mathbf{X}_0) \geq 0$, 因此可进一步得到 $B_i(\mathbf{X}_k) \geq 0 \Rightarrow \mathbf{X}_k \in C, k \in [0, K]$, 证明控制时域内的系统状态在安全域内。证毕。

此外,针对存在信息不确定问题的道路区域,本模块还需要新增约束条件

$$\mathbf{X}_k^{\min} \leq \mathbf{X}_k \leq \mathbf{X}_k^{\max} \quad k \in \mathcal{Q} \quad (29)$$

$$\mathbf{X}_k^{\min} = \left(0, 0, l_k^{\min} + \lambda \sigma_i^-, -\frac{\pi}{2}\right)^T \quad k \in \mathcal{Q} \quad (30)$$

$$\mathbf{X}_k^{\max} = \left(s^{\max}, v^{\max}, l_k^{\max} - \lambda \sigma_i^+, \frac{\pi}{2}\right)^T \quad k \in \mathcal{Q} \quad (31)$$

式中: $\mathbf{X}_k^{\min}$ 为网联自动驾驶车辆在第 k 步的最小允许值; $\mathbf{X}_k^{\max}$ 为网联自动驾驶车辆在第 k 步的最大允许值; $s^{\max}$ 为网联自动驾驶车辆最长纵向行驶距离; $v^{\max}$ 为网联自动驾驶车辆最大允许速度。

本研究采用显式考虑约束的动态规划^[46]方法求解上述控制模型,以获得网联自动驾驶车辆局部最优运动轨迹。

3 测试验证

3.1 试验设计

为验证本研究提出的运动规划方法在降低超视距风险、增强非结构化道路场景适用性、提升算

法应用实时性方面的性能,搭建仿真平台并进行测试验证^[47]。

3.1.1 试验平台

本研究利用车辆动力学仿真软件 CarMaker 和 Simulink 进行二次开发,构建试验平台,对搭载智能驾驶算法的车辆行驶表现进行仿真。利用该试验平台,本研究搭建了 ETC 区域的道路网络,包括 2 条进口道、5 个闸机口及通行直道、2 条出口道,全长 391 m。该试验道路为典型非结构化道路,存在进口道车道线瞬变、出口道车道线消失、道路摆放锥桶等情况。

3.1.2 场景设计

网联自动驾驶车辆从 ETC 入口出发,依次选择进口道、闸机、出口道,最终到达 ETC 出口。道路上存在随机交通流、停驶车辆等,网联自动驾驶车辆需要与这些动静态障碍物进行交互,试验场景如图 4 所示。

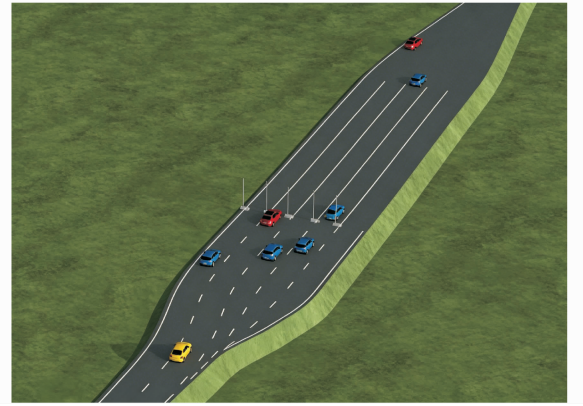


图 4 试验场景

Fig. 4 Testing scenario

3.1.3 测试对象

本研究以提出的路端强化的运动规划方法、传统车端运动规划方法^[25]为测试对象,分别测试搭载 2 种方法的智能车辆的运动表现。该传统车端运动规划方法基于模型预测控制,根据网联自动驾驶车辆自身运动状态和邻近车辆运动状态,优化预期轨迹序列并执行单步控制。

3.1.4 敏感性分析

本研究以道路拥堵水平为变量进行敏感性分析^[48],验证所提出的路端强化运动规划方法在不同交通状态下的鲁棒性。当交通量与通行能力之比 (V/C) 小于 0.5 时,道路拥堵水平变量为“无拥堵”;当 $0.8 > V/C > 0.5$ 时,道路拥堵水平变量为“低拥堵”;当 $V/C > 0.8$ 时,道路拥堵水平变量为“高拥堵”。

此外,为了验证所提出的路端强化运动规划方法在不同通信不确定性水平下的鲁棒性,本研究还

设计了以下2点:①以车路间通信丢包率为变量;②以车路间通信时延为变量的敏感性分析。丢包率取值依次为10%、30%、50%、70%和90%。时延取值依次为0.05、0.10、0.15 s。

