

王玥骄, 卢霄娟, 郑诗禹, 等. 智能网联环境下高速公路事故临近区可变限速控制[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2025, 45(3): 152-162.
WANG Yue-jiao, LU Xiao-juan, ZHENG Shi-yu, et al. Variable speed limit control of expressway accident vicinity area in intelligent connected environment[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2025, 45(3): 152-162.

DOI:10.19721/j.cnki.1671-8879.2025.03.013

智能网联环境下高速公路事故临近区 可变限速控制

王玥骄¹, 卢霄娟², 郑诗禹³, 赵文鼎⁴, 李维佳⁵

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 兰州交通大学 交通运输学院, 甘肃 兰州 730070; 3. 长安大学 运输工程学院, 陕西 西安 710064; 4. 中交第二公路勘察设计研究院有限公司, 湖北 武汉 430056; 5. 长安大学 建筑学院, 陕西 西安 710064)

摘要:为提高高速公路事故临近区可变限速(VSL)在网联自动驾驶车辆(CAV)和人工驾驶车辆(HDV)混合交通环境中的控制效果,基于双延迟深度确定性策略梯度(TD3)算法能自动适应复杂环境和 CAV 可控性的优势,利用智能网联环境实时监测了被控路段的交通流状态,确定了算法的动作空间、状态空间和奖励函数,并提出了基于动态延迟策略更新 TD3 算法的事故临近区 TD3 可变限速(TD3-VSL)控制策略;以 G75 兰海高速公路某双向四车道区间为研究对象,基于 SUMO 仿真平台构建了符合实际道路特征的交通流模拟环境,参照实地采集的交通数据标定了仿真参数;设计了无动态限速控制、反馈限速控制和 TD3-VSL 控制这 3 种对比试验方案,以验证不同控制策略的有效性,并对比分析了不同 CAV 渗透率下的下游交通量和车辆速度标准差。研究结果表明:相较于无动态限速控制和反馈限速控制,TD3-VSL 控制策略在拥堵发生后能更有效地提升通行效率,速度标准差均值分别下降了 58.4% 和 75.8%,发布的限速标准差分别降低了 28.3%;随着 CAV 渗透率的提高,TD3-VSL 控制策略的效果进一步改善,交通拥堵情况得到缓解,当 CAV 渗透率为 40% 时,车速标准差较纯人工驾驶场景降低了 44.11%;CAV 渗透率提高至 80% 时,降幅进一步达到 54.46%。研究成果为智能网联环境下高速公路安全管理提供了理论依据,对减少交通事故发生率、优化路网运行效率具有参考价值。

关键词: 交通工程; 可变限速控制; 深度强化学习; 高速公路事故区; 智能网联交通

中图分类号: U491.54 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-8879(2025)03-0152-11

Variable speed limit control for expressway accident vicinity area in intelligent connected environment

WANG Yue-jiao¹, LU Xiao-juan², ZHENG Shi-yu³, ZHAO Wen-ding⁴, LI Wei-jia⁵

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University,

收稿日期: 2024-11-05

基金项目: 甘肃省科技计划项目(22ZD6GA010); 国家自然科学基金项目(52272316);

陕西省自然科学基金项目(2023-JC-YB-332); 陕西省教育厅服务地方专项计划项目(22JE0104)

作者简介: 王玥骄(1999-), 女, 陕西西安人, 工学博士研究生, E-mail: 2111233@tongji.edu.cn.

通信作者: 李维佳(1992-), 女, 陕西渭南人, 讲师, 工学博士, E-mail: weijiali@chd.edu.cn.

Lanzhou 730070, Gansu, China; 3. School of Transportation Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China; 4. CCCC Second Highway Consultants Co., Ltd., Wuhan 430056, Hubei, China; 5. School of Architecture, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: To improve the control effect of variable speed limit (VSL) for expressway accident vicinity area in mixed traffic environment with connected and autonomous vehicle (CAV) and human-driven vehicle (HDV), based on the advantages of the twin delayed deep deterministic policy gradient (TD3) algorithm in automatically adapting to complex environments and the controllability of CAV, the intelligent connected environment was applied to monitor the traffic flow state of the controlled road section in real time, and the action space, state space and reward function of the algorithm were determined. The TD3-variable speed limit (TD3-VSL) control strategy based on the dynamic delay strategy to update the TD3 algorithm was proposed. Taking a two-way four-lane section of G75 Lanzhou-Haikou Expressway as the research object, a traffic flow simulation environment conformed to actual road characteristics was constructed through the SUMO simulation platform. The simulation parameters were calibrated with reference to the traffic data collected in the field. Three comparative experimental schemes such as no dynamic speed limit control, feedback speed limit control and TD3-VSL control were designed to verify the effectiveness of different control strategies. The downstream traffic volumes and vehicle speed standard deviations under different CAV penetration rates were compared and analyzed. The research results show that compared with the no dynamic speed limit control strategy and feedback speed limit control, the TD3-VSL control strategy can more effectively improve the traffic efficiency after the congestion occurs. The mean speed standard deviation reduces by 58.4% and 75.8%, respectively, and the published speed limit standard deviation reduces by 28.3%. With the increase in the CAV penetration rate, the control effect of TD3-VSL further improves, and the traffic congestion alleviates. When the CAV penetration rate is 40%, the vehicle speed standard deviation is 44.11% lower than that of the pure human driving scene. When the CAV penetration rate increases to 80%, the decrease is further up to 54.46%. The research results provide a theoretical basis for expressway safety management in intelligent connected environment, and have reference value for reducing the incidence of traffic accidents and optimizing the operation efficiency of road network. 2 tabs, 10 figs, 31 refs.

Key words: traffic engineering; variable speed limit control; deep reinforcement learning; expressway accident area; intelligent connected transportation

0 引 言

与 2021 年相比,2022 年中国高速公路里程净增长 8 200 km,推动总里程攀升至 17.73 万 km,路网密度持续提升,高速路网扩张伴随的交通安全问题凸显,事故数量及伤亡人数均有上升,因具有全封闭、行驶速度快、交通量大等特点,加剧了事故后的二次风险与拥堵^[1]。随着汽车产业智能化转型,网联自动驾驶车辆 (connected and autonomous vehicle, CAV) 日益普及,尽管 CAV 技术发展迅速,但由于道路基础设施和相关配套技术尚未完善,

短期内无法实现全面覆盖,这意味着 CAV 与人工驾驶车辆 (human-driven vehicle, HDV) 混行的交通模式仍将是主流^[2]。可变限速 (variable speed limit, VSL) 控制系统依托车路、车-路通信技术,为事故区域的动态管理提供了强有力的技术支持,并通过车路云一体化架构凸显了车联网环境下交通控制系统的协同能力与应用潜力。

