

文章编号:1671-1637(2026)03-0171-14

## 无人机协同的入口匝道交织区吸波驾驶策略

刘越<sup>1,2</sup>, 梁国华<sup>\*1</sup>, 陈咨羽<sup>1</sup>, 田鑫<sup>1</sup>, 陈亦新<sup>1</sup>, 孟霄阳<sup>1</sup>

(1. 长安大学 运输工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 河北水利电力学院 计算机系, 河北 沧州 061001)

**摘要:**高速公路入口匝道交织区易产生具有自激性和可传播性的走停波,影响通行效率与能耗。面向未来无人机与智能网联车协同的应用场景,提出并验证了一套用于入口匝道交织区的无人机协同吸波驾驶策略,在智能网联车辆低渗透率的条件下进行了多方案对比评估。对照设定的4种方案,即仅观测无人机作为基准方案、传统车路协同吸波、自适应动态控制吸波、无人机与智能网联车协同吸波,构建了一体化流程,依次完成识别、预测与控制;利用多架无人机连续观测交织区,识别速度显著下降带及其传播方向,确定了走停波的空间位置与移动趋势;计算走停波在上游经过关键位置的时间范围,形成到达时间窗,并据此确定触发控制时间及目标速度;在到达时间窗内从车流中选择满足通信与安全约束的智能网联车辆,施加温和的稳速控制,使其进入交织区前小幅降速,通过后逐步恢复;全过程设定安全距离、加减速上限与速度回升门限,保证了可行与安全。分析结果表明:在开源微观交通仿真平台构建的入口匝道交织区场景中,相较于仅观测无人机的基准方案,无人机与智能网联车协同吸波使平均通行时间由65.78 s降至63.71 s,下降3.1%;波级指标显示拥堵严重度降低,速度分布整体上移;在渗透率为2%的条件下,触发覆盖率与选车成功率保持稳定;在相同需求与扰动强度下,其抑波效益优于渗透率为5%的传统车路协同方案和渗透率为2%的自适应动态控制策略方案。无人机提供的高视角观测与智能网联车辆的稳速干预可在低渗透率与轻路侧条件下实现可实施的吸波治理,适用于高速公路入口匝道交织区,并具备与可变限速和匝道计量协同应用的潜力。

**关键词:**智能交通系统;低空交通控制;无人机协同;吸波驾驶;入口匝道交织区;走停波;智能网联车辆;微观仿真验证

中图分类号:U495 文献标志码:A DOI:10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.091

## UAV-assisted jam-absorption driving strategy for on-ramp weaving sections

LIU Yue<sup>1,2</sup>, LIANG Guo-hua<sup>\*1</sup>, CHEN Zi-yu<sup>1</sup>, TIAN Xin<sup>1</sup>, CHEN Yi-xin<sup>1</sup>, MENG Xiao-yang<sup>1</sup>

(1. School of Transportation Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;

2. Department of Computer Science, Hebei University of Water Resources and Electric Engineering, Cangzhou 061001, Hebei, China)

**Abstract:** Self-exciting and propagating stop-and-go waves are easily generated in expressway entrance ramp weaving sections, affecting traffic efficiency and energy consumption. Therefore,

出版历程:2025-08-30 收稿,2025-10-10 修回,2025-11-27 录用

基金项目:国家自然科学基金项目(52572332);中央高校基本科研业务费专项资金项目(300102344201);河北省高等学校科学技术研究项目(QN2022118)

作者简介:刘越(1992-),男,河北沧州人,博士研究生,E-mail:liuyue@chd.edu.cn。

\*通信作者:梁国华(1977-),男,吉林珲春人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:lgh@chd.edu.cn。

引用格式:刘越,梁国华,陈咨羽,等.无人机协同的入口匝道交织区吸波驾驶策略[J].交通运输工程学报,2026,26(3):171-184.

Citation:LIU Yue, LIANG Guo-hua, CHEN Zi-yu, et al. UAV-assisted jam-absorption driving strategy for on-ramp weaving sections [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(3): 171-184.

for a future application scenario of coordination between unmanned aerial vehicles (UAVs) and connected autonomous vehicle (CAV), a UAV-assisted jam-absorption driving strategy for entrance ramp weaving sections was proposed and validated. A multi-scenario comparative evaluation was conducted under the condition of a low CAV penetration rate. Based on four preset schemes, namely, UAV observation only as the baseline; traditional vehicle-road coordination jam-absorption; adaptive dynamic control jam-absorption; and UAV and CAV coordinated jam-absorption, an integrated process was constructed, and identification, prediction, and control were completed sequentially. Multiple UAVs were used to continuously observe the weaving sections to identify the significant speed-drop region and its propagation direction, determining the spatial location and movement trend of the stop-and-go waves. The time range for the stop-and-go wave to pass a key upstream location was calculated to form an arrival time window, and the control trigger time and the target speed were determined accordingly. Within the arrival time window, CAVs satisfying communication and safety constraints were selected from the traffic flow. A gentle speed stabilization control was applied on them to allow these vehicles to decelerate slightly before entering the weaving section. Their speed gradually recovered after passing through. Throughout the entire process, safety distance, acceleration and deceleration limits, and a speed recovery threshold were set to ensure feasibility and safety. The analysis results show that, in an entrance ramp weaving section scenario constructed on an open-source microscopic traffic simulation platform, compared to the UAV observation-only scenario, the average travel time is reduced from 65.78 s to 63.71 s, a decrease of 3.1%, by the UAV and CAV coordinated jam-absorption. Wave-level indicators show that congestion severity is reduced, and the speed distribution is shifted upward overall. At a 2% penetration rate, the trigger coverage rate and the vehicle selection success rate remain stable. Under the same demand and disturbance intensity, its wave-suppression benefit is superior to the traditional vehicle-road coordination scheme with a 5% penetration rate, and also to the adaptive dynamic control strategy scheme with a 2% penetration rate. Implementable jam-absorption governance can be achieved through high-angle observation provided by UAVs and speed stabilization intervention by CAVs under conditions of low penetration rate and light roadside infrastructure. The approach is applicable to expressway entrance ramp weaving sections and possesses the potential for coordinated application with variable speed limits and ramp metering.

**Keywords:** intelligent transportation system; low-altitude traffic control; unmanned aerial vehicle coordination; jam-absorption driving; entrance ramp weaving section; stop-and-go wave; intelligent connected vehicle; microscopic simulation validation

**Publication history:** Received 2025-08-30; Received in revised form 2025-10-10; Accepted 2025-11-27

**Funding:** National Natural Science Foundation of China (52572332); Fundamental Research Funds for the Central Universities (300102344201); Hebei Province Higher Education Science and Technology Research Project (QN2022118)

\* **Corresponding author:** LIANG Guo-hua, professor, PhD, E-mail: lgh@chd.edu.cn.

## 0 引 言

在低空经济加速落地与综合立体交通网建设并举的背景下,交通治理正从以路侧为主的被动感知转向空地协同的主动控制。一方面,国家层面推动

建设覆盖 2021~2035 年综合三维交通网络,并强调数字化与智能化基础设施协同<sup>[1]</sup>;另一方面,国内外产业界正以无人机为牵引,探索低空空域的规模化运营及其与地面交通的协同管理<sup>[2]</sup>。此外,高速公路入口匝道交织区易产生具有自激性与可传播性的

走停波,导致通行效率、能耗受到影响。近年的仿真试验证明,对少量车辆进行控制即可在混合车流中抑制交通流振荡,显示出小比例控制实现群体稳定的潜力<sup>[3]</sup>。要将这一潜力在未来交通中推广应用,需要同时解决两端问题:上游实现全局、准确、实时的观测与识别,下游将识别结果快速、平稳地转化为控制命令并满足可行性与安全约束。无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)具备高机动、广视角、低部署门槛等优势,可提供高空视角的全局观测<sup>[4]</sup>;智能网联车辆(Connected and Automated Vehicle, CAV)具备感知、通信与受控执行能力,可作为地面执行器实施温和稳速干预。目前,开源微观仿真平台 Simulation of Urban Mobility (SUMO)及其流量控制接口(Traffic Control Interface, TraCI),为吸波策略算法与交通互联的快速迭代与可重复验证提供了可靠基座。基于此,本文在空地协同场景下开展面向入口匝道交织区的走停波治理研究,并给出可验证的控制策略与效果评估。

现有研究可分3条主线:第一,走停波的机理、检测与抑制。最新综述系统总结了从宏观、微观、混合模型到车辆参与式控制的建模、估计与控制方法,并梳理了场域试验的关键进展。其中有2类主流抑制路径,即可变限速<sup>[5-7]</sup>(Variable Speed Limit, VSL)与吸波驾驶<sup>[8-11]</sup>(Jam-absorption Driving, JAD),在机理与工程代价上各具优劣。VSL依托路侧设施以降峰稳态平抑波动,适合走廊级治理,但对基础设施覆盖与合规执行依赖较强<sup>[12-13]</sup>;JAD通过少量控制车辆慢进快出吸收上游波动,在低渗透率场景下亦能见效,工程成本较低但对触发与控制精度要求较高<sup>[14-15]</sup>。近年在I24 MOTION等实路场景上,单车或少量智能网联车的显式局部控制已给出以少控多的直接证据<sup>[16-17]</sup>。与此同时,JAD在多波次、混合交通、异质车流条件下的实时控制框架也在加速完善,包括基于模型预测控制<sup>[18]</sup>(Model Predictive Control, MPC)的在线控制、对二次冲击波的抑制机制与对多类车辆的鲁棒控制设计<sup>[3]</sup>。尽管如此,VSL与JAD研究仍存在各自为战的倾向,针对低渗透率和弱基础设施并重的协同框架以及识别量与控制量之间的无损映射仍显不足<sup>[19]</sup>。第二,无人机交通观测与多机协同。新近的航拍轨迹数据集(如highD<sup>[20]</sup>、ZenTraffic<sup>[21]</sup>和I-24 MOTION<sup>[16]</sup>)证明了无人机在跨车道、跨瓶颈、全状态采样上的优势。多架无人机协同监测技术在任务分配、同步观测与通信保障方面快速推进,并在城市道路与走廊级场景展

