DOI:10.11918/202505006

单向双车道高速公路人机混驾环境下事故路段交通流特性

赵 阳[1],张正晴[2],康 宇[3],王建军[1]

(1.长安大学 运输工程学院,西安 710064;2.潍柴动力股份有限公司 电控研究院,山东 潍坊 216061;
3.长安大学 汽车学院,西安 710064)

摘 要:伴随智能网联技术发展,未来将不可避免地形成自动驾驶车辆(connected automated vehicle,CAV)和人工驾驶车辆(hand driving vehicle,HDV)共存的人机混驾交通流。混合交通流的出现,将改变传统交通流已有规律,明确道路交通事故下混合交通流特性,研究高速公路事故路段通行能力变化,可为未来人机混驾环境下交通预警和管理提供理论依据。为研究人机混驾环境下高速公路事故发生后交通流、事故持续时间及预警长度与CAV渗透率的互动规律,本文首先对高速公路事故路段换道区域进行划分,建立事故影响下的人机混驾交通流元胞自动机模型,对比分析单向双车道高速公路事故发生前后平均车流量和平均车速,研究事故路段交通流通行能力变化,并采用MATLAB软件对人机混驾环境下高速公路事故路段交通流进行仿真。结果表明:事故发生后,当CAV渗透率为0时,通行能力相较于事故发生前下降约11.5%;当CAV渗透率为0.6时,其平均饱和流量稳定在1 520 veh/h附近,通行能力下降约7.9%,但相比于事故影响下CAV渗透率为0时提高约40.7%;而当CAV渗透率为1时,由于自动驾驶车队的形成,其平均饱和流量依旧能达到较高水平。其次,基于事故影响下的人机混驾交通流元胞自动机模型,对不同事故持续时间、不同事故预警长度和不同CAV渗透率下的道路通行能力进行分析。最后,随着事故持续时间增加,事故对交通流变化的影响更为显著,需要更长时间缓解交通拥堵,平均交通流量不会随事故预警长度增加而持续上升;相反,事故预警长度过长会导致平均流量上升幅度略有下降;同时,随着CAV渗透率增加,尤其是从较低渗透率到较高渗透率,交通流通行能力显著提高。研究表明,CAV在提高交通系统抗事故能力和通行效率方面具有潜在优势,研究结果在缓解交通拥堵,减少交通事故影响,加速交通流恢复及提高道路通行效率方面提供理论依据,具有一定实际工程应用效益和价值。

关键词:人机混驾;交通流特性;元胞自动机;事故路段;预警换道
中图分类号:U491.31 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2026)07-0023-19

Traffic flow characteristics of the expressway accident section under the combination of manual and automatic driving vehicles

Zhao Yang[1], Zhang Zhengqing[2], Kang Yu[3], Wang Jianjun[1]

(1. College of Transportation Engineering, Chang′an University, Xi′an 710064, China;
2. Institute of Electronics and Control Technology, Weichai Power Co., Ltd., Weifang 216061, Shandong, China;
3. School of Automobileg, Chang′an University, Xi′an 710064, China)

Abstract: With the development of intelligent networking technologies, it will be inevitable to form a mixed traffic flow of Connected Automated Vehicles (CAV) and Hand-driven Vehicles (HDV) in the future. The emergence of mixed traffic flow will alter the established laws of traditional traffic flow. Clarifying the characteristics of mixed traffic flow in road traffic accidents and studying the changes in traffic capacity on expressway accident sections can provide a theoretical basis for traffic early warning and management in future human-machine mixed driving environments. To investigate the interactive laws among traffic flow, accident duration, early warning length, and CAV penetration rate after expressway accidents in a human-machine mixed driving environment, this paper first divides the lane-changing area of expressway accident sections, establishes a cellular automaton model for human-machine mixed traffic flow under accident impacts, and compares and analyzes the average traffic flow and speed on a one-way two-lane expressway before and after accidents to study the changes in traffic capacity on accident sections. Simulations of traffic flow on expressway accident sections in a human-machine mixed driving environment

收稿日期:2025-05-06;**录用日期**:2025-06-28;**网络首发日期**:2025-07-28
网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20250728.1443.002
基金项目:国家重点研发计划(2020YFB1600400);河南省交通运输科研项目(2019G-2-11)
作者简介:赵 阳(1990—),男,博士研究生;王建军(1970—),男,教授,博士生导师
通信作者:王建军,wjjun16@163.com

using MATLAB show that: After an accident, when the CAV penetration rate is 0, the traffic capacity decreases by approximately 11.5% compared to before the accident. When the CAV penetration rate is 0.6, the average saturated flow stabilizes at around 1 520 veh/h, with a traffic capacity decrease of approximately 7.9%, but this is approximately 40.7% higher than when the CAV penetration rate is 0 under accident impacts. When the CAV penetration rate is 1, due to the formation of automated driving platoons, the average saturated flow can still reach a high level. Subsequently, based on the cellular automaton model of human-machine mixed traffic flow under accident impacts, the traffic capacity under different accident durations, early warning lengths, and CAV penetration rates is analyzed. The results show that: as accident duration increases, the impact of accidents on traffic flow becomes more significant, requiring longer time to alleviate traffic congestion. The average traffic flow does not continue to rise with increasing accident early warning length; instead, an excessively long early warning length leads to a slight decrease in the increase range of average flow. With the increase in CAV penetration rate, especially from low to high penetration rates, traffic capacity significantly improves. The study demonstrates that CAV has potential advantages in enhancing the accident resistance and traffic efficiency of transportation systems. The research findings provide a theoretical basis for alleviating traffic congestion, reducing the impact of traffic accidents, accelerating traffic flow recovery, and improving road traffic efficiency, with certain practical engineering application benefits and value.