近年来,VSL 控制方法研究取得了显著进展,形成了以反馈控制、模型预测控制 (model predictive control, MPC) 和强化学习控制为代表的三大主流技术路线^[3]。基于反馈控制的可变限速策略因其简

单且易于实施而受到广泛关注^[4],现有的基于反馈的可变限速控制主要通过构建多目标优化函数来动态求解可变限速^[5]。相较于传统反馈控制方法,MPC 作为一类先进的控制算法,在可变限速控制领域获得了广泛的研究与应用,通常基于宏观交通流理论模型,根据建模原理差异可划分为一阶连续模型和二阶动力学模型 2 类。其中,一阶连续模型体系包含元胞传输模型(cell transmission model, CTM)^[6]和 Lighthill-Whitham-Richards (LWR) 流体动力学理论^[7]等典型建模方法。二阶动力学模型如宏观交通网络(mesoscopic traffic network, METANET)模型,通过简化交通流,以较低的计算成本提供基本的流量预测。然而,这些模型在预测精度上受限于假设条件,特别是在处理可变限速控制等复杂干预措施时预测偏差较大。针对这一局限性,学者们通过改进期望速度与平均速度的数学表征方法优化了传统计算模型,从而提升了交通流预测的准确性^[8]。但受制于交通系统动态演变的时变特性和非线性特征,现有预测方法在交通状态演化趋势估计中仍存在显著偏差,难以达到 MPC 技术对预测精度的高要求^[9]。

随着机器学习技术的持续进步,其在 VSL 领域的应用日益广泛。Zheng 等^[10]借助深度 Q 网络(deep Q-network, DQN)学习算法,有机融合了可变限速策略与硬路肩开放策略,同时验证了所采用的控制算法的有效性。Roy 等^[11]运用 DQN 进行了 VSL 控制研究,结果显示该实时系统将碰撞风险降低了 19%。刘东等^[12]将双深度 Q 网络(double deep Q-network, DDQN)算法引入 VSL 控制领域,构建了一种新型强化学习控制框架。Wu 等^[13]采用基于深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)的强化学习方法构建了智能决策模型,从多角度优化了控制目标,有效提升了交通流的通行效率,并减少了车辆排放。余荣杰等^[14]聚焦于协同控制,提出了多智能体深度确定性策略梯度(multi-agent deep deterministic policy gradient, MADDPG)算法,有效降低了拥堵持续时间和路段运行速度标准差。Jin 等^[15]引入了多智能体强化学习的 VSL (multi-agent reinforcement learning-based VSL, MAL-VSL)方法,增强了 VSL 控制器间的协作能力。CAV 具有高度的可控性,为 VSL 的实施带来了更多的灵活性和精确度,然而在 HDV 与 CAV 共存的混合交通环境下,VSL 控制策略的实施面临着诸多挑战^[16]:驾驶人不确定性,当

前 VSL 控制策略主要依赖可变信息标志牌(variable message sign, VMS)来发布限速信息,缺乏对 CAV 的直接控制,并假设驾驶人能够完全遵守限速规定;模拟偏差,当前在构建混合交通流模型时,往往简化处理了 CAV 的特性,没有充分考虑 CAV 能够根据前车类型的不同自动调整其跟驰模式,现有研究普遍基于高 CAV 渗透率的假设场景展开,未能充分考虑不同 CAV 渗透水平对 VSL 控制效能的差异化影响,导致 VSL 控制策略的有效性验证和精度评估存在明显局限^[17];复杂环境适应性,高速公路事故区交通环境复杂多变,传统 VSL 算法往往难以灵活应对,由于深度学习具备强大的自主学习和策略优化能力,所以它在面对复杂多变的控制问题时具有良好的适应性^[18]。

本文将深度强化学习 VSL 控制的优势与 CAV 的可控性相结合,以应对上述挑战,主要贡献如下:利用路侧通信单元(road side unit, RSU)向事故区上游 CAV 即时传递限速,通过 VMS 向 HDV 发布限速信息,不仅能提升交通控制策略的灵活性与响应速度,还能有效降低对实测数据的依赖程度,减轻对驾驶人遵从度的要求以及减少对交通流状态预测模型精度的依赖;分析了 CAV 与 HDV 驾驶行为特性的差异,根据 CAV 跟驰 CAV、CAV 跟驰 HDV 的不同跟驰类型,选择相应的跟驰模型,并利用 SUMO 仿真平台构建了混合交通流特性的仿真环境,通过二次开发实现了不同 CAV 渗透率下 VSL 控制策略的测试与效果对比分析,为策略优化提供了实证与理论依据;相较于传统 Q 学习算法以及 DDPG 算法,双延迟深度确定性策略梯度(twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3)算法采用多评论家网络架构与延迟更新机制,显著降低了价值函数的估计偏差,提升了算法的鲁棒性。在该算法框架下,评论家网络的估值输出直接指导演员网络的参数更新过程。通过引入指数加权移动平均(exponentially weighted moving average, EWMA)方法,不仅有效降低了计算负荷,还能动态优化评论家网络的更新频率,提出基于动态延迟策略更新 TD3 算法的 TD3 可变限速(TD3-variable speed limit, TD3-VSL)控制策略^[19]。

1 基于 TD3 算法的高速公路事故临近区 VSL 控制策略

1.1 TD3 算法的延迟更新

TD3 算法作为 DDPG 算法的改进,使用 2 个独

立的评论家网络来分别评估在给定状态下采取特定动作的潜在奖励,与 DDPG 算法相比,主要在策略更新延迟、截断双 Q 网络训练和目标策略平滑正则化三方面进行了改进,以增加整个网络训练的稳定性^[20]。TD3 算法采用六神经网络架构设计,具体包含一个演员网络、2 个并行评论家网络及其对应的 3 个目标网络,根据 TD3 算法的整体框架可以得到

$$\begin{cases} \Delta\theta_i = \nabla\theta_i[Q_{\theta_i}(s_t, a_t)]^2 \\ y_t = r_t + \gamma \min_{i=1,2} Q_{\theta_i}(s_{t+1}, \bar{a}_t) \\ \bar{a}_t = C(s_{t+1}) + \epsilon \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\Delta\theta_i$ 为第 i 个评论家网络 θ_i 的损失函数; $\nabla\theta_i$ 为 θ_i 的梯度; y_t 为 t 时刻的目标 Q 值; a_t 为 t 时刻的限速控制动作; s_t 为 t 时刻的状态(包括上游交通需求流量、限速控制区车流密度、事故瓶颈区密度和下游路段车辆密度); \bar{a}_t 为 t 时刻的目标限速控制动作; $Q_{\theta_i}(s_t, a_t)$ 为 θ_i 对 s_t 和 a_t 的 Q 值; $C(s_{t+1})$ 为 $t+1$ 时刻状态 s_{t+1} 的目标演员网络; ϵ 为目标策略平滑正则化的附加随机噪声,服从 $N(0, \sigma)-c, c$ 的正态分布, σ 为方差参数; c 为截距; r_t 为 t 时刻的奖励; γ 为折扣因子,表示当前时刻的价值影响比例。