3.1.5 评价指标

针对路端强化运动规划方法降低超视距风险、增强复杂场景适用性、提升算法应用实时性三大特色,本研究设计了以下评价指标。

(1)平均危险减速度:平均危险减速度为智能车辆轨迹数据中,所有小于阈值的减速度的平均值。该指标用于评估驾驶人在车辆行驶过程中感受到的危险程度。

(2)行程时间:行程时间为智能车辆从ETC入口到ETC出口的通行时间。该指标用于评估智能车辆在非结构化道路场景中的通行效率。

(3)计算时间:计算时间包括路端模块计算时间、车端模块计算时间。该指标用于评估算法的实时应用能力。

(4)平均加加速度:平均加加速度为智能车辆轨迹数据中,所有加速度的微分的平均值。该指标用于评估车辆行驶平顺性,反映测试对象在给定通信不确定性水平下的运动规划能力。

3.2 试验结果

试验结果表明,本研究提出的路端强化车辆运动规划方法具备降低超视距风险、适应非结构化道路场景、支持实时在线应用的能力。该方法平均降低网联自动驾驶车辆行驶中的风险11.34%,提升通过非结构化道路效率17.36%,车端模块和路端

模块平均单次响应运行时长均小于0.05 s。

3.2.1 降低超视距风险

路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法能有效降低超视距风险。如图5所示,和传统车端运动规划方法相比,本研究提出的运动规划方法在平均危险减速度指标上表现更好,该指标平均降低11.34%。平均危险减速度绝对值越小,急刹车现象越少,这反映了本研究提出的运动规划方法能有效提前规避风险,将运动响应消解到较长的控制时域内,避免急刹现象的发生。在不同道路拥堵水平下,路端强化运动规划方法的优势均显著。特别地,高拥堵场景交通流密度大,路端强化运动规划方法对平均危险减速度的改善空间有限,但可以实现将平均危险减速度控制在较小范围内,提高风险响应的稳定性。