示了多点同步观测的可行性<sup>[22-23]</sup>。但在跨视场拼接、误差传播控制、时延联合优化等环节仍缺乏与实时交通控制紧耦合的工程化接口。第三,仿真与数字孪生支撑。SUMO与TraCI为微观层面的仿真接入提供了成熟工具链。与通信仿真耦合和与3D可视化、数字孪生平台的集成,使车路协同与在线管控策略得以快速试验<sup>[24-25]</sup>。然而,多源感知(含无人机)到控制器的时间和空间口径一致性与可重复的端到端评测仍是短板<sup>[26]</sup>。归纳起来,现有工作在“看见波”(识别走停波的发生时间与位置)与“吸收波”(触发吸波策略)之间缺少一个统一、低时延、可迁移的中介变量与接口。在空地协同的视角下,多无人机观测与车流控制之间的算法和工程耦合仍待打通,这正是本文的切入点与研究价值所在。

路侧设备虽能提供全天候的稳定监测,但其视域有限且存在遮挡问题。要实现走停波这种长距离、跨车道传播现象的连续、无盲区追踪,需要高密度的路侧设备部署,这会导致前期建设成本和后期维护成本高昂。而无人机编队具备高机动性和灵活性,可根据需求快速部署至关键路段,其高空视角能提供无遮挡的广域视野,更适合对动态交通现象进行俯拍视角的完整捕捉。利用CAV作为移动传感器是未来的发展趋势。但在可预见的较长时间内,CAV的渗透率将维持在较低水平。在此条件下,CAV上传的数据在空间上是稀疏且不连续的,难以精确、可靠地重构出走停波的连续时空演化过程。而无人机能够无差别地观测视域内的所有车辆(包括非智能车),获得完整、稠密的交通流信息,这对于在低渗透率下实现有效的群体协同控制至关重要。本研究采用无人机协同感知,正是为了解决过渡阶段交通管理中的一个痛点,即在不依赖大规模基建和高比例智能车的前提下,实现低成本、高效率的交通流动态优化。

本文围绕低空与地面协同的走停波治理,提出并验证一条从空中可观测性到地面可控性的可复制技术路径。以多无人机与少量CAV协同为基础,形成识别、预测、控制与评估一体的试验流程,并以到达时间窗贯通识别、控制接口与仿真实现。在识别侧,重点结合历史回归与两相拥堵波理论<sup>[27]</sup>(Kinematic Wave Theory, LWR)的波速稳健融合,并将走停波表述为事件序列。在验证侧,使用开源微观交通仿真平台搭建端到端协同流程,完成对比试验与灵敏度分析。本文的主要创新体现在3个方面。第一,对象与场景。在低空经济与综合立体交

通背景下,将多架无人机作为入口匝道交织区治理的关键观测与触发载体,并与具备受控能力的 CAV 协同,形成空中观测与地面执行的统一框架。第二,接口与方法。提出以到达时间窗为核心的统一物理量,打通识别与控制之间的关键环节,配合事件触发的吸波控制与稳健的波速融合,降低时延并提升一致性。第三,证据与价值。在可重复的仿真平台上给出系统性增益与边界分析,支持在低渗透率与有限路侧资源条件下,通过少量 CAV 实现稳定的抑波效应,为入口匝道交织区的治理提供方法论与工具链支撑。

## 1 研究体系与问题描述

本文面向高速公路入口匝道交织区的空地协同建模,提出一条从空中可观测到地面可控的可复制技术路径。以多无人机协同感知为入口,以走停波全生命周期识别为纽带,以事件触发的吸波驾驶为出口,形成识别、预测与控制的一体化框架。本节将依次阐明研究场景,密度、速度、流量等宏观量的估计,拥堵严重度与滞回判据,走停波的事件化表示与控制目标,并说明与 CAV 协同的接口。本研究的总体架构设计如图 1 所示。

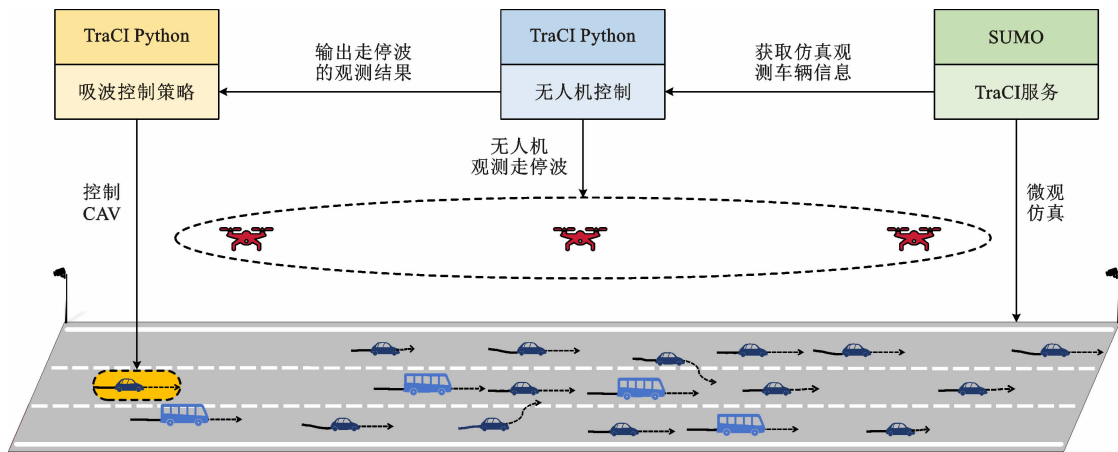


图 1 总体架构设计

Fig. 1 Overall architecture design

### 1.1 研究场景与可观测性

研究场景为高速公路入口匝道交织区(主线双车道,单向)。本节在多无人机视场(Field of View, FoV)条件下,建立一套统一的道路纵向坐标与跨视场连通观测,为后续的走停波识别、波传播速度估计与到达时间窗计算提供时空连续的数据基础。单架无人机的 FoV 空间有限、相邻重叠小,且受姿态与遮挡影响,直接观测会出现尺度不一、轨迹不连续、同一走停波被拆分等问题,难以追踪走停波沿主线的传播。因此需把多架无人机的观测对齐到同一道路坐标上并在时间上连续拼接。

(1)坐标与观测量定义。记时间为  $t$ ,道路纵向坐标为  $s$ ,以下游方向为  $s$  增大。共有  $M$  架无人机协同观测(索引  $i=1,2,\dots,M$ )。第  $i$  架无人机在时刻  $t$  的二维位置向量为  $\mathbf{x}_i(t)$ ,定义其 FoV 在纵向的覆盖区间为  $[s_{i,-}(t), s_{i,+}(t)]$ ,其中  $s_{i,-}(t)$  与  $s_{i,+}(t)$  分别表示该视场覆盖范围的起始(上游)与终止(下游)纵向坐标。此时,第  $i$  架无人机的纵向覆盖长度  $L_i(t)$  可表示为

$$L_i(t) = s_{i,+}(t) - s_{i,-}(t) \quad (1)$$

该区间内被观测到的车辆数量为  $N_i(t)$ ,第  $m$  辆车的瞬时速度为  $v_{i,m}(t)$ ,其中下标  $m \in \{1,2,\dots, N_i(t)\}$ ,离散采样步长记为  $\Delta t$ 。为在同一空间轴对齐多视角数据,设道路主轴单位向量为  $\mathbf{r}$ ,纵向零点位置为  $\mathbf{x}_0$ 。任一点位  $\mathbf{x}$  的纵向坐标  $s$  可定义为

$$s = \mathbf{r}^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \quad (2)$$

该统一坐标承载后续全部观测、估计与识别。坐标统一的关键是估计  $(\mathbf{r}, \mathbf{x}_0)$ 。本文采用两步法:首先以多无人机航向的加权平均给出  $\mathbf{r}$  的初值,其次以最近时间窗内车辆点云的第一主方向对  $\mathbf{r}$  进行校正,  $\mathbf{x}_0$  由上游端固定参考点确定。完成统一后,不同 FoV 的车辆轨迹可投影到同一水平轴,跨视场事件亦可在连续平面进行追踪。

(2)跨视场连续性约束。设走停波传播速度为  $c$ ,相邻 FoV 的最小纵向重叠长度为  $d_0$ ,允许的跨视场到达时间差上界为  $T_{\text{gap}}$ ,为避免不同 FoV 内的同一走停波事件被分开识别,需满足

$$d_0 \geq |c| T_{\text{gap}} \quad (3)$$

同时为限制识别时延,采样步长与触发持续时间满足  $\Delta t \leq \eta T_{\text{on}}$ ,其中,  $\eta \in (0,1)$  为经验系数,以控