下一动作 a_t 将在当前状态 s_t 下通过演员网络计算和输出,目标动作 \bar{a}_t 根据下一状态 s_{t+1} 通过演员网络输出,类似地, $Q_{\theta_i}(s_t, a_t)$ 和 $Q_{\theta_i}(s_t, \bar{a}_t)$ 决定当前状态下操作的质量,帮助演员网络更新策略, y_t 通过选择由 2 个评论家网络计算的最小 Q 值并将其应用于 $\Delta\theta_i = \nabla\theta_i[Q_{\theta_i}(s_t, a_t)]^2$ 中进行更新。

在 TD3 算法中,评论家网络的 Q 值估计会影响演员网络策略的更新方向和步长,决定着策略更新的质量。固定步长更新缺乏灵活性,故采用当前损失与移动平均值之差作为评论家网络更新幅度的评估标准。若评论家网络更新不理想,此差值增大,导致演员网络需延迟更新以等待更优估计,但过度延迟可能错失高质量估计,延迟更新间隔需动态调整。通过计算 EWMA 可以相应地改变延迟更新间隔^[21]。与传统平均值相比,EWMA 不需要保存所有过去的值,从而降低了计算复杂度,即

$$\nu_t = \beta\nu_{t-1} + (1-\beta)\rho_t \quad (2)$$

式中: ρ_t 为 t 时刻的实际值; β 为加权递减率,其值越小,权重下降速度越快; ν_t 为 t 时刻的 EWMA。

根据式(1)中的损失方程和式(2),评论家网络在 t 时刻损失值的移动平均值 E_t 为

$$E_t = \frac{\beta}{t-1} \sum_{n=1}^{t-1} [y_n - Q_{\theta_i}(s_n, a_n)]^2 + \frac{1-\beta}{t} \sum_{n=1}^t [y_n - Q_{\theta_i}(s_n, a_n)]^2 \quad (3)$$

式中: n 为最终时刻。

损失的移动平均值 E_t 与当前损失之间的差值可以反映更新幅度。然而,在实际仿真试验中,这一差异通常非常小,难以直接反映评论家网络的更新幅度。因此,需要将其放大到一个能够有效反映更新幅度的区间。令 α 为放大倍数,更新幅度的测量标准范围 r 为

$$r = \alpha \left\{ e^{\frac{1-\beta}{t} \sum_{n=1}^t [y_n - Q_{\theta_i}(s_n, a_n)]^2} - E_t \right\} \quad (4)$$

1.2 TD3-VSL 控制策略

在高速公路突发事件处置过程中,事故核心区及周边辐射区域的交通运行状态通常会受到显著干扰,导致道路主线形成明显的瓶颈区域。通过精确调控事故上游区域的车辆行驶速度,可以有效缓解瓶颈效应带来的拥堵问题^[22]。本文构建的 TD3-VSL 控制策略框架,其面向高速公路事故影响区域的具体实施流程如图 1 所示。

在混合交通场景中,CAV 利用先进的车载通信技术实时、精确地收集各自路段的交通状态信息,并将这些信息传递给 RSU。RSU 将采集到的数据传输至交通控制中心(traffic control center, TCC), TCC 经过实时分析后生成最优限速方案,随后 RSU 接收该指令并下发至其覆盖范围内的所有 CAV。同时,HDV 会根据路边 VMS 上发布的限速,并结合周围 CAV 运动状态的变化灵活调整自己的驾驶行为,以确保行驶的安全与顺畅^[23]。为了简化控制问题的复杂性并便于深入研究,做出以下假设。

(1)控制区域内所有 CAV 均能实时同步执行统一的限速指令,且完全遵循限速要求(服从度 100%)。

(2)针对 HDV 对限速指令的服从性,构建了服从均值为 0、标准差在 $[0, 1]$ 区间内随机取值的正态分布模型。

(3)未涉及网联通信协议的具体实现方法,而是通过 SUMO 仿真平台的 TraCI 接口,采用 Python 编程实现了 RSU 与 TCC 之间的数据传输、限速计算及指令发布等功能模拟;同时,仅设置了一个 TCC,它能够同时管理并控制多个 RSU,从而提高了系统的整体效率与灵活性。