Keywords: man-machine hybrid driving; traffic characteristic; cellular automata; accident section; early warning lane change

截至 2024 年底,具有自动驾驶功能(L3 及以上级别)的车辆(CAV)在中国市场的占有率已达到 15%,预计到 2030 年将增长至 40%。随着智能网联技术的快速发展和政策支持的加强,CAV 在提升道路安全、缓解交通拥堵及优化能源效率方面的潜力日益凸显。据《2024 全球自动驾驶技术发展报告》显示,中国市场的 CAV 渗透率增速位居全球前列,较 2023 年同比增长 22%[1]。由于机动车保有量的不断增多,导致交通事故、交通拥堵、交通流情况更为复杂等问题日益严重。相比于普通道路,高速公路具有高速行驶和环境封闭的特点,会严重影响车辆的正常通行。若未能迅速采取有效的管理与控制措施,不但会导致交通堵塞问题,而且会造成交通拥堵由此向着道路上游蔓延,还可能增加二次事故发生的风险,从而带来更加严重的后果[2-3]。

随着智能网联技术的发展,自动驾驶汽车因其显著的优势特点而备受关注和青睐。智能网联技术和自动驾驶汽车可以减少因驾驶员的操作不当等问题导致的交通事故[4],可以为残疾人、孕妇以及老年人提供便利[5-7],可以提高道路的利用率以及通行能力[8-10],可以降低车辆的能源消耗[11-12]。现有研究表明,在未来十年,CAV 将成为道路交通运输系统的重要组成部分,不过其占据完全主导地位还有一段路要走[13-14]。在实际应用中,CAV 通过 DSRC 或 C-V2X 通信协议与路侧单元及其他车辆交换信息。事故信息由事故车辆车载系统或路侧监控设备采集,通过边缘计算节点处理后广播给周边 CAV。随着 CAV 渗透率的增加,可以有效减少交通拥堵和尽快恢复交通流。CAV 通过智能网联技术,可以实现与其他车辆和基础路测单元进行通信,提前选择最佳行驶策略并执行换道等操作,以调整车辆的行驶轨迹和速度[15-16]。通过这种方法旨在缓解交通拥堵,减少交通事故影响,加速交通流的恢复,并提高道路通行效率。

人机混驾交通流模型[17-20]的发展集中于在混合交通环境中整合人工驾驶车辆和自动驾驶车辆,特别是车辆跟驰换道行为的决策过程,以及考虑自动驾驶车队形成对混合交通流的影响,这些研究有助于理解和预测混合交通流中的交互行为,为未来的智能交通系统设计提供理论支持。研究分析混入自动驾驶车辆的人机混驾交通流特性,主要分为不同 CAV 渗透率下对通行能力的影响;不同驾驶场景下交通的演化规则以及变化规律;考虑自动驾驶车队协同驾驶等。吕能超等[21]对道路交通安全分析与评价方法进行了系统综述,为混合交通流的安全研究提供了理论支持。Ma 等[22]基于实际轨迹数据,分析了不同 CAV 市场渗透率下混合交通流的稳定性。Azadi 等[23]开发延迟和替代冲突预测模型,以检查基于保留的交叉路口控制策略在灵活的自动化网络中的性能。Barman 等[24]旨在使用结构方程建模和非参数多变量自适应回归样条评估路面和路肩条件、类型和标记、照明和天气条件以及涉及车辆等碰撞因素对具有异质交通流的城市道路碰撞严重程度结果的影响。Shao 等[25]提出了一种基于实时事故风险评估的自动驾驶汽车动态纵控策略。Van Huy 等[26]探讨混合交通流下摩托车驾驶者和汽车驾驶员对危险公交车驾驶行为的交通安全感知。

当前针对人机混驾交通流的研究多聚焦 CAV

渗透率对基础通行能力的影响，但对事故等异常场景的关注不足，未充分考虑 CAV 的主动预警特性；现有元胞自动机模型在混合交通流仿真中缺乏对 CAV 车队协同机制的刻画。特别是在高速公路事故场景下，尚未建立融合预警换道、车队控制与事故持续时间影响的综合分析框架。

针对上述局限，本研究的主要研究内容为：量化 CAV 渗透率对事故路段通行能力的提升效应；通过车路协同实现最优路径规划；不同事故持续时间与预警长度的交互作用对交通流恢复的影响。为此，提出以下研究假设：CAV 渗透率≥60% 时，事故路段通行能力下降幅度可控制在 8% 以内；存在最优预警长度阈值(500 ~ 1 000 m)，可平衡换道效率与邻道干扰；CAV 车队形成能使事故持续时间的影响降低 30% ~40% 。

HDV 驾驶人在高速公路驾驶车辆行驶时，根据多方面调研咨询及相关经验显示，驾驶人会根据多方面考虑(如路程远近、路况熟悉度、导航设备运行状态等因素)决定是否使用地图导航软件。当使用导航软件时，本文研究内容会产生一定程度弱化，而因各种原因未使用导航软件时(会经常发生)，为保证本文研究内容仍具有一定实际工程指导意义，该研究即在主要针对单向双车道高速公路状态下，基于驾驶人在高速公路驾驶车辆行驶时，在未使用导航软件的情况下展开。基于改进的跟驰换道模型，建立事故影响下的人机混驾交通流模型，包括事故影响下跟驰模型、HDV 换道模型、CAV 预警换道模型及自动驾驶车队参与的元胞自动机模型，在单向双车道高速公路事故路段，事故车道临时封闭的场景下引发交通拥堵并向着道路上游蔓延，研究该场景下不同 CAV 渗透率对人机混驾交通流道路通行能力的影响，基于构建的事故影响下人机混驾交通流元胞自动机模型，进一步分析不同事故场景下对道路人机混驾交通流产生的影响，考虑不同事故持续时间、不同事故预警长度及不同 CAV 渗透率下道路通行能力变化趋势，研究高 CAV 渗透率对降低事故或瓶颈对交通流的影响，探讨对交通流的恢复速度，和对相邻车道的影响。