制识别时延,  $T_{on}$  为拥堵触发持续时间, 在第 1.3 节中定义。

## 1.2 宏观量估计与目的

在统一坐标上, 采用空间均值范式估计 FoV 内的宏观量。第  $i$  视场在时刻  $t$  的密度  $k_i(t)$ 、空间调和平均速度  $u_i(t)$  与流量  $q_i(t)$  分别定义为

$$k_i(t) = \frac{N_i(t)}{L_i(t)} \quad (4)$$

$$u_i(t) = \left[ \frac{1}{N_i(t)} \sum_{m=1}^{N_i(t)} \frac{1}{v_{i,m}(t)} \right]^{-1} \quad (5)$$

$$q_i(t) = k_i(t)u_i(t) \quad (6)$$

相较于算术平均,  $u_i(t)$  在计算时考虑了车辆通过单位距离所需时间的倒数, 能更准确地反映存在速度差异 (尤其是拥堵) 时的交通流平均通行效率。

为抑制测量噪声, 对任意标量序列  $x(t)$  [如  $N_i(t)$ 、 $L_i(t)$  等] 采用一阶指数平滑。设时间常数为  $\tau > 0$ , 平滑系数  $\rho = \exp(-\Delta t/\tau)$ , 其中,  $\tau$  为时间常数, 具有明确的物理意义: 它决定了历史数据对当前平滑值影响的衰减速度。  $\tau$  值越大, 平滑效果越强, 能滤除更多噪声, 但对真实状态变化的响应也会变慢。离散递推为

$$x_{sm}(t) = \rho x_{sm}(t-\Delta t) + (1-\rho)x(t) \quad (7)$$

式中:  $x_{sm}(t)$  为时刻  $t$  的任意标量平滑值。

为适应交通状态的缓慢漂移, 引入自适应参考量——速度参考  $u_0(t)$  与密度参考  $k_0(t)$ 。设历史窗口长度为  $T_0$ , 记  $\text{perc } p(\cdot)$  为分位运算, 则

$$u_0(t) = \text{perc } p_u(\{u_i(\tau) | \tau \in [t-T_0, t]\}) \quad (8)$$

$$k_0(t) = \text{perc } p_k(\{k_i(\tau) | \tau \in [t-T_0, t]\}) \quad (9)$$

式中:  $p_u, p_k \in (0, 1)$  分别为速度分位参数和密度分位参数。

其宏观量估计的目的为, 在统一的  $s$  轴下形成跨 FoV 的守恒一致的状态量, 为后续的走停波严重程度衡量以及通过上下游估计的走停波波速估计提供计算量纲的一致性。

## 1.3 严重程度指标与识别时延

为度量显著低速与密度升高的拥堵特征, 本文定义第  $i$  视场在时刻  $t$  的拥堵严重程度  $S_i(t)$  为

$$S_i(t) = \alpha \frac{u_0(t) - u_i(t)}{u_0(t)} + \beta \frac{k_i(t) - k_0(t)}{k_0(t)} \quad (10)$$

式中:  $\alpha, \beta \in (0, 1)$ , 为权重系数, 且满足  $\alpha + \beta = 1$ , 用于调节速度下降和密度上升在拥堵判定中的相对重要性。

根据式(7), 得平滑拥堵严重程度为  $S_{i,sm}(t)$ , 其严重程度平滑时间常数记为  $\tau_s$ 。  $S_{i,sm}(t)$  是一个量纲为 1

的指标, 其物理意义是综合衡量当前交通状态偏离理想自由流状态的程度, 综合了速度的相对下降和密度的相对上升。其值接近 0 表示自由流, 接近 1 则表示严重拥堵。采用滞回门槛判定走停波的发生与结束, 设触发阈值为  $S_{str}$ , 释放阈值为  $S_{rel}$  (且  $S_{rel} < S_{str}$ ), 触发持续时间为  $T_{on}$ , 释放持续时间为  $T_{off}$ 。其对应的离散采样帧数阈值记为  $n_{start}$  与  $n_{end}$ , 计算如下

$$n_{start} = \left\lceil \frac{T_{on}}{\Delta t} \right\rceil \quad (11)$$

$$n_{end} = \left\lceil \frac{T_{off}}{\Delta t} \right\rceil \quad (12)$$

式中:  $\lceil \cdot \rceil$  表示向上取整。

本文判定拥堵发生和结束条件为: 当  $S_{i,sm}(t) \geq S_{str}$  并持续  $T_{on}$  时, 视为拥堵发生; 当  $S_{i,sm}(t) \leq S_{rel}$  并持续  $T_{off}$  或在时长  $T_{blk}$  ( $T_{blk}$  为空窗时间阈值) 内缺失有效样本时, 视为拥堵结束。为提高鲁棒性, 定义慢车阈值系数  $g \in (0, 1)$ , 慢车占比  $\phi_i(t)$  可定义为

$$\phi_i(t) = \frac{1}{N_i(t)} \sum_{m=1}^{N_i(t)} p[v_{i,m}(t) \leq gu_0(t)] \quad (13)$$

式中:  $p(\cdot)$  为指示函数, 当括号内条件  $v_{i,m}(t) \leq gu_0(t)$  成立时,  $p(\cdot)$  取 1, 否则取 0。

当  $\phi_i(t)$  低于慢车占比下限  $\phi_{min}$  时, 拥堵将不会触发。起波判定要求样本充足与慢车充足, 设最小样本阈值为  $N_{min}$ , 慢车定义为  $v \leq gu_f$ , 其中  $u_f$  为自由流速度, 若无外部标定, 可取  $u_0(t)$  的高分位近似。

识别时延的解析近似。若严重度在  $t=t_0$  时刻发生阶跃增量  $\Delta S$ , 即  $S_i(t) = S_b + \Delta S p_{t \geq t_0}[v_{i,m}(t) \leq gu_0(t)]$ , 基准为  $S_b$ , 则平滑量满足

$$S_{i,sm}(t_0 + n\Delta t) = S_b + \Delta S(1 - \rho^n) \quad (14)$$

$$\rho = \exp(-\Delta t/\tau_s) \quad (15)$$

令阈值超越量  $\Delta S_{thr} = S_{thr} - S_b$ , 则满足阈值的最小步数  $n_*$  可由式(16)计算

$$S_b + \Delta S(1 - \rho^{n_*}) \geq S_{thr} \Rightarrow n_* = \left\lceil \ln\left(\frac{\Delta S}{\Delta S - \Delta S_{thr}}\right) / (-\ln\rho) \right\rceil = \left\lceil \frac{\tau_s}{\Delta t} \ln\left(\frac{\Delta S}{\Delta S - \Delta S_{thr}}\right) \right\rceil \quad (16)$$

则识别时延  $T_{det}$  近似为

$$T_{det} \approx n_* \Delta t + T_{on} \quad (17)$$

式(17)展示了  $\tau_s$ 、 $\Delta t$  与门槛设置对时延的影响,  $\tau_s$  越大或  $\Delta S$  越小, 则  $T_{det}$  越长。

## 1.4 事件化表示与目标

本文将走停波描述为可观测的事件序列  $\epsilon_j$ , 用三元组表示

$$\epsilon_j = (t_j, s_j, i_j) \quad j=0, 1, \dots \quad (18)$$

式中:  $t_j, s_j, i_j$  分别为第  $j$  个事件的时间、纵向位置与首次观测的视场索引。

当某视场满足第 1.3 节中所说明的触发条件, 记录发生事件  $\epsilon_0 = (t_0, s_0, i_0)$ , 随后随着走停波穿越相邻 FoV 并被识别, 连续记录传播事件  $\epsilon_1, \epsilon_2 \dots$ , 当满足释放条件或出现观测中断, 则记录结束事件  $\epsilon_{\text{end}} = (t_e, s_e, \cdot)$ 。生命周期的 2 个基本量为持续时间  $D = t_e - t_0$  与纵向跨度  $R = |s_e - s_0|$ 。

传播速度  $c$  的理论刻画基于宏观守恒。设两侧交通状态分别为  $(k_1, q_1)$  与  $(k_2, q_2)$ , 其中  $k_1, k_2$  为密度,  $q_1, q_2$  为流量, 则走停波的传播速度为

$$c = \frac{q_2 - q_1}{k_2 - k_1} \quad (19)$$

本文的综合目标是在满足安全与可行约束的前提下, 最小化识别、响应时延与拥堵时空尺度, 抑制上游传播的走停波, 缩短其持续时间, 提高通行效率。

## 2 多无人机走停波全生命周期识别方法

### 2.1 输入与输出

输入为各时刻  $t$  的视场  $[s_{i,-}, s_{i,+}]$ 、车辆样本数  $N_i$ 、车辆速度集合  $\{v_{i,m}\}$  以及所有宏观量  $k_i, u_i$  和  $q_i$ 。输出为走停波集合  $W$  [对任意  $\omega \in W$ , 输出事件序列  $\epsilon(\omega) = \{(t_j, s_j, i_j)\}$ ]、波速度估计  $c$  及其波的统计量信息、方向、持续时间与跨度, 以及对任意目标位置  $s^*$  的到达时间窗  $[t_{\text{start}}, t_{\text{end}}]$ 。