采用马尔可夫决策过程(Markov decision

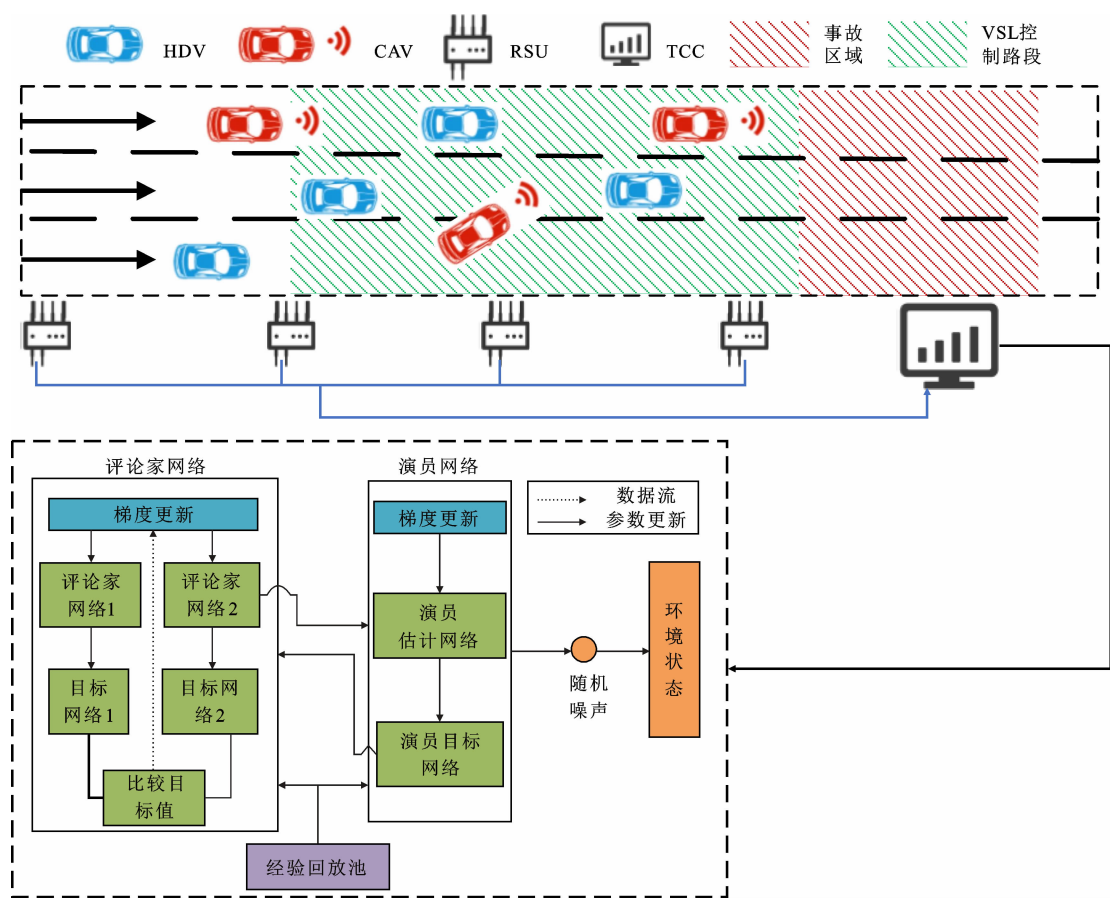


图1 TD3-VSL 控制过程

Fig.1 TD3-VSL control process

process, MDP)对其进行建模与分析,相关元素的定义如下。

(1)状态空间。传统的可变限速控制方法受限于交通流信息获取的难度,往往依赖于较为粗略的状态变量,如控制区域内上下游路段的饱和度。随着车联网技术的快速演进,网联车辆与智能交通基础设施间已能实现毫秒级数据交互,这为强化学习算法,获取高精度交通状态数据创造了条件^[24]。考虑到车流密度是表征事故影响区交通态势的核心参数,且与可变限速控制效能存在直接关联,本文从宏观交通流特性出发,系统性地选取以下关键指标构建四维状态向量:上游交通需求流量 q 、限速控制区车流密度 k_1 、事故瓶颈区车流密度 k_2 和下游路段车辆密度 k_3 。

(2)动作空间。为确保事故临近路段维持基本通行效率,结合高速公路实际运营条件及常规限速设置惯例,将VSL的调控范围设定为40~90 km/h。该阈值区间的确定依据包含双重考量:下限40 km/h旨在保障路段基础通行能力;上限90 km/h则参照技术规范中关于事故处置区域安全管控的要求^[25]。根据行业标准实施惯例,限速梯度采用10 km/h为

基准单位进行离散化处理,最终形成40~90 km/h每10 km/h的6级调控参数体系。

(3)奖励函数。在优化高速公路事故影响区限速控制策略设计中,提升通行效率与缩短车辆延误是核心优化目标。通过构建通行效率量化模型,指导算法训练,其关键在于建立与交通流动态特征高度耦合的奖励函数。理论层面,车辆行程时间作为通行效率的综合表征指标,能完整刻画事故区交通运行状态,但受限于实时数据采集精度、计算资源约束及样本覆盖不足等工程瓶颈,该指标难以直接应用于奖励机制。基于可测性、可计算性原则,采用固定时段内通过下游断面的车辆数作为替代性奖励参数,该指标通过量化单位时间通行能力,可有效表征限速策略对事故区交通疏解效能的调控作用。到达的车辆越多,事故高风险路段通行效率提升越显著,充分验证了可变限速控制算法的优化效果^[26]。

2 案例背景与仿真场景

2.1 仿真路段设置

针对高速公路场景,提出基于CAV渗透率分

级的可变限速优化方法,结合微观交通仿真验证不同 CAV 渗透率下的控制效能差异,研究区域为事故临近区起点上游 5 km 到事故现场终点下游 5 km,上游用 VSM 发布限速信息,限速标志安全距离按陡坡缓降控制(hill descent control, HDC)车辆安全减速距离 L ,计算公式为

$$L=v_1t_1+v_1t_2+\frac{1}{2a}(v_1^2-v_2^2)$$

(5)

式中: v_1 为车辆减速前的速度; v_2 为车辆减速后的速度; t_1 为驾驶人认知时间,一般为 1 s; t_2 为驾驶人反应时间,一般为 2 s; a 为车辆加减速度的绝对值,取

1 m/s^2 。

依据式(5)在 100 km/h 降至 80 km/h 工况下获得最小理论安全距离 361.34 m,综合考虑实际道路条件的不确定性后,将限速标志设置距离扩大至 400 m。以 G75 兰海高速公路双向四车道为研究对象,构建了包含 3 km 上游路段和 400 m 下游路段的仿真环境,其中事故区划分为 300 m 过渡段和 100 m 核心区(右车道封闭),并在事故点上游间隔 1 km 设置两级限速标志。通过该设计可系统分析限速控制对事故路段交通流的影响特性,仿真路段布局如图 2 所示。

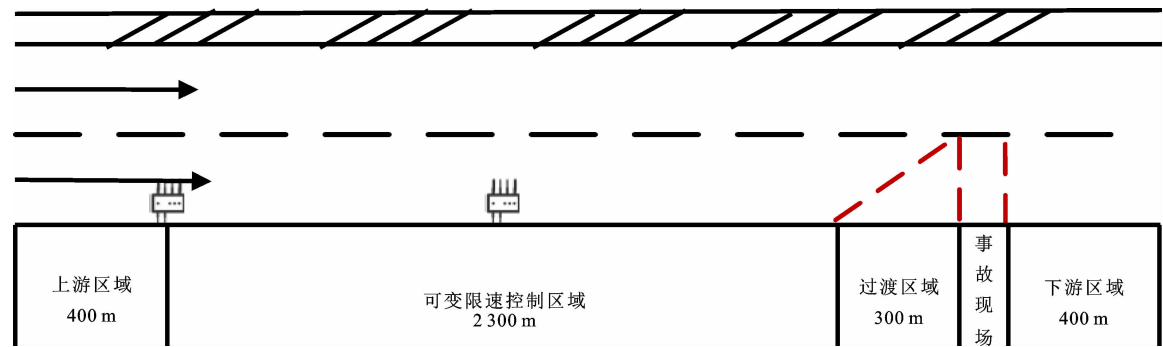


图 2 仿真路段布局

Fig. 2 Simulation road section layout

2.2 仿真情景构建

本文采用开源交通仿真软件 SUMO,为了准确模拟混合交通流,首先在 SUMO 平台上构建了相应的混合交通流模型。对于 HDV,其跟驰行为采用智能驾驶人模型(intelligent driver model, IDM)^[26]进行模拟,换道行为则基于 SUMO 平台的 LC2013 模型,相关参数依据文献[27]设定。针对 CAV,根据其不同的跟驰车辆类型,CAV 跟驰 CAV 选择 PATH 实验室提出的协同自适应巡航控制(cooperative adaptive cruise control, CACC)跟驰模型,CAV 跟驰 HDV 采用 PATH 实验室标定的自适应巡航控制(adaptive cruise control, ACC)跟驰模型,表 1 为相关参数。