图6展示的车辆轨迹对比情况进一步验证了路

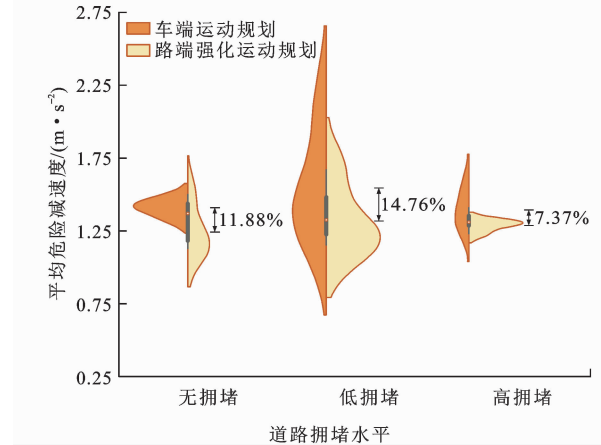


图5 平均危险减速度指标

Fig. 5 Mean risk deceleration indicator

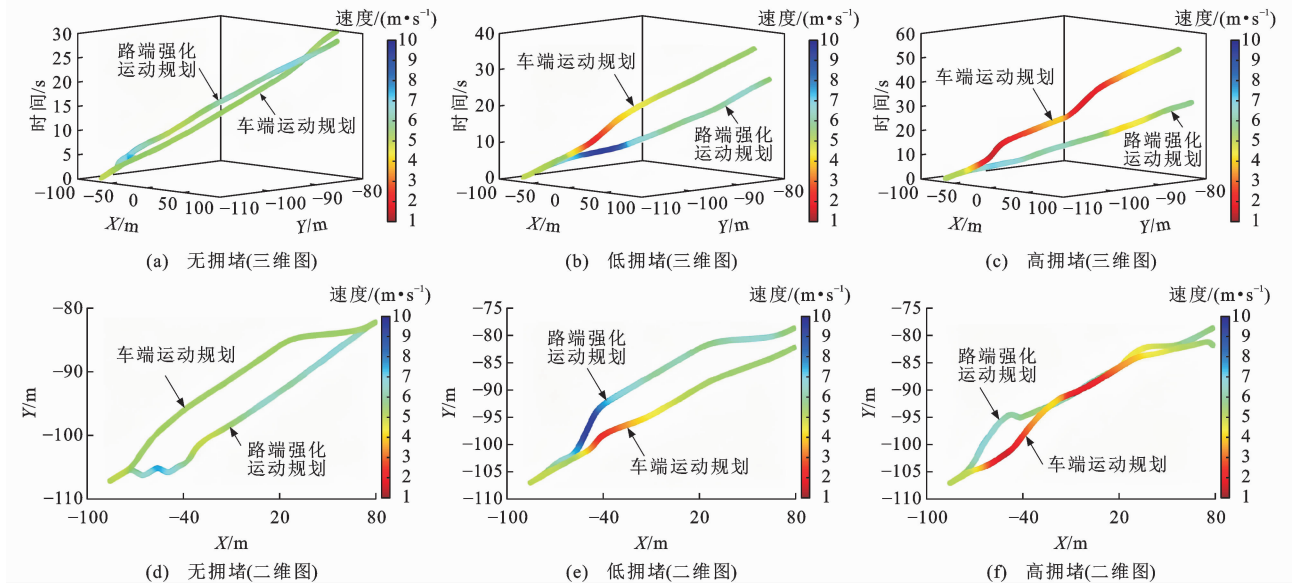


图6 车辆轨迹

Fig. 6 Vehicle trajectories

端强化运动规划方法在避免车辆急刹方面的优势。由图 6 可知:在低拥堵场景中,采用路端强化运动规划的车辆在进口道区域选择较远的闸机口通行,避免沿原车道行驶时受其他车辆阻挡而紧急刹车;而传统车端运动规划方法仅能规划出一条紧急避障的急减速轨迹。在高拥堵场景中,路端强化运动规划方法能规划一条避开全程障碍物的轨迹,而采用传统车端运动规划的车辆在入口道区域、闸机通道区域均遇障碍物,缺乏提前响应超视距障碍物的能力。

3.2.2 提升通过非结构化道路效率

路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法能有效应用于非结构化道路场景,提升车辆通行效率。如图 7 所示,和传统车端运动规划方法相比,本研究提出的运动规划方法有助于智能车辆以更短的时间通过试验区域,平均节省 17.36% 的时间。在不同道路拥堵水平下,搭载路端强化运动规划算法的智能车辆均能高效安全通过试验区域,表明路端强化运动规划算法有能力根据非结构化道路特征优化车辆行驶轨迹,实现全场景运动规划全局最优。而搭载传统车端运动规划算法的智能车辆受道路非结构化所限,无法优化全局路径,仅利用车端智能完成局部避障任务,难以找

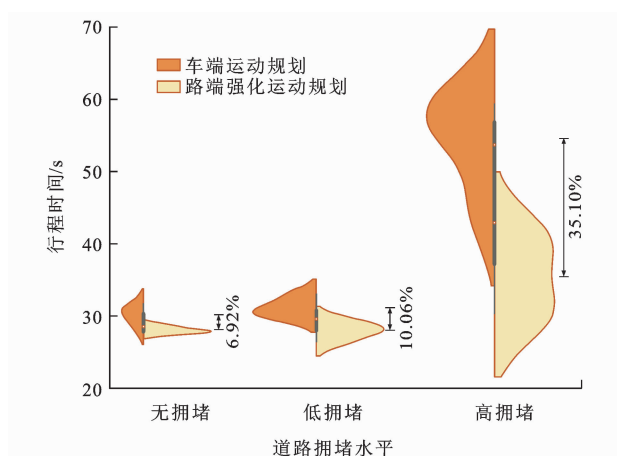


图 7 行程时间指标

Fig. 7 Travel time indicator

到全局最优规划结果。

图 6 展示的车辆轨迹对比情况进一步验证了路端强化运动规划方法提升车辆通行效率的能力。采用路端强化运动规划的车辆能选择最优全局路径,保持稳定速度通过试验区域,避免因背景交通和道路条件影响而增加行程时间。