### 2.2 走停波提取

(1) 低速集合与波的分位前沿。根据式(13), 低速集合  $V_i(t)$  可定义为

$$V_i(t) = \{m: v_{i,m}(t) \leqslant gu_i(t)\} \quad (20)$$

令分位系数  $\theta_i \in (0, 1)$ , 则波的分位前沿  $s_f(t)$  可定义为

$$s_f(t) = \text{perc}_{\theta_i}(\{s_{i,m}(t) | m \in V_i(t)\}) \quad (21)$$

以时间常数  $\tau_i \approx 1$  s 的一阶指数平滑得  $s_{f,sm}(t)$ 。采用  $\theta_i \approx 0.20$  以实现降低孤立慢车对波前沿的偏移。本文采用分位前沿的目的在于能够在走停波找到一个稳健的波代表点, 分位系数的大小决定了走停波从上游到下游的累计权重, 达到固定的阈值则视为找到了走停波的确定位置。

(2) 质量与跳变保护。仅当当前帧有效 ( $N_i \geqslant N_{\text{min}}, S_{i,sm} \geqslant S_{\text{thr}}$  且慢车占比  $\phi_i \geqslant \phi_{\text{min}}$ ) 时生成候选事件  $(t, s) = (t, s_{f,sm})$ , 对  $|s_f - s_{f,sm}(t - \Delta t)|$  设上限以抑制遮挡突变。

### 2.3 跨视场关联与波速度估计

(1) 起波去重与冷却。为避免重复触发, 引入全

局与本 FoV 的冷却时间  $T_{\text{cool}}$ , 在冷却期内不再创建新波。优先尝试附着与复活, 其次才新建。

(2) 附着判据(强并入)。设现有走停波最新事件  $l$  记为  $(t_l, s_l)$ 。根据全历史回归波速度  $c_h$  ( $c_h$  为全历史最小二乘斜率, 以  $\{(t_j, s_j)\}_{j=0}^n$  的全体点集估计得到) 预测位置  $s_{\text{pred}} = s_l + c_h(t - t_l)$ 。若残差  $|s - s_{\text{pred}}| \leqslant r_{\text{attach}}$ , 则附着; 其中采用极近无条件并入原则, 常规接受半径取 FoV 长度比例  $r_{\text{prop}} \approx 0.3L_i$  的上界。此外, 放宽瞬时速度  $\frac{s - s_l}{t - t_l}$  (或在样本很少时放宽), 以兼顾早期估计误差。

(3) 复活判据。对最近结束的波, 在时间窗  $T_{\text{rec}} \approx \max\{2T_{\text{off}}, 16\}$  与空间半径  $1.5r_{\text{prop}}$  内可复活并入。

(4) 波速度回归。设事件点集为  $\{(t_j, s_j)\}, j \in [1, n-1]$ , 全历史最小二乘斜率  $c_h$  可通过下式计算

$$c_h = \frac{\sum_j (t_j - \bar{t})(s_j - \bar{s})}{\sum_j (t_j - \bar{t})^2} \quad (22)$$

$$\bar{t} = \frac{1}{n} \sum_j t_j \quad (23)$$

$$\bar{s} = \frac{1}{n} \sum_j s_j \quad (24)$$

其中, 近期窗口斜率  $c_w$  在固定窗口长度  $T_w$  内同时估计, 以增强对突变的响应(实现采用固定秒窗的滑动回归)。

(5) LWR 速度(两相稳健)。基于最近 2 s 内的样本, 先按速度分位 (30%/70%、35%/65%、40%/60%、45%/55%) 切分两相, 若差异不足则退化为 2 类的  $K$ -means, 再按式(19)估计波速度  $c_l$ , 要求每相样本不少于 3 辆车, 且速度分离度不低于  $\max\{0.8, 0.08u_i\}$ 。运行中记录  $c_h, c_w, c_l$  的时间序列, 以其鲁棒中位数作为波速度估计并判定传播方向 ( $c < 0$  为上游,  $c > 0$  为下游)。在本研究的算法实现上, 优先使用回归中位数, 其次退到 LWR 中位数, 与控制层使用保持一致。

### 2.4 走停波的结束、汇总与到达时间窗

若在  $n_{\text{end}}$  个采样步内无新附着(等价于  $T_{\text{off}}$  内空窗), 则结束该波并输出汇总: 持续时间  $D$ 、跨度  $R$ 、方向, 以及  $v, k, q, S, c$  的中位数统计, 并报告 LWR 可用率(帮助判断两相的显著性)。

对于最近事件  $(t_l, s_l)$  与目标位置  $s^*$ , 令波速度估计集合  $C = \{c_h, c_w, c_l\}$  的时间序列并入汇总样本集  $\mathbb{C}$ , 取分位  $[c_-, c_+] = [\text{perc}_{p_-}(\mathbb{C}), \text{perc}_{p_+}(\mathbb{C})]$  (建议  $p_+ = 0.75$ ), 则

$$t_{\text{start}} = t_l + \frac{s^* - s_l}{c_+} \quad (25)$$

$$t_{\text{end}} = t_l + \frac{s^* - s_l}{c_-} \quad (26)$$

$$\Delta t^* = t_{\text{end}} - t_{\text{start}} \quad (27)$$

式中:  $[t_{\text{start}}, t_{\text{end}}]$  为无人机协同吸波驾驶控制方法触发与控制的直接输入。

时间窗宽度的设置是控制策略中的一个关键权衡。本文通过波速估计的 25% 和 75% 分位数来确定时间窗的宽度,这反映了对波速不确定性的容忍度。一个较宽的时间窗(例如采用更极端的分位数如 10% 和 90%)会增加可选的 CAV 集合,从而提高选车的成功率,确保总能找到车辆执行任务。然而,其代价是控制触发时刻的精确性下降,可能导致控制介入过早或过晚,从而削弱吸波效果。反之,一个较窄的时间窗虽然能更精确地锁定理论上的最佳干预时刻,但可能因该时刻附近没有满足条件的 CAV 而导致选车失败,错过控制机会。因此,当前参数的选择是在仿真环境下,综合考虑了选车成功率与控制效果后得到的折中方案。在实际应用中,该参数可根据实时交通状况与 CAV 密度进行自适应调整。

### 3 无人机协同的吸波驾驶控制方法

#### 3.1 控制目标与约束

本文的控制目标是在满足安全约束的前提下,使上游交通量不超过下游通行能力,从而令走停波的幅值和空间跨度逐步衰减。CAV 的车辆动力学与管理约束包括最大加速度  $a_{\text{max}}$ 、最大减速度  $a_{\text{min}}$  (负值)、最小时距  $h_{\text{min}}$ 、速度上限  $u_{\text{max}}$ , 以及空域覆盖与通信延迟进入控制时域预算。

#### 3.2 触发与控制位置(事件驱动)

当识别层在  $s^*$  处给出  $[t_{\text{start}}, t_{\text{end}}]$  或提供最新的  $(t_l, s_l, c)$  时,控制器在窗口内选择触发时刻  $t^{\dagger}[t_{\text{start}}, t_{\text{end}}]$  并计算上游存在 CAV 的距离

$$\Delta = (u^{\dagger} - c) T_h \quad (28)$$

$$T_h = \max\{T_h^{\text{min}}, 0.6L_{\text{FoV}}/\max\{u_{\dagger}, 1\}\} \quad (29)$$

式中:  $u^{\dagger}$  为吸波控制车辆的目标速度;  $T_h$  为控制时域;  $T_h^{\text{min}}$  为最小控制时域,取 15 s;  $L_{\text{FoV}}$  为视场长度的中位数;  $u_{\dagger}$  为上游均速。

将  $\Delta$  裁剪到  $[50, 0.6L_{\text{FoV}}]$ , 以保证可达性与安全距。至此,控制器会选派出一辆 CAV 执行吸波控制策略,以确保可控性与边界一致性。

#### 3.3 吸波控制策略

在吸波控制车辆的当前位置  $s_a(t)$  的上游窗口

$[s_a - L_{\dagger}, s_a]$  与前向窗口  $[s_a, s_a + L_{\ddagger}]$ , 分别估计上游窗口交通流参数  $(k_{\dagger}, u_{\dagger}, q_{\dagger})$  和前向窗口交通流参数  $(k_{\ddagger}, u_{\ddagger}, q_{\ddagger})$ , 其中,  $L_{\dagger}$  和  $L_{\ddagger}$  分别表示无人机与吸波控制车通信时所关注的上游和前向窗口范围,  $u_{\ddagger}$  为下游均速,  $q_{\dagger}$  和  $q_{\ddagger}$  分别为上下游流量,  $k_{\dagger}$  和  $k_{\ddagger}$  分别为上下游密度。吸波控制车的目标速度  $u^{\dagger}$  可表示为

$$u^{\dagger} = \frac{q_{\ddagger}}{\max\{k_{\ddagger}, \sigma\}} \quad (30)$$

式中:  $u^{\dagger}$  有效值范围被裁剪至  $[0, u_{\text{free}}]$ ,  $u_{\text{free}}$  为上游 85% 分位速度;  $\sigma > 0$  为极小数以避免除零。

在吸波控制的速度平滑环节,本文采用一阶凸组合与速率限幅来抑制抖动,避免过度制动或加速。控制原则如下

$$u_{\text{cmd}}(t) = \gamma u^{\dagger}(t) + (1 - \gamma) u_{\text{base}}(t) \quad (31)$$

$$u_{\text{cmd}}(t) \in [u_{\text{prev}}(t - \Delta t) + a_{\text{min}} \Delta t, u_{\text{prev}}(t - \Delta t) + a_{\text{max}} \Delta t] \quad (32)$$