本文基于 SUMO 仿真平台的 Netedit 工具构建了高速公路路网环境,通过精确设置道路几何参数(包括车道数、曲率、坡度等)来还原实际路段特征。如图 3 所示,建立的路网模型严格遵循目标高速公路路段的基础条件,为后续交通流仿真提供了真实的道路环境支撑。

在仿真路段上下游分别设置 SUMO 系统的 E1(采集流量、速度等参数)和 E2(统计车流量)检测

表 1 参数设置

Table 1 Parameter setting

参数	取值
车辆长度/m	5
HDV 车头时距/s	1.5
ACC 车头时距/s	1.0
CACC 车头时距/s	0.6
加速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	1
减速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	2
车辆最大速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	34

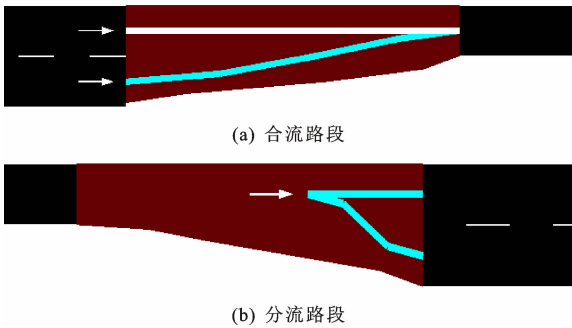


图 3 SUMO 仿真平台中的路段

器。通过贝叶斯优化^[28]对 TD3-VSL 控制策略进行多轮参数调优,参数最优值见表 2。

表 2 TD3-VSL 控制策略参数设定
Table 2 Parameter setting of TD3-VSL control strategy

参数	取值
演员网络学习率	0.000 3
评论家网络学习率	0.000 3
延迟更新步数	2
更新速率	0.005
折扣因子	0.99
动作噪声标准差	0.2
动作噪声阈值	1

令奖励函数为瓶颈路段下游单位时间内的车辆通过量。仿真试验设置如下:总时长为 4 h,VSL 控制周期为 120 s,仿真步长设置为 10 s,模型训练的最大回合数限定为 200 次。因此,采用动态交通需求输入方式对事故区域车流状态演变过程进行精细化建模。如图 4 所示,仿真过程中上游交通需求呈阶段性变化特征:在初始阶段(0~1 h),交通量由 500 veh/h 线性增长至 1 500 veh/h;随后进入稳定阶段,该需求水平维持 60 min 不变。这种设置能够真实反映车流从自由流到拥堵状态再到恢复的完整演变过程。随后,从时刻 2 到时刻 3,上游交通需求从 1 500 veh/h 逐渐降低到 500 veh/h,并保持该需求水平直至仿真结束^[29]。

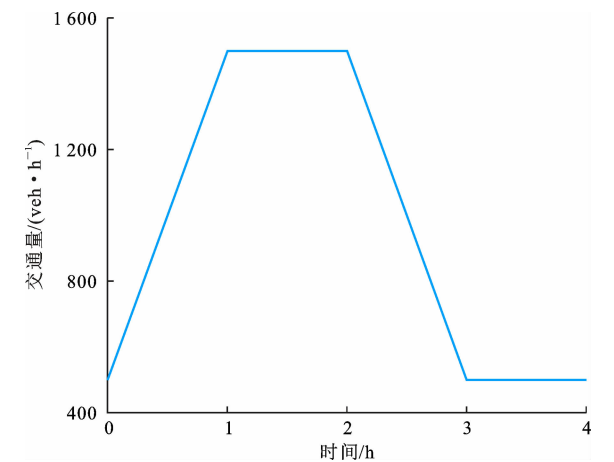


图 4 仿真区上游交通需求
Fig. 4 Traffic demand in upstream of simulation area

2.3 对比方法设置

为检验深度学习算法的性能表现,本文在统一试验环境下,针对无动态限速控制策略和反馈限速控制策略开展了对比仿真试验,以评估其相对优势,并分析与比较了不同方案的仿真结果。

方法 1:以无动态限速控制方案作为基准对照组,在高速公路事故区域不实施可变限速控制。

方法 2:基于密度反馈的 VSL 控制策略(反馈

限速控制),采用比例-积分(proportional-integral, PI)控制算法动态调整限速,在控制系统中设 t 时刻控制区下游期望流量为 \hat{q}_t ,实时检测流量为 $q_{vl,t}$,控制逻辑为

$$\hat{q}_t = \hat{q}_{t-1} + (K_p + K_I')\lambda_t - K_p\lambda_{t-1} \tag{6}$$

$$b_t = b_{t-1} + K_I(\hat{q}_t - q_{vl,t}) \tag{7}$$

式中: b_t 为 t 时刻限速调节率; λ_t 为 t 时刻控制区域车辆密度的控制误差; K_I' 为积分系数; K_p 为比例系数; K_I 为调解率系数。

3 仿真结果分析

3.1 算法训练过程

基于智能网联混合交通流场景,通过设置不同 CAV 渗透率 $p(0, 0.4 \text{ 和 } 0.8)$ 对智能体进行训练。图 5 为算法训练过程中奖励的变化情况。随着迭代次数的增加,奖励持续上升并最终趋于稳定;特别地,随着 CAV 渗透率的提升,系统最终获得的奖励呈现显著增长趋势,这一结果有力验证了本文所提可变限速控制算法在智能网联环境中的优势。

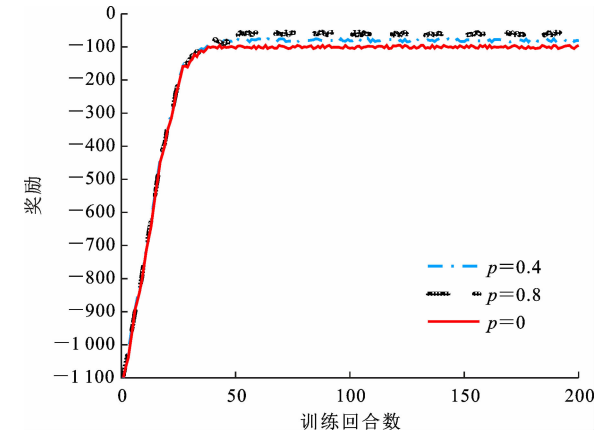


图 5 训练奖励变化
Fig. 5 Variation of training reward

3.2 不同算法控制效果

3.2.1 下游交通量

基于 SUMO 仿真平台的 TraCI 接口检测模块采集下游车道在设定时段内的通行车辆数,将其换算为小时流量,进而对比 3 种不同控制策略对下游交通量的影响特征,如图 6 所示。研究证实,反馈限速控制与 TD3-VSL 控制策略均可优化事故瓶颈路段通行效率。低流量时各方法效果相当,当上游流量持续增长 1.5 h 后引发下游拥堵,导致通行量降低,待 2 h 后流量回落,方渐恢复。相较于无动态限速控制方案,TD3-VSL 控制策略在拥堵期展现出显著优势,不仅通行效率提升突出,且能更快恢复下游