1　人机混驾交通流建模与事故影响分析

1.1　元胞自动机交通流模型

元胞自动机(cellular automata)是一种基于离散化空间和时间的仿真模型[27-28]，可用于模拟人机混驾交通流中车辆的运动。元胞自动机运用其高效、适用性强和多样化的优势，能够为交通流发展研究以及管理控制策略提供重要支持。

1.1.1　单车道 NaSch 模型

在 NaSch 模型中，道路被划分为 7.5 m 的元胞，这个长度对应拥堵路况下车辆长度与车间距之和。NaSch 模型适用于所有车辆，每辆车速度为$[0,v_{\max}]$，其 4 个步骤如下。

1)加速规则。在道路条件允许情况下，未达到最大车速的驾驶员将倾向于提高车速。因此，在下一时刻，车辆的速度为

$$v_n(t+1)=\min\{v_n(t)+1,v_{\max}\} \tag{1}$$

2)减速规则。为避免车头间距过小，驾驶员会适当减速。因此，在下一时刻，车辆的速度和车间距分别为

$$v_n(t+1)=\max\{v_n(t)-1,0\} \tag{2}$$

$$d_n(t)=x_{n+1}(t)-x_n(t)-l_n \tag{3}$$

3)随机慢化。驾驶员容易受到周围车辆和道路环境的干扰，可能会发生不确定的减速。因此，引入随机慢化概率 p_r 使得车辆在下一时刻以一定概率减速，即

$$v_n(t+1)=\max\{v_n(t)-1,0\},\text{rand}(0,1)<p_r \tag{4}$$

4)位置更新。车辆以速度 $v_n(t)$ 向前行驶，因此车辆在下一时刻的位置为

$$x_n(t+1)=x_n(t)+v_n(t+1) \tag{5}$$

式中：$v_n(t)$ 表示车辆 n 在 t 时刻的速度，d_n 表示两车的车间距，l_n 表示车辆 n 的车长，$x_n(t)$ 表示车辆 n 在 t 时刻的位置。

1.1.2　双车道 NaSch 元胞自动机交通流模型

针对单车道 NaSch 模型未充分考虑换道行为，提出了一种基于该模型的双车道元胞自动机交通流模型，并引入了相应的换道规则以解决这一问题。在双车道交通流模型中，仿真过程分为两个阶段：第一阶段根据换道规则进行换道，第二阶段根据单车道元胞自动机模型调整纵向位置和速度。换道之前，通常将前车速度影响后车速度达到期望车速的行为称为换道动机。同时，换道能否执行，需要考虑相邻目标车辆的道路情况，即相邻车道的前车与后车是否有足够的安全距离满足换道，如图 1 所示。

只有在满足了换道的动机和条件时，车辆才会以一定的概率进行换道，具体换道规则如下。

1)产生换道动机：

$$\begin{cases} d_n<\min\{v_n+1,v_{\max}\} \\ d_{n,\text{other}}>d_n \end{cases} \tag{6}$$

2)换道条件：

$$d_{n,\text{back}}>d_{\text{safe}} \tag{7}$$

式中：d_n 表示两车的车间距，$d_{n,\text{other}}$表示为第 n 辆车与相邻车道前车的距离，$d_{n,\text{back}}$表示为第 n 辆车与相邻车道后车的距离，d_{safe}表示两车安全车间距。

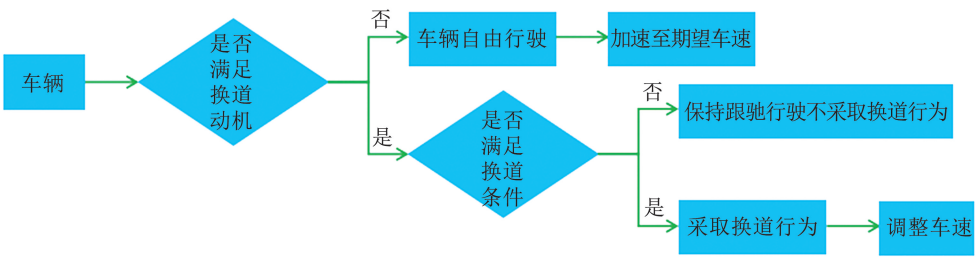


图 1　车辆换道决策流程

Fig. 1　Vehicle lane-changing decision process

1.2　人机混驾交通流车辆跟驰行为

在交通流中,后车受前车速度和位置的影响而做出相应的加速、减速,甚至停车的操作。车辆的跟驰行为是交通流中最基本的驾驶行为,而在人机混驾交通流中,由于 HV 和 CAV 混合行驶,造成车辆间的跟驰情况更为复杂多样,具体可以分为 4 种:HV-HV、CAV-HV、HV-CAV 和 CAV-CAV。4 种跟驰类型分别对应 4 种车头时距,考虑到人工驾驶车辆和自动驾驶车辆在面对交通事故或其他道路突发情况时由于性能差异导致反应时间不同,以及自动驾驶车辆与路侧单元之间能够互联通信,这就造成不同跟驰类型车辆跟驰行驶前后辆车所需的安全距离存在差异,如图 2 所示。