式中:  $\gamma \in (0, 1)$  为平滑权重;  $u_{\text{prev}}(t - \Delta t)$  为上一采样时刻下发给吸波车的上一条速度指令;  $u_{\text{base}}(t)$  为惯性基线速度项,用于保留上一时刻的速度,或在初次受控时以实测速度作为基线,从而让指令速度以渐进方式靠近  $u^{\dagger}$ , 避免大幅跃迁引起的乘坐不适与二次扰动。

在吸波阶段  $a_{\text{min}} \approx 1.0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ , 舒适减速度  $|a_{\text{min}}| \approx 1.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 。若与波前距离超过释放阈值  $d_{\text{rel}}$  或前向清空,则切换到释放模式,提高加速度上限至  $a_{\text{min}}^{\text{rel}} \approx 1.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$  并令  $u_{\text{cmd}} = u_{\text{free}}$ 。

前向清空判定(两步滞回):当前向窗口车辆数  $N_{\ddagger} \leq 2$  (或  $u_{\ddagger} \geq 0.85u_{\text{free}}$  且  $k_{\ddagger} \leq 0.7k_{\dagger}$ ) 持续 2 s, 则视为清空,转入释放;否则回到吸波模式。

#### 3.4 稳定性与可行性

在三角基本图  $Q(k) = \min\{u_f, k, w(k_j - k)\}$  下,若控制使得上游吸波控制后的交通流量  $q_{\dagger, \text{ctrl}}$  和下游(前向窗口)交通流的可行能力  $Q_{\text{recv}, \ddagger}$  满足

$$q_{\dagger, \text{ctrl}} = k_{\dagger} u^{\dagger} \leq Q_{\text{recv}, \ddagger} \quad (33)$$

则拥堵段的累积不再增加,走停波幅值与长度单调衰减(非增)。

可行性取决于:①识别不确定性( $\Delta t$  越小越利于精确放置);②车辆动力学限制( $a_{\text{max}}$ 、 $a_{\text{min}}$ 、 $h_{\text{min}}$ 、 $u_{\text{max}}$ );③几何可达性。实现已将通信与执行延迟并入  $T_h$  与速率限制,形成鲁棒的在线控制域。

## 4 案例分析

#### 4.1 试验对象、数据、对照与评价体系

为验证本文所提方法的有效性,本节统一交代

道路设计与需求、对照方案、算法与评测的超参数。

4.1.1 试验对象与仿真方案设置

本文路网设计使用 SUMO 开源微观交通仿真软件,试验场景采用入口匝道合流并道的典型几何

布置形式:合流区上游,合流区,合流区下游,其中加速车道的长度为 230 m;设计限速为主线 33.33  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ (约 120  $\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$ ),匝道 16.67  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ (约 60  $\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$ )。具体的路网设计如图 2 所示。

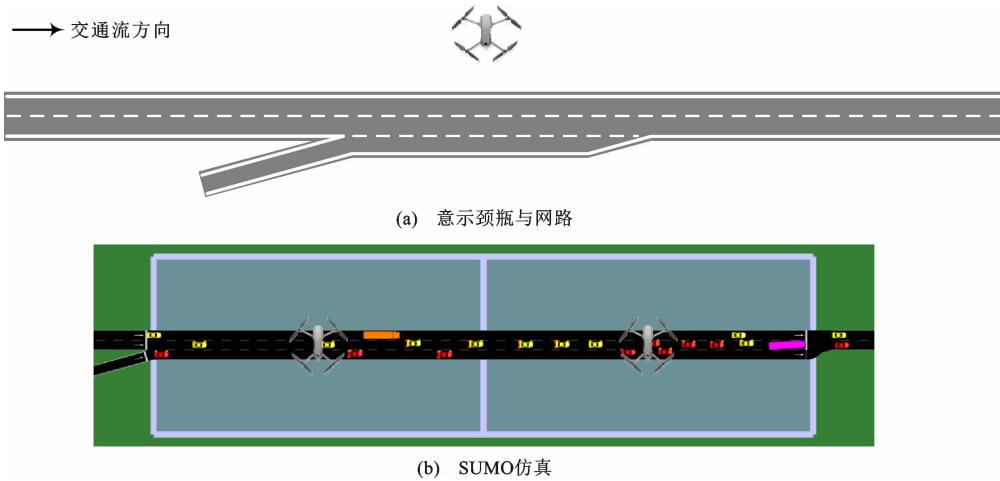


图 2 路网与瓶颈示意以及 SUMO 仿真关键场景

Fig. 2 Road network and bottleneck diagrams, as well as key scenes from SUMO simulations

交通流量需求配置采用稳定到达强度。主线上,小汽车为 1 200  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ,慢速小汽车为 800  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ,货车为 200  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ,慢速货车为 100  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ;匝道上,小汽车为 300  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ,慢速小汽车为 300  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ,货车为 40  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ ,慢速货车为 20  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ 。合计到达率为 2 960  $\text{veh} \cdot \text{h}^{-1}$ 。详细的车辆动力学参数如表 1 所示。这些设置在主线下游并道处形成需求与能力的不匹配,易诱发走停波。

表 1 不同类型车辆动力学参数

Table 1 Dynamic parameters of different vehicle types

车辆类型	最大速度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	加速度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )		最小车头时距/s	最小车间距/m	驾驶波动系数	车长/m
		最大值	期望值				
小汽车	33.33	1.40	2.00	1.00	2.00	0.60	4.50
慢速小汽车	25.00	1.00	2.00	1.20	2.00	0.40	4.50
货车	25.00	0.80	1.30	1.70	3.00	0.60	12.00
慢速货车	22.22	0.60	1.30	1.90	3.00	0.40	12.00

4.1.2 对照试验

为明确说明本文所提方法的增益,设置 4 组对照。

B0(仅观测,无控制):多无人机协同观测与数据融合,但不实施吸波。该组用于表征自然演化的走停波与系统效率基线。

B1(传统 V2I 吸波策略,5% 渗透率):在较高 CAV 渗透率下,依据走停波波速与局部阈值触发,

采用固定上游控制距离(根据波速和安全缓冲距离进行计算得到)与固定目标速度的稳速控制(设为自由流速度的 80% 经验值)。不使用到达时间窗、跨视场事件关联(复活并入)以及速度融合模型。

B2(自适应动态控制策略,2% 渗透率):在较低 CAV 渗透率下,CAV 通过自身传感器与路侧设备建立通信,实现感知局部交通环境,采用动态、自适应的速度调节算法来缓解走停波。同样不使用到达时间窗、跨视场事件关联(复活并入)以及速度融合模型。

B3(本文方法,无人机与 CAV 协同吸波策略,2% 渗透率):在较低 CAV 渗透率下,由无人机完成走停波识别与到达时间窗预测,在可用 CAV 集合中选车实施稳速吸波;采用速度回归与两相 LWR 融合进行演化预测,支持跨视场事件跟踪与复活并入,并以速率限幅与两步滞回保证安全与可行;识别、预测、控制的判据保持一致。

4.1.3 公共设置与超参数

本研究的公共设置与超参数遵循可观测、可识别、可控制、可评估的一体化链路设计:其一,感知侧以多无人机视域覆盖为约束,确定仿真步长与轨迹更新步长,从而保证速度、密度、流量估计的时间连续性;其二,识别侧依据交通流基本图和冲击波理论设置触发阈值与持续时长,确保走停波在统计意义上成立;其三,控制侧以波上游的稠密与稀疏两相对比为依据,确定控制位置与速度目标的计算式;其四,评估侧以参考波构建、匹配与显著性检验为主

线,给出触发条件与窗口长度。本文中超参数的设置主要遵循 3 个原则,即①物理常识与交通流理论,②工程实践经验,③基于仿真的多轮调式与优化。详细的超参数设置与说明见表 2。

表 2 超参数设置

Table 2 Hyperparameter settings

参数	取值	说明	测试范围	设置依据
$\Delta t/s$	0.2	仿真步长	0.05,0.10,0.20,0.50,1.00	对应 5 Hz 的更新频率,是微观交通仿真中平衡计算效率与捕捉车辆动态细节的设置
$M$	2	无人机数量	1,2,3	根据仿真路段长度(230 m 加速车道+前后缓冲区)和单机典型视场,2 架无人机可实现对关键区域的全覆盖
$T_{gap}/s$	2.5	允许的跨视场到达时间差上界	1.0,1.5,2.0,2.5,3.0	根据自由流车速与无人机视场重叠区的长度估算。允许 2.5 s 的误差,可应对波速的轻微波动,保证同一波在跨越视场时的连续追踪
$S_{thr}$	0.60	拥堵触发阈值	0.50,0.52,0.54,0.56,0.58,0.60	通过对无控制仿真场景下拥堵严重度的大量观测与统计分析,选定该值以灵敏地捕捉真实的拥堵波,同时滤除日常的轻微速度波动
$S_{rel}$	0.52	拥堵释放阈值	0.50,0.52,0.54,0.56,0.58,0.60	设置 $S_{rel} < S_{thr}$ 形成滞回比较,其核心目的是防止因拥堵严重度 $S$ 在阈值附近小幅震荡而导致拥堵状态的误判和频繁切换,增强判别的鲁棒性
$T_{on}/s$	4	触发持续时间	1,2,3,4,5	要求拥堵状态必须持续一定时间才被确认。4 s 约为 2~3 辆车以较慢速度通过一个观察点所需的时间,用于滤除瞬时的、非持续性的交通扰动
$T_{off}/s$	4	释放持续时间	1,2,3,4,5	同理,要求拥堵缓解状态持续一定时间才确认波的结束,避免过早解除警报
$T_{blk}/s$	2	空窗时间阈值	1,2,3,4,5	允许在持续拥堵中存在短暂的数据缺失,2 s 的设定提供了必要的容错空间,保证识别的连续性
$N_{min}$	7	最小样本阈值	4,5,6,7,8	统计学上的小样本要求,确保计算得到的宏观量(如平均速度、密度)具有一定的统计代表性
$\phi_{min}$	0.4	慢车占比下限	0.1,0.2,0.3,0.4,0.5	仅当区域内有超过 40% 的车辆为“慢车”时才考虑触发,确保拥堵是群体性行为而非个别慢车导致
$g$	0.6	慢车阈值系数	0.60,0.62,0.64,0.66,0.68,0.70	在交通流理论中,当车速降至自由流速度的 60%~70% 以下时,通常认为交通进入了拥挤或不稳定状态。0.6 是一个具有明确物理意义的常用分界点
$T_{cool}/s$	10	视场冷却时间	8,9,10,11,12	其时长大于一条典型走停波穿过无人机视场边界所需的时间,确保同一条波进入新视场时不会被错误地识别为一条新波