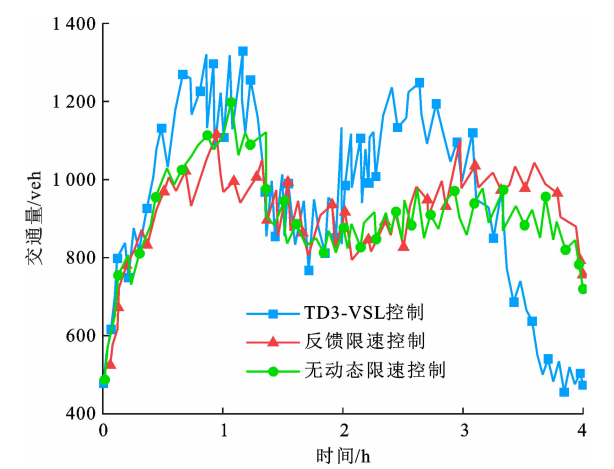


图 6 不同控制方法下事故区下游交通量

Fig. 6 Traffic volumes in downstream of accident area under different control methods

流量,缩短拥堵时长;而反馈限速控制虽具改善效果,但其响应速度与恢复效率均逊于 TD3-VSL 控制策略。

3.2.2 速度标准差

速度标准差直接反映车辆行驶速度的离散程度。已有研究表明,该指标与交通事故发生率存在显著正相关性^[30]。基于 SUMO 仿真平台,利用 TraCI 接口实时采集了无动态限速控制、反馈限速控制、TD3-VSL 控制策略下的车辆速度数据,并定量分析了各时间步长的速度波动特性,结果见图 7。仿真结果表明:相较于无动态限速控制方案,其余 2 种控制策略均能显著降低速度标准差;TD3-VSL 控制策略的效果更为突出,其速度标准差较反馈限速控制进一步降低了 28.3%,说明该策略在限速分配方面具有更好的均匀性;当上游交通量增大时,虽然各策略下的速度标准差均呈上升趋势,但 TD3-VSL 控制策略仍能保持最优的控制效果,有效抑制了车流速度的离散程度。

3.2.3 限速变化

限速作为可变限速控制的核心参数,对交通流调控具有决定性作用。本文基于 SUMO 平台对比分析了反馈限速控制与 TD3-VSL 控制策略的限速调整特性(图 8)。结果显示:2 种策略均能根据交通需求动态调节限速,其中 TD3-VSL 控制策略在 2 h 内迅速降至 50 km/h 最低限速,并在需求缓解时快速恢复;而反馈限速控制需要 2.5 h 才能达到 40 km/h 最低限速,响应明显滞后;在车流密度增加时,TD3-VSL 控制策略展现出更优的适应性,能提前实施限速调整以缓解拥堵;事故解除后,TD3-VSL 控制策略可及时提高限速促进车流疏散,而反

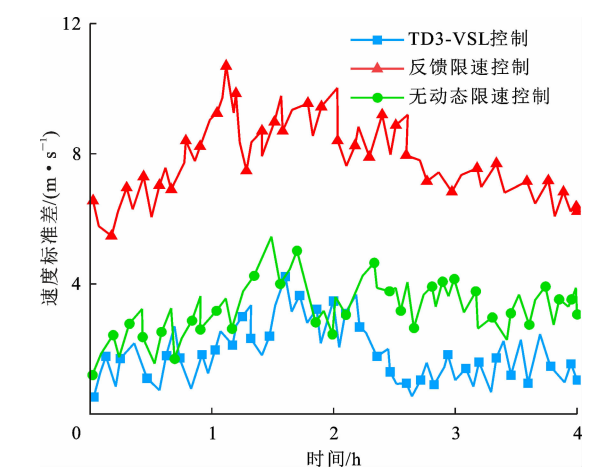


图 7 不同控制方法下车辆速度标准差

Fig. 7 Speed standard deviations of vehicles under different control methods

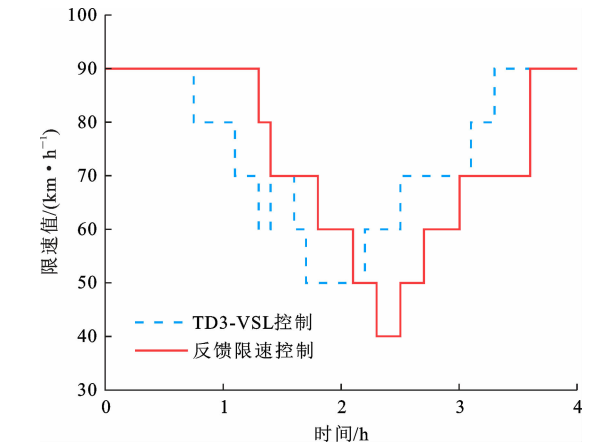


图 8 不同控制方法下限速变化

Fig. 8 Speed limit variations under different control methods

馈限速控制对交通量的变化响应迟缓,设定了较低的限速,从而进一步影响了通行效率,这一差异主要源于 TD3-VSL 控制策略的智能决策机制使其能更精准地把握限速调整时机和幅度^[31]。

综上,在相同试验条件下,TD3-VSL 控制策略优势显著,有效提升了瓶颈区下游车辆通行量,缓解了拥堵,增强了道路通行能力,提高了道路运行效率。

3.3 不同 CAV 渗透率下 TD3-VSL 控制策略效果

通过对照式验设计,系统评估了 TD3-VSL 控制策略在不同 CAV 渗透率下的性能表现。试验设置包含 3 个关键场景($p=0$, $p=0.4$ 和 $p=0.8$),通过与无动态限速控制和反馈限速控制策略的对比分析,验证了 TD3-VSL 控制策略的有效性,具体分析了下游交通量和车辆速度标准差。