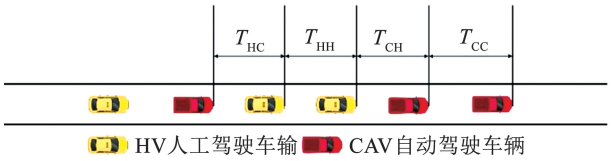


图 2　人机混驾交通流车头时距

Fig. 2　Headway distribution in mixed human-driven and autonomous traffic flow

1.2.1　HV-HV 跟驰行为

HV-HV 跟驰行为包括人工驾驶车辆跟驰任意车辆,如图 3 所示。

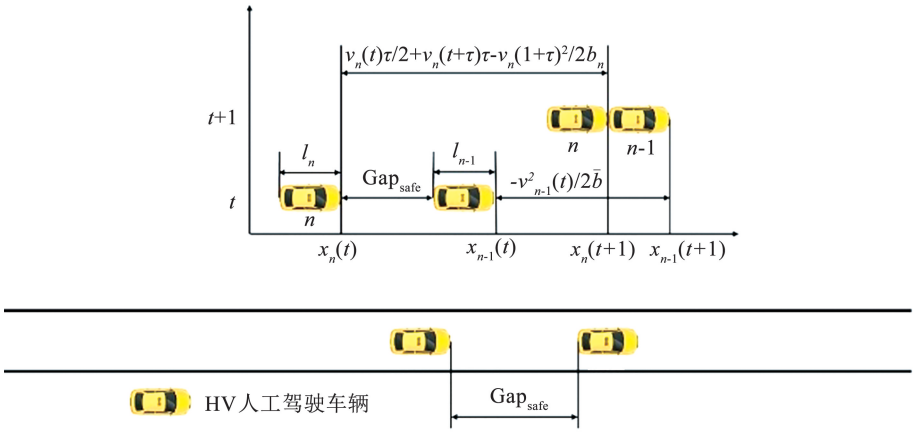


图 3　人工驾驶车辆跟驰行为

Fig. 3　Car-following behavior of human-driven vehicles

HV-HV 跟驰时,驾驶员无法与前方车辆进行直接通信,只能通过被动方式作出反应,为确保行车安全,驾驶员会评估与前车的车距,并保持在一个安全范围内,以应对可能的急刹车情况,确保能够及时制动以维持安全,跟驰遵循 Gipps 安全距离模型,具体见式(8):

$$\begin{cases} v_{\mathrm{safe},n}=b_n\tau+\sqrt{b_n^2\tau^2-b_n\left[2\left(x_{n-1}(t)-l_{n-1}-x_n(t)\right)-v_n(t)\tau-\dfrac{v_{n-1}^2(t)}{\hat{b}}\right]} \\ \mathrm{Gap_{safe}}=\dfrac{v_n(t)\tau}{2}+v_{\mathrm{safe},n}\tau-\dfrac{v_{\mathrm{safe},n}^2}{2b_n}+\dfrac{v_{n-1}^2(t)}{2\hat{b}} \end{cases} \tag{8}$$

式中:$v_{\mathrm{safe},n}$表示车辆保持安全距离的速度,$\mathrm{Gap_{safe}}$表示安全车间距,b_n 表示车辆减速度,τ 表示驾驶员反应时间,l_{n-1}表示前车长度。$\hat{b}$表示前车$(n-1)$紧急制动的减速度。

1.2.2　CAV-HV 跟驰行为

在人机混驾交通流中,CAV 融入交通流,传统驾驶员会受到 CAV 车辆的影响,进而影响其跟驰行为。驾驶员会对 CAV 产生怀疑态度,会尽量避免与 CAV 同车道跟驰行驶,如图 4 所示。

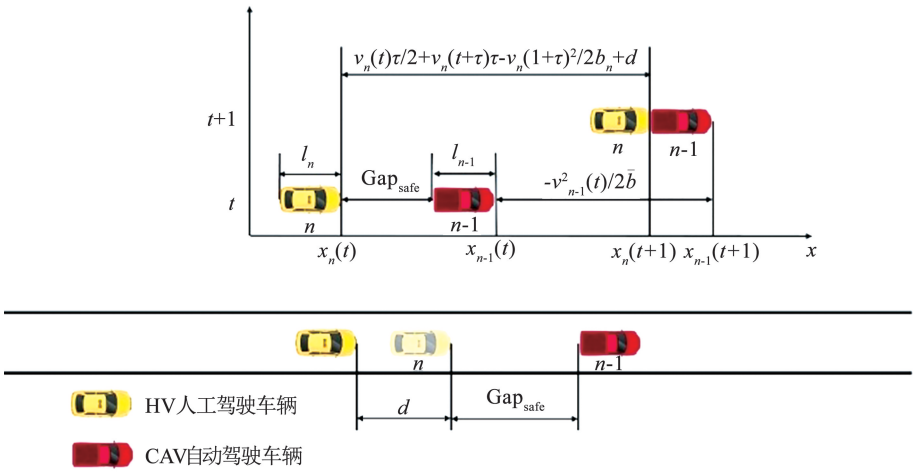


图 4　CAV-HV 跟驰安全距离示意图

Fig. 4　Schematic diagram of the safe following distance between CAVs and HVs

因此，当 HV 跟驰 CAV 行驶时，驾驶员因谨慎心理，会采取比 HV-HV 时更大的安全车间距，这种间距的大小还取决于不同驾驶员对自动驾驶车辆的熟悉程度和信任程度，因此，CAV-HV 的跟驰行为遵循安全距离模型，见式(9)：

$$\begin{cases} v_{\text{safe},n}=b_n\tau+\sqrt{b_n^2\tau^2-b_n\left[2\left(x_{n-1}(t)-l_{n-1}-x_n(t)+d\right)-v_n(t)\tau-\dfrac{v_{n-1}^2(t)}{2\,\hat{b}}\right]} \\ \text{Gap}_{\text{safe}}=\dfrac{v_n(t)\tau}{2}+v_{\text{safe},n}\tau-\dfrac{v_{\text{safe},n}^2}{2b_n}+\dfrac{v_{n-1}^2(t)}{2\,\hat{b}} \end{cases} \tag{9}$$

1.2.3　HV-CAV 跟驰行为

CAV 混入交通流测试阶段，自动驾驶车辆通常将人工驾驶车辆当作移动障碍物，并且会尽量避免跟驰 HV 行驶。然而，在人机混驾交通流中，自动驾驶车辆不可避免地需要跟随人工驾驶车辆行驶，特别是在自动驾驶车辆渗透率较低的情况下，HV-CAV 跟驰场景更加常见。根据 PATH 实验室的 ACC 模型，当 CAV 前车为 HV 时，激活 ACC 模式，具体见式(10)：

$$\begin{cases} a_n(t)=K_1e_n(t)+K_2\Delta v \\ e_n(t)=x_{n+1}(t)-x_n(t)-l-s_0-T_nv_n(t) \end{cases} \tag{10}$$