4.2 走停波识别结果分析

为了清晰直观地展示走停波识别(B0)的效果,设置仿真总时长 1 000 s,对图 3(全车辆时空图)与表 3(走停波识别结果)进行一致性验证。图 3 给出了 1 000 s 内全体车辆的时空轨迹(颜色代表速度,红代表低速,蓝代表高速)。可见 400~600 m 区域反复出现左上倾斜的红色条带,清晰表征了拥堵前缘以负速度向上游传播的走停波形态;条带的厚度与色阶随时间呈周期性增强和减弱,对应波前后速度落差的起伏,并与合流并道处的容量扰动相呼应。图 3 基于原始轨迹按统一色标渲染,避免了口径差异带来的可视化偏差,因此可作为识别结果的客观参照。

表 3 为同一时段内由多无人机视场融合识别得到的逐波统计。13 条样本中,波的传播速度均为负,与图 1 斜带的上游倾斜方向一致。持续时间覆

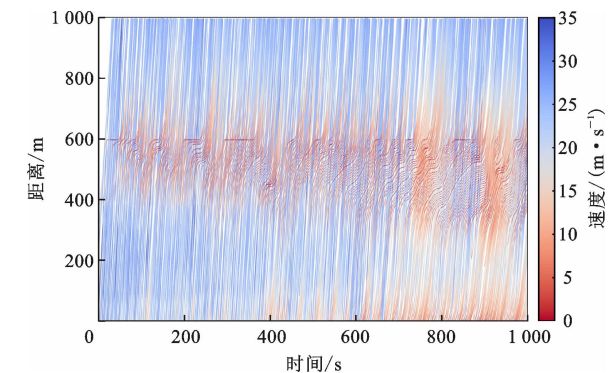


图 3 时空轨迹

Fig. 3 Space-time trajectory

盖 16~183 s,表明波形既包含短促扰动也包含较长的演化过程。各波的车速中位数范围在 1~3 m·s<sup>-1</sup>,同时拥堵严重度  $S$  的中位数集中在 0.56~0.67,二者共同刻画了走停波显著的速度亏损与密度增量。

表3 走停波识别结果

Table 3 Identification results for the congestion waves

识别波 ID	开始时间/s	持续时间/s	波速/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	车速中位数/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	拥堵严重度 S 的中位数
1	63.4	39.6	-9.82	3.21	0.67
2	133.8	35.8	-9.71	3.44	0.58
3	217.4	35.6	-8.79	1.16	0.65
4	351.2	42.4	-3.96	2.64	0.58
5	375.6	42.0	-7.04	2.74	0.65
6	450.6	182.8	-5.37	2.77	0.60
7	541.0	61.8	-4.58	2.15	0.58
8	655.4	136.2	-4.17	1.18	0.60
9	675.8	139.0	-6.50	2.45	0.60
10	833.6	65.6	-4.57	1.65	0.60
11	856.8	54.2	-4.53	1.82	0.62
12	933.2	16.2	-5.61	2.46	0.56
13	943.4	57.4	-5.40	1.47	0.58

值得注意的是,表3中的起始时刻与图3上新生红色条带的出现时间一一对应,说明识别、可视化与物理机理在方向、时序与量级上高度一致,为后续吸波控制的触发与评估提供了可信的时空基线。

#### 4.3 走停波吸波控制结果分析

首先,在一致的道路设计与交通需求下,表4展示了4种方案的效率指标对比结果。其中,对比基线方案B0,吸波控制在3种强度(B1、B2、B3)下均表现出降速稳态、少停低耗的综合效果。平均通行时间由65.78 s降至64.80 s(B1,下降1.5%)、64.53 s(B2,下降1.9%)和63.71 s(B3,下降3.1%)。平均等待时间由0.684 s降至0.677 s(B1,下降1.0%)、0.673 s(B2,下降1.6%)和0.670 s(B3,下降2.0%)。能耗与排放随之改善,百公里油耗由11.78 L降至11.60 L(B1,下降1.5%)、11.53 L(B2,下降2.1%)和11.37 L(B3,下降3.5%)。单位里程CO<sub>2</sub>强度基本持平但略有下降(约0.1%)。与此同时,受以稳抑波的调控机理影响,空间平均速度较基线略降(由14.39  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$

分别降至13.96、14.04、14.16  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ ),算术平均速度基本不变(B3小幅上升0.5%)。与此同时,本研究观察到平均时间损失(按SUMO定义,即低于理想限速的累计时长)有小幅上升。这揭示了吸波控制策略的核心机理,一种典型的全局最优与局部次优的权衡。具体而言,该策略通过对少数被选中的CAV施加温和的、预防性的减速(牺牲了这些车辆的局部瞬时最优速度),主动吸收上游的交通波动。这样做的代价是这些头车的时间损失略有增加,但其换来的收益是整个交通流系统稳定性的显著提升。避免了后续大规模车队陷入剧烈的加速与减速的循环,乃至完全停滞。最终,通过抑制走停波的形成与传播,系统在宏观层面获得了通行效率和能耗的全局净收益,这一点从平均通行时间的缩短和油耗的降低得到了验证。在工程应用中应在效率、能耗、速度三者间权衡选择控制强度,其中B3方案在本场景下体现出更优的综合效益。

其次,结合图4所示的波级指标对比,可以观察到,与基线方案B0相比,吸波控制在多数波次上均

表4 效率指标

Table 4 Efficiency indexes

对照方案	平均通行时间/s	平均时间损失/s	平均等待时间/s	空间平均速度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	算术平均速度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	平均CO <sub>2</sub> 强度/ ( $\text{g} \cdot \text{km}^{-1}$ )	平均百公里 油耗/L
B0	65.78	29.18	0.684	14.39	16.85	277.26	11.78
B1(变化率)	64.80(-1.5%)	31.00(+6.2%)	0.677(-1.0%)	13.96(-3.0%)	16.82(-0.2%)	276.98(-0.1%)	11.60(-1.5%)
B2(变化率)	64.53(-1.9%)	31.12(+6.6%)	0.673(-1.6%)	14.04(-2.4%)	16.88(+0.2%)	276.90(-0.1%)	11.53(-2.1%)
B3(变化率)	63.71(-3.1%)	30.73(+5.3%)	0.670(-2.0%)	14.16(-1.6%)	16.94(+0.5%)	276.89(-0.1%)	11.37(-3.5%)

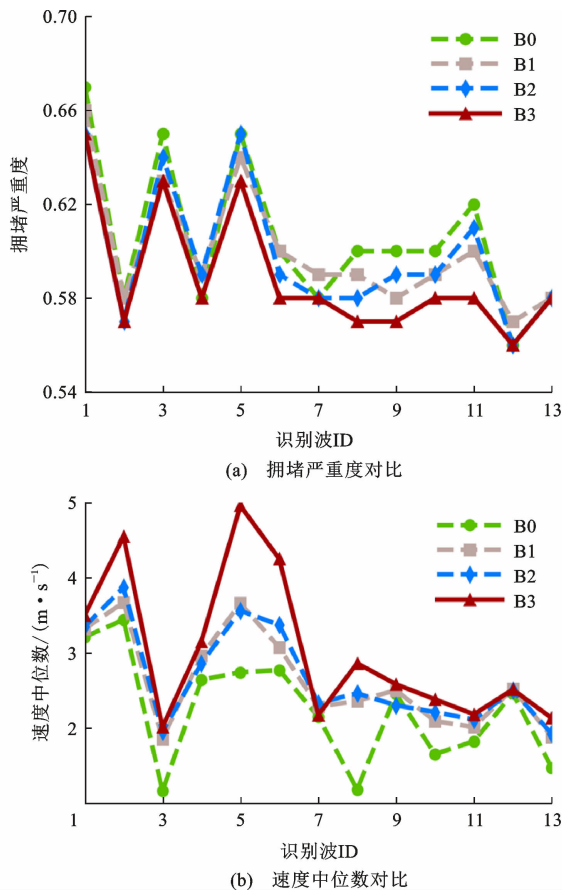


图 4 四种方案波级指标对比(拥堵严重度与速度中位数)  
Fig. 4 Comparison of four scheme wave level indicators  
(congestion severity and median speed)