3.3.1 下游交通量

图 9 的试验结果表明,在动态交通条件下实施

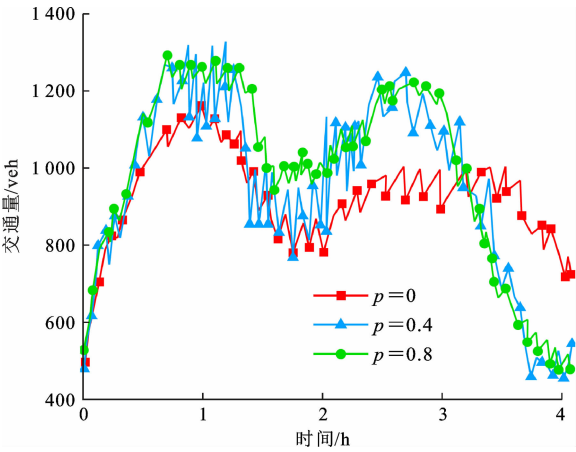


图 9 不同 CAV 渗透率下的下游交通量
Fig. 9 Traffic volumes in downstream under different CAV penetration rates

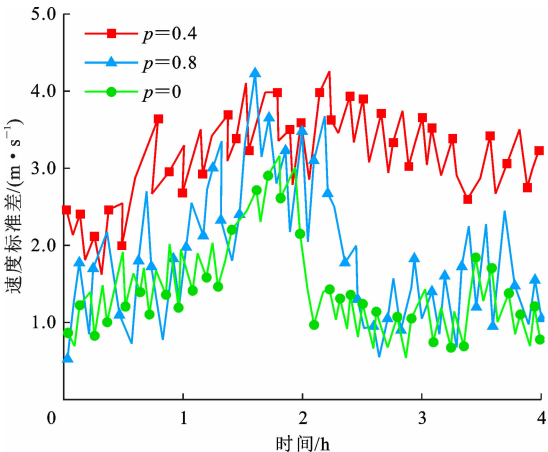


图 10 不同 CAV 渗透率下下游车辆速度标准差
Fig. 10 Vehicle speed standard deviations in downstream under different CAV penetration rates

可变限速控制时,CAV 的引入显著提升了高速公路事故易发区域的通行效率。随着 CAV 渗透率的增加,TD3-VSL 控制策略展现出渐进式的性能改善,不仅有效缓解了交通拥堵,还将系统恢复时间缩短了 30% 以上。这种改善主要源于 2 个方面:一是 CAV 提高了道路基础通行能力;二是通过车辆间实时信息交互和快速响应机制,优化了限速控制算法的执行效果。

3.3.2 速度标准差

图 10 为不同 CAV 渗透率下下游车辆速度标准差,CAV 能有效降低车辆速度标准差,在可变限速控制条件下,与人工驾驶交通流相比,CAV 的混入使车速标准差减少,CAV 渗透率为 40% 和 80% 时,车速标准差呈明显下降趋势,降幅分别达到 44.11% 和 54.46%,表明随着 CAV 的逐步普及,道路交通安全性得到显著提升。CAV 凭借其先进的技术和高效的信息交互能力,在稳定车速、减少车速波动方面发挥了重要作用,进而为道路交通安全带来了积极影响。

4 结 语

(1)相较于无动态限速控制和反馈限速控制,TD3-VSL 控制策略提升了高速公路事故区域的交通通行效率和安全性,TD3-VSL 控制策略使路段车速标准差均值较无动态限速控制方案和反馈限速控制分别降低了 58.4% 和 75.8%;同时,该策略发布的限速标准差较传统反馈限速控制减少了 28.3%。

(2)TD3-VSL 控制策略在车辆密度增加时表现出更快的响应能力,能够更早地降低车速,并在车流量增加时及时调整限速,从而缓解事故区域的拥堵。

(3)随着 CAV 渗透率的提升,TD3-VSL 控制策略效果呈显著改善趋势,当 CAV 渗透率达到 40% 和 80% 时,车速标准差分别下降了 44.11% 和 54.46%,验证了 CAV 对提升交通流安全性和通行效率的积极作用。

(4)当前仿真未考虑多事故点并发场景,且测试仅基于 SUMO 的理想化交通流模型,后续研究可融合多源异构轨迹数据开展实证研究,并将该可变限速控制框架拓展至气象敏感场景(如低能见度冰雪路段)进行效能评估,以增强控制模型的动态适应性,并为恶劣天气条件下的交通风险防控提供可迁移的技术路径。

参考文献:

References:

[1] 宿永辉,欧阳涛,潘新福,等.面向高速公路连续瓶颈的协同可变限速控制[J].交通运输工程与信息学报,2024,22(3):166-180.
SU Yong-hui, OUYANG Tao, PAN Xin-fu, et al. A collaborative variable speed-limit control for continuous bottlenecks on freeways[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2024, 22(3): 166-180.

[2] 周昭明,黄中祥,袁剑波,等.基于无人驾驶车辆的不同车道模式交通流优化[J].长安大学学报(自然科学版),2021,41(1):103-115.
ZHOU Zhao-ming, HUANG Zhong-xiang, YUAN Jian-bo, et al. Traffic flow optimization of different lane modes based on autonomous vehicles[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2021, 41(1): 103-115.