为进一步探究通行效率提升的原因,以无拥堵场景为例,图 8 展示了路端强化运动规划方法在不同非结构化道路场景中的通行效率提升效果。

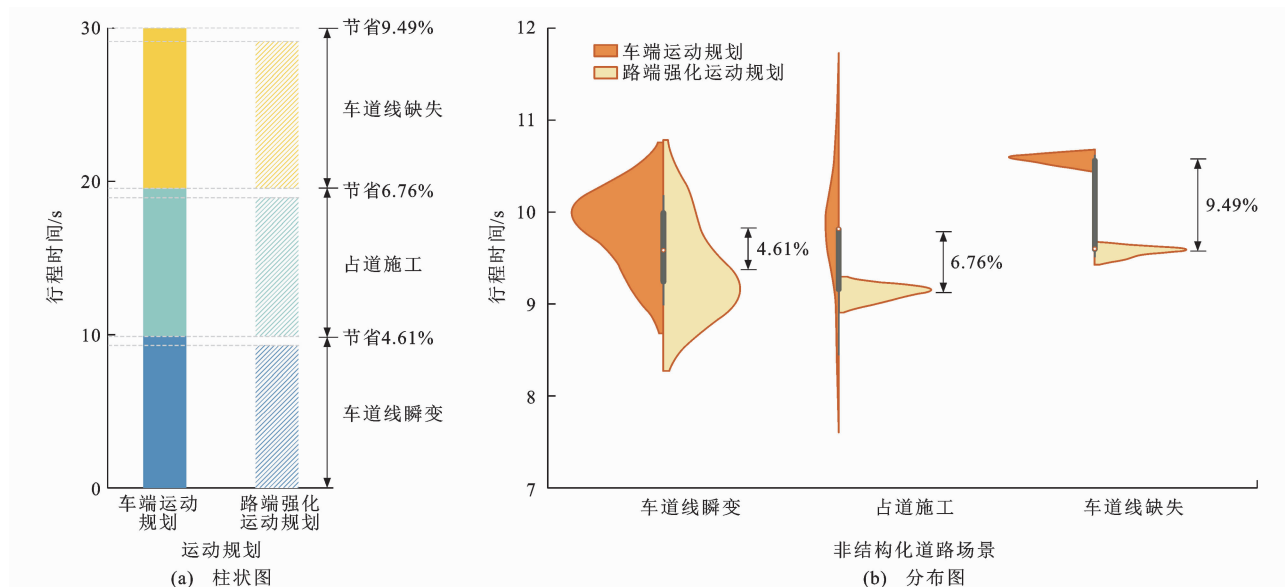


图 8 路端强化运动规划方法在不同非结构化道路类型上的提升效果

Fig. 8 Improvement effects of infrastructure enhanced motion planning method for diverse unstructured road types

非结构化道路场景仿真遵从图 1 研究场景和图 4 试验场景的设计,其中,车道线瞬变场景车道线瞬变区域全长 53.33 m,车道数从 2 条扩展至 5 条,车道宽度为 3.50 m,新增车道的标线呈现突现式生成特征;占道施工区域全长 54.77 m,在第 5.90 m 处存在禁行区域;车道线缺失区域全长 59.42 m,不存

在任何车道标线,道路边界总宽度从 17.80 m 收窄至 7.42 m。结果表明,路端强化运动规划方法在车道线缺失场景效率提升优势最明显,对整体出行效率提升的影响最大。相比于传统车端运动规划方法,路端强化运动规划方法在车道线瞬变场景可节省 4.61% 的行程时间,在占道施工场景可节省 6.76%

的行程时间,在车道线缺失场景可节省 9.49% 的行程时间。路端强化运动规划方法节省的行程时间中,47.51% 来自车道线缺失场景,31.11% 来自占道施工场景,21.38% 来自车道线瞬变场景。这可能是因为车道线缺失场景放松了约束,从而为运动规划算法提供更多优化空间。

3.2.3 提升算法应用实时性

路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法计算效率高,支持运动规划任务实时在线应用。如图 9 所示,全局路径规划模块和局部轨迹规划模块平均单次响应运行时长均小于 0.05 s。两模块同时实时运行,当全局路径规划模块完成单次运行后,局部轨迹规划模块基于更新的全局路径规划结果继续运行。因此,本研究提出的运动规划方法支持 20 Hz 更新频率的路径规划、200 Hz 更新频率的轨迹规划。整个规划过程满足算法应用实时性要求,且在不同道路拥堵水平下均保持有效性。这说明,本研究的算法计算效率对不同拥堵水平具有鲁棒性。此外,当通信时延小于等于 0.15 s 时,本算法的运动规划效果均可得到保证(关于通信时延的具体敏感性分析详见第 3.2.4 节),这进一步验证了算法在车路通信环境下的可应用性。

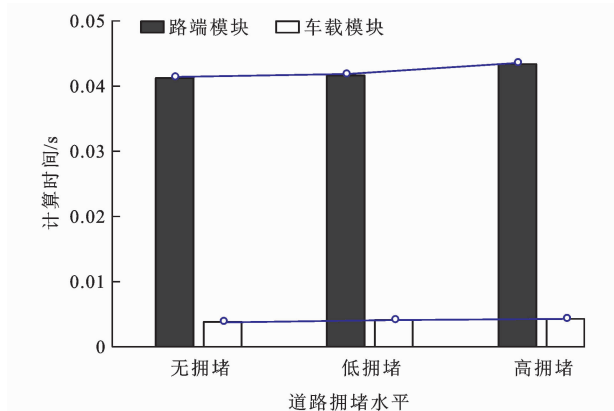


图9 路端模块与车载模块计算时间对比

Fig. 9 Comparison of computation time between infrastructure module and onboard module