实现了拥堵严重度  $S$  下降、速度中位数上升的同步改进,且本文所提方案 B3 的抑波效果最为稳定与显著。具体表现为,B3 拥堵严重度曲线整体位于 B0、B1 和 B2 之下( $S$  更低)并伴随更高的速度中位数,说明控制策略有效削弱了波峰与波谷振幅,压缩了低速持续时间,降低了走停波的严重度与扩散强度。同时,B3 的跨波次波动幅度更小,体现为离散度降低与稳态提升。B1 和 B2 在多数波次上呈现同向改善,但幅度略低于 B3。个别波次受随机需求与微观跟驰扰动影响,4 种方案差异不显著,但不影响总体趋势判读。总体而言,吸波控制通过削弱极端高低速片段与速度起伏,使波级拥堵强度下降并将

速度分布向较高、较稳的区间收敛。与表征整体效率与能耗的宏观指标相印证,B3 在本试验场景下体现出更优的综合抑波效益。

从车辆类型维度(表 5)看,吸波控制的效益呈现显著异质性。对主流车型,B3(强化控制)带来稳定而明确的改进。小汽车的平均通行时间 60.91 s(相对 B0:65.09 s)显著缩短,时间损失与等待时间分别由 32.56→29.32 s、0.66→0.53 s 同步下降,空间平均速度提升至 15.16  $m \cdot s^{-1}$ ;货车亦表现出同向改善(通行时间 72.11→68.92 s,时间损失 33.40→30.38 s,等待时间 0.67→0.58 s,平均速度提高至 13.73  $m \cdot s^{-1}$ )。相反,慢速小汽车与慢速货车在 B3 下的通行时间、时间损失与等待时间均有一定上升(如慢速货车 70.99→72.38 s、28.16→29.40 s、0.65→0.88 s),空间平均速度略降(13.23→13.02  $m \cdot s^{-1}$ )。这表明吸波策略通过削弱速差、稳定车头时距,对具备正常动力与可跟驰能力的车辆能有效抑波提效。而对本已处于低速、受限车道或动力受限的车辆群体,过强的稳速约束可能延长其低速滞留阶段。工程上建议实施车型与工况分层控制,对小汽车与货车采用 B3 强度,对慢速车辆降低控制增益或设置最小速度以及更宽恢复阈值,并结合车道差异化策略。总体结论是 B3 方案在主流车型上实现缩时、减等、提速的净收益,但需通过差异化参数以抑制慢速群体的潜在负效应。

#### 4.4 敏感性分析

为检验本文所提协同框架对 UAV 部署策略的鲁棒性,本节对 UAV 的数量、飞行高度及观测覆盖完整性进行敏感性分析。采用 3 种典型的部署策略场景进行对比(图 5),并在与前文一致的交通需求与扰动下进行仿真评估。

场景 1(本文方案):采用 2 架 UAV,飞行高度为 80 m,实现对关键路段的完整、无缝覆盖。这是本文进行主要分析时采用的基准方案。

场景 2(高冗余方案):增加至 3 架 UAV,并适当升高飞行高度至 90m。该方案不仅实现了完整

表 5 分车型效率指标

Table 5 Vehicle type efficiency indexes

车型	平均通行时间/s	平均时间损失/s	平均等待时间/s	空间平均速度/( $m \cdot s^{-1}$ )
小汽车	B0: 65.09 / <b>B3: 60.91</b>	B0: 32.56 / <b>B3: 29.32</b>	B0: 0.66 / <b>B3: 0.53</b>	B0: 14.59 / <b>B3: 15.16</b>
慢速小汽车	<b>B0: 64.73</b> / B3: 65.60	<b>B0: 27.91</b> / B3: 28.69	<b>B0: 0.68</b> / B3: 0.89	<b>B0: 13.93</b> / B3: 13.73
货车	B0: 72.11 / <b>B3: 68.92</b>	B0: 33.40 / <b>B3: 30.38</b>	B0: 0.67 / <b>B3: 0.58</b>	B0: 13.18 / <b>B3: 13.73</b>
慢速货车	<b>B0: 70.99</b> / B3: 72.38	<b>B0: 28.16</b> / B3: 29.40	<b>B0: 0.65</b> / B3: 0.88	<b>B0: 13.23</b> / B3: 13.02

注:粗体数值表示对应指标下的更优结果。

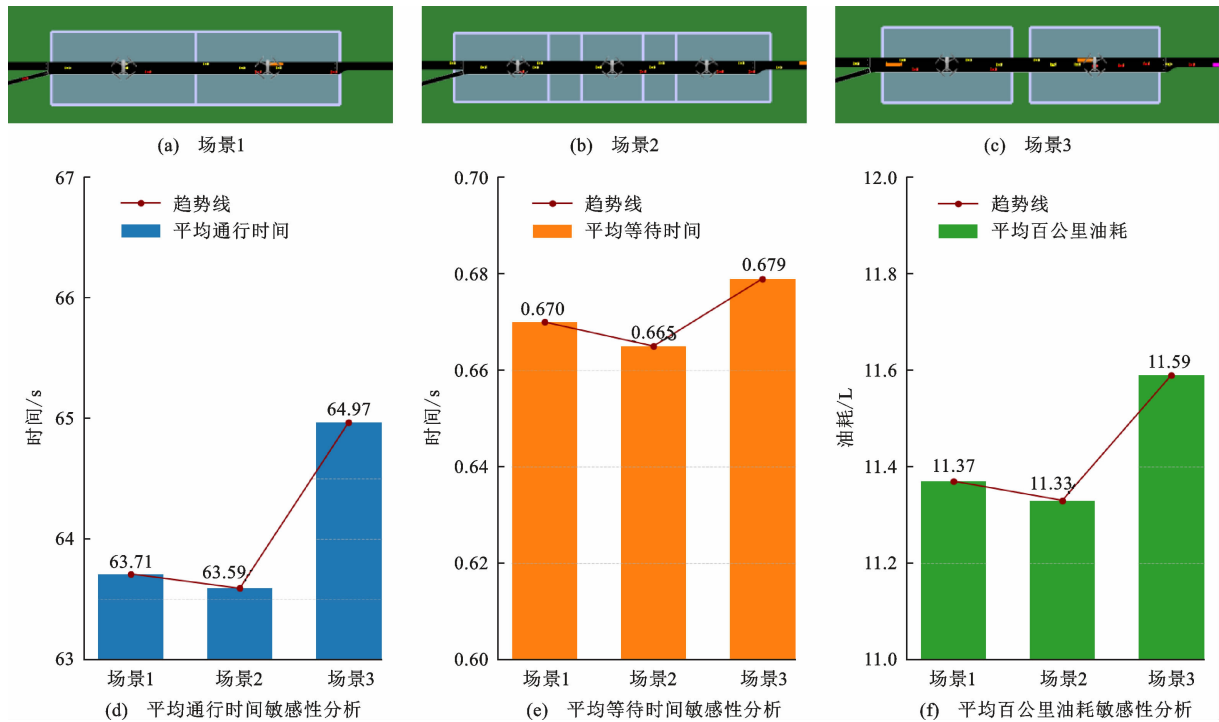


图5 不同 UAV 部署策略场景及相应的敏感性分析结果

Fig. 5 Different UAV deployment strategy scenarios and the sensitivity analysis results

覆盖,还在视场交界处提供了更高的观测冗余度和更长的交接时间。

场景3(缺失覆盖方案):仍采用2架无人机,但降低其飞行高度至70 m。该方案导致单机视场变小,从而在2架无人机的观测范围之间形成了观测盲区,破坏了覆盖的连续性。

如图5所示,3种场景下的宏观交通效益指标呈现出明显差异。在平均通行时间方面,场景2表现最佳(63.59 s),相较于场景1(63.71 s)有0.19%的微弱提升。然而,场景3的平均通行时间不降反增,增加至64.97 s,比场景一高出近2.0%。平均等待时间和平均百公里油耗也呈现出完全一致的趋势:场景2(0.665 s, 11.33 L)相比场景1(0.670 s, 11.37 L)有微小改善,而场景3(0.679 s, 11.59 L)的各项指标则明显变差。因此,可以认为,增加过多资源投入后收益将递减。从场景1到场景2,虽然增加了50%的无人机数量,但系统性能的提升幅度非常有限(小于0.5%)。这表明,在已实现完整覆盖的前提下,本文提出的2机协同方案已经能够充分捕捉走停波的关键动态信息,其性能已接近该交通需求下的优化上限。继续增加无人机数量所带来的边际效益很低,说明本文采用的2机部署方案具有较高的成本效益。场景3的性能全面、显著下降,其根本原因在于观测盲区的存在。当走停波传播至

盲区时,系统的追踪会中断,导致以下一系列连锁问题:①无法获得走停波的全生命周期轨迹,使得基于长时程回归的波速估计精度严重下降;②不准确的波速估计直接导致预测的到达时间窗不确定性增大(时间窗变宽或位置偏移);③模糊的到达时间窗使得控制器难以在最优时机选择最优车辆进行干预,导致控制指令的精准性降低。最终,这种从感知到预测再到控制的全链路误差累积,使得吸波效果被严重削弱,宏观效益甚至接近无控制状态。