式中：K_1、K_2 为 ACC 模型控制增益系数，其中 K_1 为车间距误差比例增益，K_2 为相对速度微分增益。

1.2.4　CAV-CAV 跟驰行为

当前方车辆为 CAV 时，两个 CAV 满足 V2V 要求，建立互相通信关系，启动 CACC 模式，具体见式(11)：

$$\begin{cases} v_n(t+1)=v_n(t)+K_3e_n(t)+K_4\,\hat{e}_n(t) \\ e_n(t)=x_{n+1}(t)-x_n(t)-l-s_0-T_nv_n(t) \end{cases} \tag{11}$$

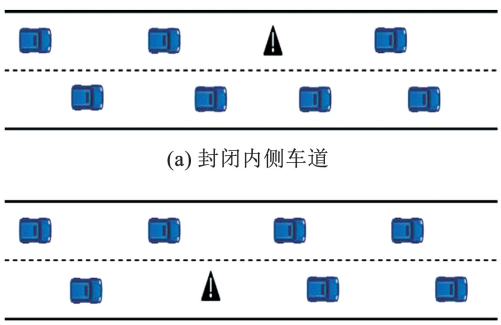
式中：K_3、K_4 为 CACC 模型控制增益系数，其中 K_3 为车间距误差比例增益，K_4 为车间距误差变化率微分增益。

1.3　高速公路交通事故场景建模及影响分析

高速公路交通安全问题主要是频繁发生的交通事故，高速公路事故具有几个显著特点，包括突发性、随机性、频发性、社会性和不可逆性。由于高速公路上车辆行驶速度较快，并且路况性相对封闭，当事故发生时，往往会造成严重的人员伤亡和财产损失。同时，事故发生后，会导致事故车道临时关闭，引发交通拥堵，并向道路上游蔓延，事故救援工作也受到一定程度延迟，对道路通行效率和交通恢复产生复杂影响。

本文的主要研究对象为单向双车道高速公路，同时考虑的场景为事故车道临时封闭，事故车道车辆在事故发生前采取换道行为至相邻车道。其中，事故发生所占用车道随机，车道具体封闭场景如下：

在单向双车道高速公路中，一旦发生交通事故，例如刮蹭、碰撞以及追尾等，通常会造成事故所在车道临时关闭。这就导致，事故车道上游的车辆在事故发生前必须采取换道操作，合流至相邻非事故车道。因此，事故发生后，事故车道临时关闭，交通流通行效率下降，交通拥堵向着道路上游蔓延，事故持续时间越长，交通拥堵也就越严重，交通流恢复到正常水平需要的时间也就越长。在单向双车道高速公路路段某一车道发生交通事故，事故车道临时封闭主要有内侧和外侧两场景，如图 5 所示。



(a) 封闭内侧车道

(b) 封闭外侧车道

图 5　封闭内外侧车道示意

Fig. 5　Schematic diagram of inner and outer lane closures

1.4 事故不同阶段对高速公路交通影响分析

高速公路交通事故从发生到结束主要包含 4 个阶段:事故发生阶段、事故响应阶段、事故处理阶段和交通流恢复阶段,具体流程变化如图 6 所示。

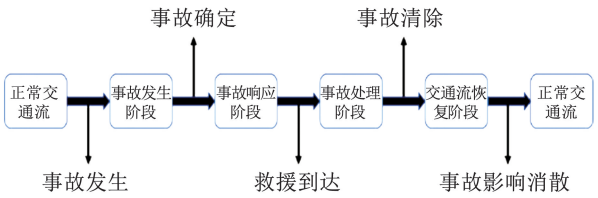


图 6 交通事故发展流程

Fig. 6 Traffic accident development process

当高速公路发生交通事故时,事故区域会造成事故车道临时封闭,事故车道上的后续车辆只能减速停车或采取强制换道操作,导致交通拥堵,并向着道路上游蔓延,交通流通行效率急速下降。直至救援到达,梳理交通事故现场,事故车道得以重新通行,但是道路通行能力并不能立刻恢复到最大水平,而是随着交通拥堵区域逐渐减少,道路通行能力逐步恢复到正常水平,交通流正常运行。其中,交通流恢复速度与事故持续时间有关,事故持续时间越久,造成的交通拥堵区域越大,交通流恢复更加困难,交通系统中的车辆延误也更加严重。交通事故引发的交通延误过程如图 7 所示。图 7 展示了高速公路事故路段的交通拥堵从形成到完全消散的过程以及事故引发的交通延误。

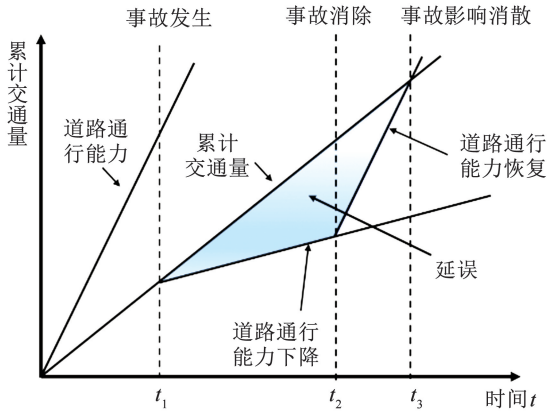


图 7 交通事故发展延误形成示意

Fig. 7 Schematic diagram of traffic accident development and delay formation

2 高速公路事故路段交通流建模

2.1 高速公路事故路段场景分析

本研究选择单向双车道高速公路作为典型场景,单向行驶排除了对向车流干扰,可聚焦分析事故车道封闭引发的同向车流重组问题。相比多车道场景,双车道能简化换道决策树,需考虑单侧邻道,符合元胞自动机模型对离散化处理的要求。在交通事故发生后,事故车辆所在车道临时封闭,导致事故车道车辆在尚未到达事故区域前,需采取减速停车或者换道操作。HDV 驾驶员观测到前方事故区域时或者受到 CAV 换道影响下,会促使 HDV 采取减速或者换道操作;CAV 在网联环境下,接受其他 CAV 和路侧单元发出的事故预警信息,促使 CAV 提前采取换道操作。为便于高速公路事故路段车辆行驶模型的构建,假设:

1)在智能网联环境下,CAV 与道路路侧单元之间能够实时接收和传输信息,并且 CAV 可以高效处理信息,并采取相应操作。

2)当接收到控制系统指令时,CAV 能立即执行。CAV 通过车载计算机与互联网云可以高效接收处理信息,并作出相应操作。

3)CAV 可以收集 HDV 信息,包括预估速度变化趋势,识别 HDV 换道行为等。

4)HDV 可通过导航软件接收事故信息的范围和延迟特性,信息覆盖 500 m,响应延迟 1 ~ 3 s,但 CAV 和路侧单元能探测到其行驶速度、位置等参数。

5)忽略所有信息传输的可控性延迟。

6)仅考虑高速公路行驶中的大多数长度 5 m 以内的乘用车。

7)假设驾驶人均处于健康正常工作状态。

2.2 事故路段换道区域划分

在高速公路上,交通事故一旦发生,为了避免二次事故的发生,通常会立即临时关闭事故所在的车道路段,以防止后续车辆继续追尾,造成更严重的事故。当事故车道临时封闭,事故车道上车辆需换道或强制换道至相邻非事故车道,导致交通拥堵,并向着道路上游蔓延,道路通行能力显著下降。本研究在人机混驾环境下,主要针对单向双车道高速公路事故路段,某一条车道因交通事故影响临时封闭场景下,道路通行能力变化情况,如图 8 所示。

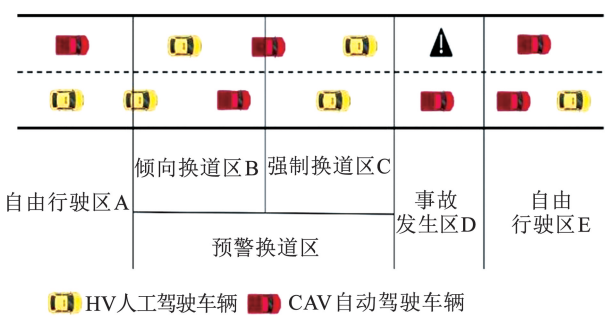


图 8 双车道高速公路事故区域示意

Fig. 8 Schematic diagram of an accident zone on a two-lane highway

由图 8 可知，在单向双车道高速公路某一位置发生交通事故后，事故车道上的车辆须换道至相邻车道行驶，其中，CAV 在接收到道路事故信息后，可以提前采取换道操作，而 HDV 通常在观测到事故区域后才会采取换道操作。根据人机混驾环境中 HDV 和 CAV 不同换道特性，将事故发生后的道路划分为 5 个区域，详细划分如下：

1）A、E 区域为自由行驶区，其中，A 区域远离事故发生位置，E 区域则是已通过事故发生区域，均不受事故区域影响，HDV 和 CAV 按照改进的跟驰换道模型行驶。

2）D 区域为事故发生区域，交通事故发生后只造成事故所在车道临时封闭，另一条车道能够通行，事故车道车辆行驶至该区域前时，只能减速停车或换道至相邻非事故车道。当事故位置得以救援疏通后，道路通行能力才逐步恢复正常。

3）当车辆为 HDV 时，B 区域为倾向换道区，C 区域为强制换道区。在 B 区域时驾驶员观测到事故区域，非事故车道的车辆不会再换道倾向，而事故车道的车辆则会产生强烈的换道意愿。当事故车道车辆因没有合适换道时机而驶入 C 区域时，车辆会通过减速甚至停车寻求换道机会，驾驶员不会严格遵循安全距离，而会采取强制换道操作。

4）CAV 预警换道可通过传感器数据采集、动态规划路径和模型预测控制（MPC）等方法实现。当车辆为 CAV 时，B 区域和 C 区域共同构成 CAV 预警换道区，在智能网联环境下，CAV 与道路路侧单元之间能够实时接收和传输信息，因此，CAV 预警换道长度要远大于 HDV 的 B 和 C 区域长度之和。在交通事故发生后，处于道路上游的 CAV 可以实时接收交通事故发生信息，从而提前采取换道行为，但是，CAV 过早采取换道操作会对非事故车道造成干扰，影响非事故车道通行能力。因此，需要设置合理的预警换道区长度，确保提高高速公路事故路段通行能力，以及降低对非事故车道的影响。此外，CAV 会严格按照安全换道规则进行换道操作，若 CAV 行驶至事故区域前仍未有安全换道条件，CAV 则采取减速甚至停车操作，不会采取强制换道。

2.3　事故影响下人机混驾交通流模型构建

以单向双车道高速公路基本路段作为研究对象，即不考虑匝道口影响，研究高速公路事故路段人机混驾交通流特性，建立事故影响下人机混驾交通流模型，模型共由 4 部分组成：一是事故车辆停靠规则；二是事故影响下的跟驰模型；三是事故影响下 HDV 换道模型；四是事故影响 CAV 预警换道模型。

2.3.1　事故车辆停靠规则

在单向双车道高速公路中，$S_{\text{accident}}^{\text{lane}=2}=1$ 时表示事故发生，其中事故所在车道 lane = 2，交通事故发生条件见式（12）：

$$\begin{aligned}&\text{if } T_{\text{accident}}\leqslant t\leqslant T_{\text{accident}}+T_{\text{continue}}\\&\quad S_{\text{accident}}^{\text{lane}=2}=1,v_{\text{accident}}(t)=0,a_{\text{accident}}(t)=0\\&\quad x_{\text{accident}}(t)=P_{\text{accident}},\text{Cartype}_{\text{accident}}(t)=0\\&\text{else}\\&\quad S_{\text{accident}}^{\text{lane}=2}=0\end{aligned}\tag{12}$$