3.2.4 保证在不同车路通信条件下的鲁棒性

路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法在不同通信不确定性水平下均具有鲁棒性。如图 10 所示,和传统车端运动规划方法相比,本研究提出的运动规划方法能提升行驶平顺性,且此种优势在不同丢包率条件下均表现明显。根据本研究提出的运动规划方法,路侧负责路径规划任务,因此车路通信质量只影响路径规划信息的更新,而网联自动驾驶车辆的实际行驶由车端负责,不受车路通信质量影

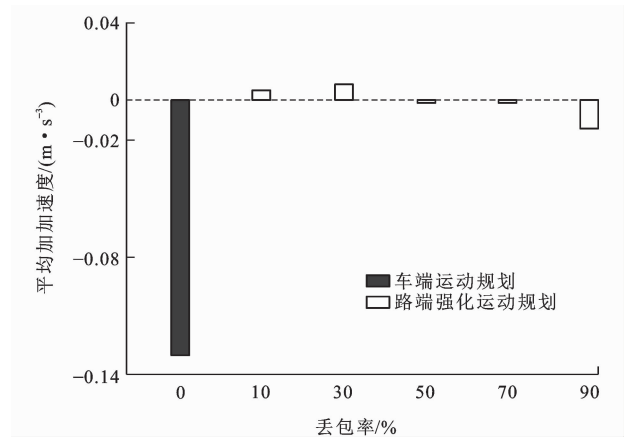


图10 通信丢包环境下平均加加速度指标

Fig. 10 Average jerk indicator in communication packet loss scenarios

响,此种设计保证了当路径信息丢失时车辆仍能平稳行驶,具有鲁棒性和实用性。

路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法的鲁棒性在不同通信时延下也得到保证。如图 11 所示,和传统车端运动规划方法相比,本研究提出的运动规划方法在不同通信时延条件下均能提升行驶平顺性。特别是当通信时延为 0.15 s 时,车端运动规划方法导致网联自动驾驶车辆急减速紧急避让障碍物,而本研究提出的运动规划方法依靠车端实时轨迹规划,优势更加明显。

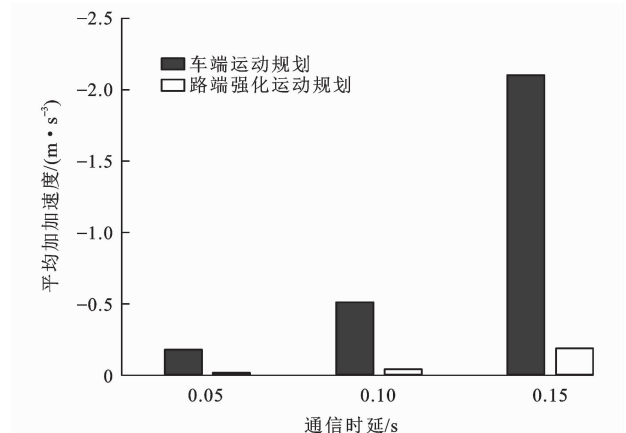


图11 通信时延环境下平均加加速度指标

Fig. 11 Average jerk indicator in communication delay scenarios

3.2.5 面向非结构化道路边界不确定场景的鲁棒性

路端强化的网联自动驾驶车辆运动规划方法能应对非结构化道路边界不确定场景。图 12 展示了不同观测误差及其可信度条件下,网联自动驾驶车辆驶过不确定可行域的轨迹。可以看出,传统车端运动规划方法不能响应观测误差,导致车辆驶入不可行区域;而本研究提出的运动规划方法可以考虑边界位置误差分布,对轨迹做出适应性修正。在不