## 5 结语

(1)本文面向低空与地面一体化,采用多无人机协同感知。在统一道路坐标下估计视场级密度、速度、流量,构建协同感知、走停波全生命周期识别、事件化表征、到达时间窗预测、吸波控制的方法。识别侧通过走停波的分位前沿与质量、跳变保护稳定波前与中心线,再将历史回归、窗口回归与两相LWR速度进行融合,输出传播方向、传播速度与到达时间窗。控制侧遵循上游发生量不超过下游通行能力的原则,联动确定触发时刻、上游控制距离与目标速度,并以速率限幅与两步滞回保证可行与安全。全链路以到达时间窗统一识别输出与控制输入,从机制上减少时延与策略漂移,形成可观测、可识别、可控制、可评估的一致闭环,并在SUMO平台完成验证。

(2)在一致道路设计与需求配置下,本文方法在不改造路侧基础设施的前提下,实现了平均通行时间约下降3.1%(65.78→63.7 s)与百公里油耗约下降3.5%(11.78→11.37 L)的净收益。宏观效率与能耗的改善与波级层面的拥堵严重度 $S$ 下降、速度中位数上升的同步证据相互印证。工程上,这意味着只需以多无人机形成高视角、弱侵扰的可观测面,并对少量车辆实施柔性限速与稳速干预,即可温和地收住走停波,在高速公路走停波管理中以较低成本获得稳定的效率能耗改进,且便于与既有的可变限速控制、匝道计量等策略协同。

(3)本文研究的不足在于:①识别时延与参数敏感性方面,时延与采样步长、平滑时间常数及门槛设置耦合,弱起伏或小幅阶跃时更易保守触发;②控制域可达性与执行约束方面,上游空隙、车辆动力学与通信和执行延迟共同压缩了CAV的触发与速度的可行域,过强稳速会带来一定时间损失代价;③车型异质性方面,慢速小汽车与慢速货车在本文所提方法下出现通行时间、时间损失与等待时间的上升,提示一刀切增益不合适,需要分车型、车道、工况做差异化参数;④感知与通信的理想化假设方面,本研究暂未对无人机的观测误差(如定位与速度测量的噪声)和通信时延进行显式建模,这可能使得仿真结果相对乐观。然而,需要指出的是,本框架在设计上已内含一定的抗扰动能力,例如指数平滑与到达时间窗的设计。

(4)下一步的研究应当从仿真走向实证,按仿真到路测逐步推进,基于到达时间窗与触发吸波的统一接口开展参数标定与场景迁移评估。识别与控制联合设计,围绕事件化识别与指令生成的共同不确定性,发展分位稳健估计与自适应门槛或速率限幅的协同整定,抑制二次扰动。多无人机编队与调度将围绕覆盖、时延、能耗的多目标优化路径与任务分配,并对接友好的低空管理接口。

#### 参考文献:

#### References:

[1] 罗丹,黄晓琴,冷费贤,等.数字孪生在交通基础设施智能建造中的应用与挑战[J].交通运输工程学报,2025,25(3):33-64.  
LUO Dan, HUANG Xiao-qin, LENG Fei-xian, et al. Applications and challenges of digital twin in intelligent construction of transportation infrastructure[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2025, 25(3): 33-64.

[2] 李诚龙,屈文秋,李彦冬,等.面向eVTOL航空器的城市空中

运输管理综述[J].交通运输工程学报,2020,20(4):35-54.

LI Cheng-long, QU Wen-qiu, LI Yan-dong, et al. Overview of traffic management of urban air mobility (UAM) with eVTOL aircraft[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(4): 35-54.

[3] LIU C, ZHENG F F, LIU H X, et al. Optimizing mixed traffic flow: Longitudinal control of connected and automated vehicles to mitigate traffic oscillations[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(3): 3482-3498.

[4] 马小龙,余强,刘建蓓,等.基于无人机视频拍摄的高速公路小型车换道行为特性[J].中国公路学报,2020,33(6):95-105.

MA Xiao-long, YU Qiang, LIU Jian-bei, et al. Analysis of lane change behavior of passenger cars on the freeway using UAVs[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(6): 95-105.

[5] 唐进君,付强,王骋程,等.高速公路可变限速控制策略多目标优化[J].交通运输系统工程与信息,2023,23(2):252-261.  
TANG Jin-jun, FU Qiang, WANG Cheng-cheng, et al. Multi-objective optimization of variable speed limit control strategy on expressway [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2023, 23(2): 252-261.

[6] 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.

[7] FAUCHET E, BHATTACHARYA K, LAHAROTTE P A, et al. A Lagrangian approach for variable speed limit implementation in C-ITS framework[J]. Transportmetrica A: Transport Science, 2024: 2347604.

[8] ZHENG Y, ZHANG G Q, LI Y, et al. Optimal jam-absorption driving strategy for mitigating rear-end collision risks with oscillations on freeway straight segments [J]. Accident Analysis & Prevention, 2020, 135: 105367.

[9] WANG S C, LI Z B, CAO Z H, et al. Jam-absorption driving strategy for improving safety near oscillations in a connected vehicle environment considering consequential jams[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2022, 14(2): 41-52.

[10] 王顺超,李志斌,吴瑶,等.面向瓶颈多簇运动波消除的拥堵吸收智能驾驶模型[J].中国公路学报,2022,35(1):137-150.  
WANG Shun-chao, LI Zhi-bin, WU Yao, et al. An intelligent jam-absorbing driving strategy for eliminating multiple traffic oscillations at bottlenecks[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 137-150.

- [11] LI S Y, YANAGISAWA D, NISHINARI K. A jam-absorption driving system for reducing multiple moving jams by estimating moving jam propagation [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2024, 158: 104394.
- [12] 杨 澜, 赵祥模, 吴国垣, 等. 智能网联汽车协同生态驾驶策略综述[J]. *交通运输工程学报*, 2020, 20(5): 58-72.  
YANG Lan, ZHAO Xiang-mo, WU Guo-yuan, et al. Review on connected and automated vehicles based cooperative eco-driving strategies[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2020, 20(5): 58-72.
- [13] 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.
- [14] HAN Y, YU H, LI Z B, et al. An optimal control-based vehicle speed guidance strategy to improve traffic safety and efficiency against freeway jam waves[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2021, 163: 106429.
- [15] 郭延永, 刘 佩, 袁 泉, 等. 网联自动驾驶车辆道路交通安全研究综述[J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(5): 19-38.  
GUO Yan-yong, LIU Pei, YUAN Quan, et al. Review on research of road traffic safety of connected and automated vehicles [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(5): 19-38.
- [16] GLOUDEMANS D, WANG Y B, JI J Y, et al. I-24 MOTION: An instrument for freeway traffic science[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 155: 104311.
- [17] LICHTLÉ N, JANG K, SHAH A, et al. Traffic smoothing controllers for autonomous vehicles using deep reinforcement learning and real-world trajectory data[C]//IEEE. 2023 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). New York: IEEE, 2024: 4346-4351.
- [18] HEGYI A, DE SCHUTTER B, HELLENDORF J. Optimal coordination of variable speed limits to suppress shock waves [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005, 6(1): 102-112.
- [19] SHEN J, ZHAO J D, YU Z X, et al. The elimination and absorption mechanism of oscillatory motion wave based on jam-absorption driving for mixed traffic flow in intelligent connected environment[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2025, 664: 130485.
- [20] KRAJEWSKI R, BOCK J, KLOEKER L, et al. The highD dataset: A drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on German highways for validation of highly automated driving systems[C]//IEEE. 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). New York: IEEE, 2018: 2118-2125.
- [21] DAHIYA G, ASAKURA Y, NAKANISHI W. A study of speed-density functional relations for varying spatiotemporal resolution using Zen Traffic Data [C]//IEEE. 2020 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). New York: IEEE, 2020: 1-8.
- [22] 惠记庄, 张泽宇, 叶 敏, 等. 公路建养装备数字孪生技术综述[J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(4): 23-44.  
HUI Ji-zhuang, ZHANG Ze-yu, YE Min, et al. Review on digital twin technology for highway construction and maintenance equipment[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(4): 23-44.
- [23] 杨逍遥, 梁国华, 陈亦新, 等. 考虑右转车干扰的信号交叉口直行车辆轨迹预测[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2024, 56(7): 74-84, 93.  
YANG Xiao-yao, LIANG Guo-hua, CHEN Yi-xin, et al. Trajectory prediction of straight vehicles at signalized intersections considering interference from right-turning vehicles[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2024, 56(7): 74-84, 93.
- [24] 马庆禄, 王欣宇, 张 书, 等. 智能网联环境下近邻匝道交通耦合自组织方法[J]. *交通运输工程学报*, 2024, 24(2): 207-220.  
MA Qing-lu, WANG Xin-yu, ZHANG Shu, et al. Self-organizing method for traffic coupling between adjacent ramps in intelligent and connected environments [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2024, 24(2): 207-220.
- [25] 王正武, 潘军良, 陈 涛, 等. 单向三车道高速公路合流区智能网联车辆协同汇入控制[J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(6): 270-282.  
WANG Zheng-wu, PAN Jun-liang, CHEN Tao, et al. Cooperative merging control of connected and automated vehicles in merging area for one-way three-lane freeway[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(6): 270-282.
- [26] ZHU P F, WEN L Y, DU D W, et al. Detection and tracking meet drones challenge [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(11): 7380-7399.
- [27] LEE E H, LEE E. Congestion boundary approach for phase transitions in traffic flow[J]. *Transportmetrica B: Transport Dynamics*, 2024, 12(1): 2379377.