式中：$v_{\text{accident}}(t)$ 表示事故车辆的速度，$a_{\text{accident}}(t)$ 表示事故车辆的加速度，T_{accident} 表示事故发生的时间，T_{continue} 表示事故持续时间，$x_{\text{accident}}(t)$ 和 P_{accident} 表示事故发生位置，$\text{Cartype}_n(t)$ 表示事故车辆类型，0 代表 HDV，1 代表 CAV。

2.3.2　事故影响下人机混驾交通流跟驰规则

1）A、E 区域跟驰规则。A 区域虽然在事故发生区域上游，但其距离事故发生区域较远，不受交通事故的影响，E 区域则是已经通过事故发生区，也不受交通事故的影响。因此，处于 A、E 区域的车辆跟驰模型可用改进的 Gipps 跟驰模型和 PATH 实验室标定的 ACC 和 CACC 跟驰模型，即 HDV 元胞更新规则基于改进的 Gipps 跟驰模型，CAV 元胞更新规则基于 ACC 和 CACC 跟驰模型。

2）B、C 区域跟驰规则。当 HDV 进入 B、C 区域后，HDV 驾驶员观察到事故区域，而 CAV 预警换道区要远大 HDV 的 B、C 区域之和，CAV 通过网联通信早已知晓事故位置。CAV 相比于 HDV 会提早寻找换道机会，而 HDV 进入预警换道区后也开始寻找换道机会，但是，当交通拥堵向道路上游蔓延时，车辆换道所需的安全距离更加难以满足。因此，事故车道车辆行驶至事故区域前时会采取减速甚至停车的操作行为，以寻找合适的换道距离，故引入减速跟驰规则。

a）速度调整。具体见式（13）：

$$\begin{cases}v_n(t+1)=\min(v_n^{\text{AE}}(t+1),v_n^{\text{BC}}(t+1))\\v_n^{\text{BC}}(t+1)=\max(v_n(t)-b',\min(v_{\min}-v_n(t),0))\end{cases}\tag{13}$$

式中：$v_n^{\text{AE}}(t+1)$ 表示自由行驶区域车速，$v_n^{\text{BC}}(t+1)$ 表示换道区域车速，$v_{\min}$ 表示临界车速。

b）防碰撞安全减速。当车辆行驶至 B、C 区域时，车辆继续向前行驶，由于交通拥堵向上游蔓延，导致车辆越临近事故区域车速越低，为避免二次事故的发生，需要控制车辆速度，与前车保持安全距离，见式（14）和式（15）：

$$\begin{cases} v_n(t+1) = \max(\min(v_n^{\text{normal}}, d_n, d_n^{\text{accident}}), 0) \\ d_n^{\text{accident}} = P_{\text{accident}} - x_n - l - s_0 \end{cases} \tag{14}$$

$$v_n^{\text{normal}} = \begin{cases} v_{\text{safe},n}(t), \text{cartype}_n(t) = 0 \\ v(t) = a_n^{\text{ACC}}, \text{cartype}_n(t) = 1,\ \text{cartype}_{n+1}(t) = 0 \\ v(t) = a_n^{\text{CACC}}, \text{cartype}_n(t) = 1,\ \text{cartype}_{n+1}(t) = 1 \end{cases} \tag{15}$$

式中：v_n^{normal} 表示车辆正常速度，d_n^{accident} 表示车辆与事故车辆距离。

3）位置更新：

$$x_n(t+1) = x_n(t) + v_n(t+1) \tag{16}$$

2.3.3 事故影响下换道模型

在智能网联环境下，CAV 预警换道区长度要大于 HDV 倾向换道区和强制换道区长度之和。因此，HDV 和 CAV 换道规则有所不同。HDV 驾驶员在行驶到倾向换道区时才能观察到事故发生区域，故 HDV 的换道规则主要包括正常换道、倾向性换道和强制换道。

1）正常换道（A、E 区域）。在正常换道模型中，原车道 HDV 不能以期望车速行驶时，车辆产生换道动机，考虑换道操作，HDV 驾驶员需要观测目标车道的前后车辆是否满足安全换道条件，具体的换道规则如下。

对于原车道目标车辆，若满足条件见式（17）、（18）和式（19）：

$$\begin{cases} d_n(t) < \min(v_n(t) + \alpha_{\max}, v_{\max}) \\ d_{n,\text{other}}(t) > d_n(t) \\ d_{n,\text{back}}(t) \geqslant d_{\text{safe},n}^{\text{back}} \\ d_{\text{safe},n}^{\text{back}} = v_{n,\text{back}(t)} \\ \text{rand}(0,1) < p_{\text{normal}} \end{cases} \tag{17}$$

$$d_{n,\text{back}}(t) = x_n(t) - x_{n,\text{back}}(t) - l - s_0 \tag{18}$$

$$d_{n,\text{other}}(t) = x_n(t) - x_{n,\text{other}}(t) - l - s_0 \tag{19}$$

则执行换道操作，否则不换道，其中，$d_{n,\text{other}}(t)$ 表示目标车辆与相邻车道前车的距离，$d_{n,\text{back}}(t)$ 表示目标车辆与相邻车道后车的距离。

2）倾向换道（B 区域）。当 HDV 行驶至倾向换道区域时，驾驶员观察到事故区域，此时，非事故车道车辆一般不会采取换道操作，而事故车道车辆更倾向于采取换道操作。当非事故车道满足安全换道条件时，事故车道车辆会以更高概率采取换道操作，见式（20）：

$$\begin{cases} d_{n,\text{other}}(t) > d_n(t) \\ d_{n,\text{back}}(t) > d_{\text{safe},n}^{\text{back}} \\ \text{rand}(0,1) < p_{\text{prone}} \end{cases} \tag{20}$$

非事故车道车辆一般不采取换道行为，通常会保持原车道继续行驶，极端情况下，非事故车道车辆会以较低的概率采取换道操作，见式（21）：

$$\begin{cases} d_n(t) = 0,\ d_{n,\text{other}}(t) > 0 \\ d_{n,\text{back}}(t) \geqslant d_{\text{safe},n}^{\text{back}} \\ \text{rand}(0,1) < p_{\text{unprone}} \end{cases} \tag{21}$$