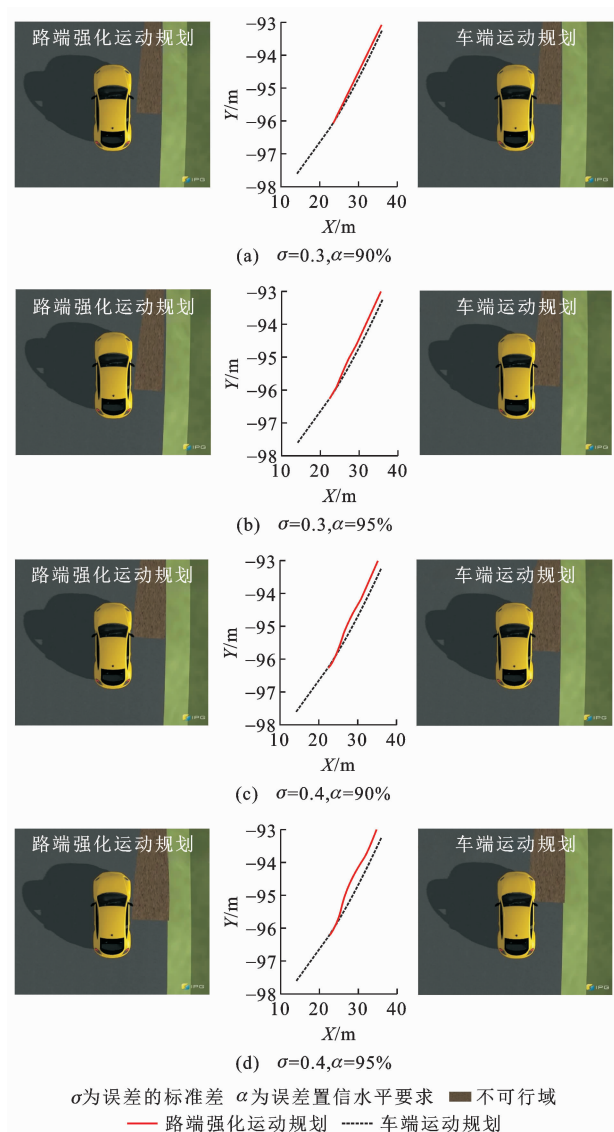


图 12 道路边界不确定环境下车辆轨迹

Fig. 12 Vehicle trajectory in uncertain road boundary scenarios
同观测误差标准差和置信度要求下,本研究提出的运动规划方法均适用,验证了其在非结构化道路场景中的鲁棒性。

4 结 语

(1)本研究提出了一种具备超视距避障能力的网联自动驾驶车辆运动规划方法,依据可行驶时空范围,建立了基于控制障碍函数的前瞻式运动控制系统,提高了网联自动驾驶车辆行驶轨迹的安全性;提出了一种可适配非结构化道路的车辆运动规划坐标系,以优化后的车辆预期路径为参考坐标线,消除了网联自动驾驶车辆运动规划任务对道路中心线的依赖;提出了一种车路分离式运动规划方法,路侧专注路径规划而车端执行运动控制,避免了网联自动驾驶车辆因不能及时接收路侧规控导致的潜在安全隐患。

(2)本研究提出了一种路端强化的自动驾驶非结构化道路运动规划方法,该方法平均降低网联自动驾驶车辆行驶中的风险 11.34%,提升通过非结构化道路效率 17.36%,路径规划模块和轨迹规划模块平均单次响应运行时长均小于 0.05 s,在不同道路边界位置可信度和车路通信质量条件下均具有鲁棒性。

(3)后续应考虑多车协同范式,协同理解环境态势,降低非结构化道路环境认知不确定性,同时共享背景车辆行为意图,支持网联自动驾驶运动规划系统在非结构化道路复杂交通流中实现全局最优。本研究还将探索 V2X 通信协议标准兼容性问题,针对多模态车路通信信息、异构网联自动驾驶车辆车型、多样化路侧智能设备的复杂交互场景,设计自适应调节机制,增强路端强化自动驾驶运动规划方法在不同车路协同环境下的泛化能力,从而显著扩展协同自动驾驶系统的应用边界。后续还应开展硬件在环试验,进一步验证运动规划方法的实用性能。

参 考 文 献 :

References :

- [1] 杨晓光,赖金涛,张 振,等. 车路协同环境下的轨迹级交通控制研究综述[J]. 中国公路学报, 2023, 36(9): 225-243.
YANG Xiao-guang, LAI Jin-tao, ZHANG Zhen, et al. Review of trajectory based traffic control in a vehicle-infrastructure cooperative environment[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(9): 225-243.
- [2] 王润民,张心睿,赵祥模,等. 混行环境下网联信号交叉口车路协同控制方法[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(3): 139-151.
WANG Run-min, ZHANG Xin-rui, ZHAO Xiang-mo, et al. Vehicle-infrastructure cooperative control method of connected and signalized intersection in mixed traffic environment[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2022, 22(3): 139-151.
- [3] 李 立,徐志刚,赵祥模,等. 智能网联汽车运动规划方法研究综述[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 20-33.
LI Li, XU Zhi-gang, ZHAO Xiang-mo, et al. Review of motion planning methods of intelligent connected vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 20-33.
- [4] ZHANG Z H, LIU H B, LEI M Y, et al. Review on the impacts of cooperative automated driving on transportation and environment[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2023, 115: 103607.
- [5] WANG F Y, HU J, LAI J T. Testing intelligence: Accelerating the verification and validation of intelligent vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(2): 1003-1016.
- [6] WANG H, WANG X, LI X, et al. A pathway forward: The evolution of intelligent vehicles research on IEEE T-IV[J].

- IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 7(4): 918-928.
- [7] LAI J T, ZHANG Z, AN L H, et al. A multi-centralized strategy for trajectory based active traffic management with cooperative automation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(12): 23021-23040.
- [8] ZHANG C Z, HUANG W F, NIU T, et al. Review of clustering technology and its application in coordinating vehicle subsystems[J]. Automotive Innovation, 2023, 6(1): 89-115.
- [9] WANG H R, FENG Y W, TIAN Y L, et al. Towards the next level of vehicle automation through cooperative driving: A roadmap from planning and control perspective[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(3): 4335-4347.
- [10] HU J, LI S Y, WANG H R, et al. Eco-approach at an isolated actuated signalized intersection: Aware of the passing time window[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 435: 140493.
- [11] 胡 筋,罗书源,赖金涛,等.自动驾驶对交通运输系统规划的影响综述[J].交通运输系统工程与信息,2021,21(5):52-65,76.
- HU Jia, LUO Shu-yuan, LAI Jin-tao, et al. A review of the impact of autonomous driving on transportation planning[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(5): 52-65, 76.
- [12] 杨晓光,朱际宸,彭 晴,等.面向预约出行的车路联网与协同交通控制:前沿与展望[J].上海理工大学学报,2023,45(4): 307-320,331.
- YANG Xiao-guang, ZHU Ji-chen, PENG Qing, et al. Research on vehicle-infrastructure cooperative traffic control for urban road travel reservation: frontiers and prospects[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2023, 45(4): 307-320, 331.
- [13] LAI J T, HU J, CHEN Z, et al. A generic simulation platform for cooperative adaptive cruise control under partially connected and automated environment[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 121: 102874.
- [14] HU J, YAN X R, WANG G, et al. A simulation platform for truck platooning evaluation in an interactive traffic environment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(10): 13785-13804.
- [15] LI D F, LIU A, PAN H, et al. Safe, efficient and socially-compatible decision of automated vehicles: A case study of unsignalized intersection driving[J]. Automotive Innovation, 2023, 6(2): 281-296.
- [16] WANG X Y, LI X J, GUAN Y, et al. Bidirectional potential guided RRT* for motion planning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 95046-95057.
- [17] FEIZOLLAHI A, MAYORGA R V. Optimized motion planning of manipulators in partially-known environment using modified D* Lite algorithm[J]. WSEAS Transactions on System, 2017, 16: 69-75.
- [18] 朱 冰,贾士政,赵 健,等.自动驾驶车辆决策与规划研究综述[J].中国公路学报,2024,37(1):215-240.
- ZHU Bing, JIA Shi-zheng, ZHAO Jian, et al. Review of research on decision-making and planning for automated vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(1): 215-240.
- [19] TALAMINO J P, SANFELIU A. Anticipatory kinodynamic motion planner for computing the best path and velocity trajectory in autonomous driving [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 114: 93-105.
- [20] ARADI S. Survey of deep reinforcement learning for motion planning of autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(2): 740-759.
- [21] GUO H Y, KEYVAN-EKBATANI M, XIE K. Modeling coupled driving behavior during lane change: A multi-agent Transformer reinforcement learning approach[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2024, 165: 104703.
- [22] LI G F, YANG Y F, LI S, et al. Decision making of autonomous vehicles in lane change scenarios: Deep reinforcement learning approaches with risk awareness[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 134: 103452.
- [23] NAEEM H M Y, BUTT Y A, AHMED Q, et al. Optimal-control-based eco-driving solution for connected battery electric vehicle on a signalized route [J]. Automotive Innovation, 2023, 6(4): 586-596.
- [24] HU J, LEI M Y, WANG H R, et al. Lane-level navigation based eco-approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(4): 2786-2796.
- [25] WANG H R, HU J, FENG Y W, et al. Optimal control-based highway pilot motion planner with stochastic traffic consideration[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2023, 15(1): 421-436.
- [26] WU P, GAO F, TANG X L, et al. An integrated decision and motion planning framework for automated driving on highway[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(12): 15574-15584.
- [27] DEPTULA P, CHEN H Y, LICITRA R A, et al. Approximate optimal motion planning to avoid unknown moving avoidance regions[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(2): 414-430.
- [28] WANG H, HUANG Y J, KHAJEPOUR A, et al. Crash mitigation in motion planning for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(9): 3313-3323.
- [29] LI S S, LI Z, YU Z X, et al. Dynamic trajectory planning and tracking for autonomous vehicle with obstacle avoidance based on model predictive control[J]. IEEE Access, 2019, 7: 132074-132086.
- [30] HU J, ZHANG Z H, FENG Y W, et al. Transit signal priority enabling connected and automated buses to cut through traffic [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 8782-8792.
- [31] 胡 筋,王浩然,冯永威,等.基于混合域优化控制的智能网联