- [3] 李 春,吴志周,曾 广,等.合流区智能网联汽车协同控制方法综述[J]. 计算机工程与应用,2024,60(12): 1-17.
LI Chun, WU Zhi-zhou, ZENG Guang, et al. Review of connected autonomous vehicle cooperative control at on-ramp merging areas [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(12): 1-17.
- [4] 何庆龄,刘 静,李 珊,等.基于 SO-BiLSTM 的高速公路交通事故持续时间预测[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2024,43(10):97-105.
HE Qing-ling, LIU Jing, LI Shan, et al. Highway traffic accident duration prediction based on SO-BiLSTM [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2024, 43(10): 97-105.
- [5] 徐建闽,廖冬梅,马莹莹.高速公路事故瓶颈区域可变限速控制方法[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2022,41(11):25-33.
XU Jian-min, LIAO Dong-mei, MA Ying-ying. Variable speed limit control method for accident bottleneck region on freeway [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2022, 41(11): 25-33.
- [6] DU S M, RAZAVI S. Variable speed limit for freeway work zone with capacity drop using discrete-time sliding mode control[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2019, 33(2): 04019001.
- [7] 王 静,雷利利,熊晓夏,等.考虑通信延迟的智能车队纵向控制[J]. 交通运输工程与信息学报,2024,22(4): 37-51.
WANG Jing, LEI Li-li, XIONG Xiao-xia, et al. Longitudinal control of intelligent fleet considering communication delay[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2024, 22(4): 37-51.
- [8] SELIMAN S M S, SADEK A W, HE Q. Optimal variable, lane group-based speed limits at freeway lane drops: a multiobjective approach [J]. Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, 2020, 146(8): 04020074.
- [9] HAN Y, WANG M, HE Z A, et al. A linear Lagrangian model predictive controller of macro- and micro-variable speed limits to eliminate freeway jam waves [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 128: 103121.
- [10] ZHENG S, LI M, KE Z M, et al. Coordinated variable speed limit control for consecutive bottlenecks on freeways using multiagent reinforcement learning [J]. Journal of Advanced Transportation, 2023, 2023(1): 4419907.
- [11] ROY A, HOSSAIN M, MUROMACHI Y. A deep reinforcement learning-based intelligent intervention framework for real-time proactive road safety management[J]. Accident Analysis and Prevention, 2022, 165: 106512.
- [12] 刘 东,张大鹏,万 芸,等.基于深度强化学习的单线路公交动态驻站控制策略研究[J]. 交通运输系统工程与信息,2024,24(5):173-184.
LIU Dong, ZHANG Da-peng, WAN Yun, et al. Single-line bus operations dynamic holding control strategy based on deep reinforcement learning [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2024, 24(5): 173-184.
- [13] WU Y K, TAN H C, QIN L Q, et al. Differential variable speed limits control for freeway recurrent bottlenecks via deep actor-critic algorithm [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 117: 102649.
- [14] 余荣杰,徐 灵,章锐辞.基于多智能体深度强化学习的高速公路可变限速协同控制方法[J]. 同济大学学报(自然科学版),2024,52(7):1089-1098.
YU Rong-jie, XU Ling, ZHANG Rui-ci. Coordinated variable speed limit control for freeway based on multi-agent deep reinforcement learning[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2024, 52(7): 1089-1098.
- [15] JIN J L, HUANG H L, LI Y, et al. Variable speed limit control strategy for freeway tunnels based on a multi-objective deep reinforcement learning framework with safety perception [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 267: 126277.
- [16] 韩 磊,张 轮,郭为安.混合交通流环境下基于改进强化学习的可变限速控制策略[J]. 交通运输系统工程与信息,2023,23(3):110-122.
HAN Lei, ZHANG Lun, GUO Wei-an. Variable speed limit control based on improved dueling double deep Q network under mixed traffic environment[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2023, 23(3): 110-122.
- [17] YU M, FAN W D. Optimal variable speed limit control in connected autonomous vehicle environment for relieving freeway congestion [J]. Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, 2019, 145(4): 04019007.
- [18] 过秀成,肖 哲,张一鸣,等.考虑智能网联车辆影响的八车道高速公路施工区可变限速控制方法[J]. 东南大学学报(自然科学版),2024,54(2):353-359.

- GUO Xiu-cheng, XIAO Zhe, ZHANG Yi-ming, et al. Variable speed limit control method in work zone area of eight-lane highway considering effects of connected automated vehicles [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2024, 54(2): 353-359.
- [19] ZHAO F Y, LI D Y, WANG Z X, et al. Autonomous localized path planning algorithm for UAVs based on TD3 strategy[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 763.
- [20] SHU M, SHUAI L, GONG X Y, et al. Episodic memory-double actor-critic twin delayed deep deterministic policy gradient[J]. Neural Networks, 2025, 187: 107286.
- [21] TUNC I, SOYLEMEZ M T. Fuzzy logic and deep Q learning based control for traffic lights [J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 67: 343-359.
- [22] ZENG J W, QIAN Y S, LYU Z W, et al. Expressway traffic flow under the combined bottleneck of accident and on-ramp in framework of Kerner's three-phase traffic theory[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2021, 574: 125918.
- [23] 曹宁博,陈家辉,赵利英. 智能网联车和人驾车辆混合交通流排队长度估计模型[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(9): 1935-1944.
- CAO Ning-bo, CHEN Jia-hui, ZHAO Li-ying. Queue length estimation model for mixed traffic flow of intelligent connected vehicles and human-driven vehicles [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(9): 1935-1944.
- [24] 程国柱,王文志,汪国鹏,等. 设置专用车道场景下快速路分流区智能网联车辆决策方法[J/OL]. 吉林大学学报(工学版), (2025-03-11) [2025-04-22]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241269>.
- CHENG Guo-zhu, WANG Wen-zhi, WANG Guo-peng, et al. Connected and automated vehicles decision-making method for expressway diversion areas with dedicated lanes [J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), (2025-03-11) [2025-04-22]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241269>.
- [25] 邢璐,曹一君,金孔宁,等. 基于客货智能网联车辆的高速公路瓶颈区两阶段动态限速控制方法[J/OL]. 中国公路学报, (2025-04-01) [2025-04-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1313.U.20250331.1727.004.html>.
- XING Lu, CAO Yi-jun, JIN Kong-ning, et al. A two-stage dynamic speed control method for freeway bottlenecks based on connected and automated cars and trucks [J/OL]. China Journal of Highway and Transport, (2025-04-01) [2025-04-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1313.U.20250331.1727.004.html>.
- [26] ZHANG L, DING H, FENG Z, et al. Variable speed limit control strategy considering traffic flow lane assignment in mixed-vehicle driving environment[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2024, 656: 130216.
- [27] TREIBER M, KESTING A. The intelligent driver model with stochasticity-new insights into traffic flow oscillations [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2018, 117: 613-623.
- [28] 谷梦路,葛振振,王畅,等. 智能网联车辆加速车道类人化汇入控制研究[J]. 中国公路学报, 2024, 37(3): 134-146.
- GU Meng-lu, GE Zhen-zhen, WANG Chang, et al. Human-like merging control of intelligent connected vehicles on the acceleration lane[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(3): 134-146.
- [29] 何庆龄,裴玉龙,董春彤,等. 基于混合策略改进 ASO-LSSVM 的风险驾驶行为分类识别[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2024, 52(9): 131-141.
- HE Qing-ling, PEI Yu-long, DONG Chun-tong, et al. Classification and identification of risky driving behavior based on hybrid strategy improved ASO-LSSVM [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2024, 52(9): 131-141.
- [30] CANDELIERI A, PONTI A, ARCHETTI F. Fair and green hyperparameter optimization via multi-objective and multiple information source Bayesian optimization[J]. Machine Learning, 2024, 113(5): 2701-2731.
- [31] 龚思远,郑国辉,曾露,等. 迈向智能网联的可变限速控制研究综述:技术演进、工程应用和未来展望[J]. 交通运输工程与信息学报, 2025, 23(1): 1-35.
- GONG Si-yuan, ZHENG Guo-hui, ZENG Lu, et al. A review of studies on variable speed limit control toward the era of connected and autonomous transportation: Technological evolution, engineering applications, and future prospects [J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2025, 23(1): 1-35.