- 车辆运动规划模型[J]. 中国公路学报, 2022, 35(3): 43-54.
- HU Jia, WANG Hao-ran, FENG Yong-wei, et al. An optimal control based motion planner in mixed-domain[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(3): 43-54.
- [32] GRAY A, ABBENA E, SALAMON S. Modern differential geometry of curves and surfaces with Mathematica[J]. CRC Press, 1997. DOI: 10.1051/animres:19960408.
- [33] HANSON A J, MA H. Parallel transport approach to curve framing[R]. Bloomington: Indiana University, Techreports-TR425, 1995: 3-7.
- [34] CHEN J, ZHAN W, TOMIZUKA M. Autonomous driving motion planning with constrained iterative LQR[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019, 4(2): 244-254.
- [35] COWLAGI R V, TSIOTRAS P. Hierarchical motion planning with kinodynamic feasibility guarantees: Local trajectory planning via model predictive control[C]//IEEE. 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE, 2012: 4003-4008.
- [36] HU J, ZHANG Z H, XIONG L, et al. Cut through traffic to catch green light: Eco approach with overtaking capability[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 123: 102927.
- [37] CHEN S K, ZONG S Y, CHEN T T, et al. A taxonomy for autonomous vehicles considering ambient road infrastructure[J]. Sustainability, 2023, 15(14): 11258.
- [38] DU R J, CHEN S K, LI Y J, et al. A framework for lane-change maneuvers of connected autonomous vehicles in a mixed-traffic environment[J]. Electronics, 2022, 11(9): 1350.
- [39] LEI Y Z, CHENG Y, YANG X T. An optimization-free approximation framework for connected and automated vehicles eco-trajectory planning under limited computing capacity[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2025, 171: 104949.
- [40] MIHALJ T, LI H X, BABIĆ D, et al. Road infrastructure challenges faced by automated driving: A review[J]. Applied Sciences, 2022, 12(7): 3477.
- [41] WANG Q, TIAN D X, DUAN X T, et al. Efficient and energy-saving cooperative motion planning for multiple connected and autonomous vehicles at unsignalized intersections[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(6): 7921-7938.
- [42] ZOU Y G, ZHENG F F, LIU C, et al. Integrated optimization of traffic signals and vehicle trajectories for mixed traffic at signalized intersections: A two-level hierarchical control framework[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2024, 169: 104884.
- [43] TAKAHASHI A, HONGO T, NINOMIYA Y, et al. Local path planning and motion control for AGV in positioning[C]//IEEE. Proceedings of IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE, 1989: 392-397.
- [44] CHEN R N, HU J, XU W C. An RRT-Dijkstra-based path planning strategy for autonomous vehicles [J]. Applied Sciences, 2022, 12(23): 11982.
- [45] ZHANG Y, CHEN H Y, WASLANDER S L, et al. Hybrid trajectory planning for autonomous driving in highly constrained environments[J]. IEEE Access, 2018, 6: 32800-32819.
- [46] ZHANG Y, BAI Y, HU J, et al. Control design, stability analysis, and traffic flow implications for cooperative adaptive cruise control systems with compensation of communication delay[J]. Transportation Research Record, 2020, 2674(8): 638-652.
- [47] 杨 炜, 孙 雪, 司 宇, 等. 前车切入与切出工况下匀质队列速度规划与跟随控制[J]. 交通运输工程学报, 2024, 24(6): 243-258.
- YANG Wei, SUN Xue, SI Yu, et al. Homogeneous platoon speed planning and following control in front vehicle cut-in and cut-out conditions[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(6): 243-258.
- [48] 张 振, 赖金涛, 杨晓光. 基于异质车辆群体协同的特殊车辆优先控制方法[J]. 交通运输工程学报, 2025, 25(2): 156-169.
- ZHANG Zhen, LAI Jin-tao, YANG Xiao-guang. A priority control method for special vehicles based on heterogeneous vehicle group cooperation [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2025, 25(2): 156-169.