式中：p_{prone} 表示为倾向性车道变换概率，p_{unprone} 表示为非倾向性车道变换概率，且满足条件 $p_{\text{prone}} > p_{\text{normal}} > p_{\text{unprone}}$。

3）强制换道（C 区域）。HDV 在倾向换道区域，未能寻到安全换道条件，车辆只能继续行驶至强制换道区，事故车道上车辆因受到交通拥堵区域向道路上游蔓延的影响，车辆减速甚至停车。此时，驾驶员不会严格遵循安全换道条件，若是相邻非事故车道出现较为合适的换道间隙，驾驶员就会采取换道操作，见式（22）：

$$\begin{cases} d_{n,\text{other}}(t) > 0 \\ d_{n,\text{back}}(t) > 0 \\ \text{rand}(0,1) < p_{\text{force}} \end{cases} \tag{22}$$

式中 p_{force} 表示强制换道概率。

建立事故影响下人机混驾交通流模型，模型由 4 部分组成，在智能网联环境下，CAV 与路侧单元之间实时接收和传输信息，其中，CAV 通过车载计算机与互联网云可以高效接收处理信息。因此，CAV 行驶在预警换道区时，当换道条件满足时，车辆即会采取换道操作，故 CAV 换道规则主要包括正常换道和预警换道，并通过加速度作为 CAV 预警换道模型评价指标，见式（23）、（24）和式（25）：

$$\begin{cases} a_n^{\text{ACC}}(t) = k_1 e^{\text{ACC}} + k_2 \Delta v \\ a_n^{\text{CACC}}(t) = j_1 \alpha_{n+1}(t) + j_2 e^{\text{CACC}} + j_3 \Delta v \\ e^{\text{CACC}} = x_{n+1}(t) - x_n(t) - l - s_0 - T_{\text{CACC}} v_n(t) \\ e^{\text{ACC}} = x_{n+1}(t) - x_n(t) - l - s_0 - T_{\text{ACC}} v_n(t) \end{cases} \tag{23}$$

$$a_n(t) = \begin{cases} a_n^{\text{ACC}}(t), \text{cartype}_{n+1}(t) = 0 \\ a_n^{\text{CACC}}(t), \text{cartype}_{n+1}(t) = 1 \end{cases} \tag{24}$$

$$a_{n,\text{other}}(t) = \begin{cases} a_{n,\text{other}}^{\text{ACC}}(t), \text{cartype}_{n,\text{other}}(t) = 0 \\ a_{n,\text{other}}^{\text{CACC}}(t), \text{cartype}_{n,\text{other}}(t) = 1 \end{cases} \tag{25}$$

式中：$a_{n,\text{other}}(t)$ 表示相邻车道前车的加速度，$a_{n,\text{other}}^{\text{ACC}}(t)$ 表示相邻车道前车是人工驾驶车辆的加速度，$a_{n,\text{other}}^{\text{CACC}}(t)$ 表示相邻车道前车是 CAV 自动驾驶车辆的加速度，$\text{cartype}_{n,\text{other}}(t)$ 表示相邻车道前车的车辆类型。

1）正常换道（A、E 区域）。在正常换道模型中，原车道 CAV 不能以期望车速行驶时，车辆产生换道动机，考虑换道操作，CAV 需要判断目标车道的前后车辆是否满足安全换道条件，具体的换道规则如下。

对于原车道目标车辆，若满足条件：

$$\begin{cases} a_n(t) < \min(a_{\max}, v_{\max} - v_n(t)) \\ a_{n,\text{other}}(t) > a_n(t) \\ d_{n,\text{back}} \geqslant d_{\text{safe},n}^{\text{back}} \\ d_{\text{safe},n}^{\text{back}} = v_{n,\text{back}}(t) \end{cases} \tag{26}$$

则执行变换车道。

2）事故预警换道（B、C 区域）。对于 CAV 而言，B、C 区域合称为事故预警换道区，在智能网联环境下，CAV 通过车载计算机与互联网云可以高效接收处理以及传输信息，故 CAV 在距离事故发生区域道路上游较远的地方即可收到事故信息，处于事故车道的 CAV 可提前采取换道操作，但是，过早采取换道行动，会造成相邻车道通行能力提前下降。因此，需要设置合理的预警长度，当 CAV 驶入预警换道区时，非事故车道 CAV 不再进行换道操作，而事故车道 CAV 寻找安全换道机会，按照事故预警换道规则行驶，如图 9 所示。

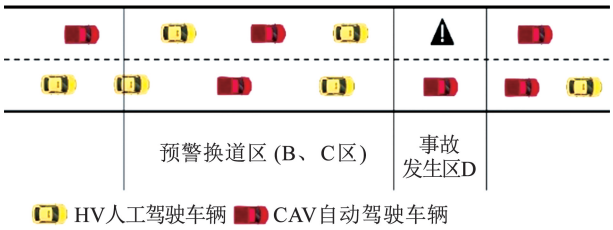


图 9　预警换道区示意

Fig. 9　Schematic diagram of the warning lane-changing zone

CAV 进入预警换道区后的决策流程如图 10 所示，与 HDV 相比，当 HDV 行驶至强制换道区时，若未出现安全换道条件，并且事故车道上车辆因受到交通拥堵区域向道路上游蔓延的影响，车辆只能减速甚至停车，此时，驾驶员不会严格遵循安全换道条件，若是相邻非事故车道出现较为合适的换道间隙，驾驶员就会采取换道操作。然而，CAV 则是严格遵循换道条件，寻找安全换道距离，但是，受到事故区域的影响，相邻车道车辆出现减速以及减少车间距的现象，CAV 更难以安全变道，故，引入折减系数 T_{CACC}，降低 CAV 安全车间距，提高 CAV 换道概率。

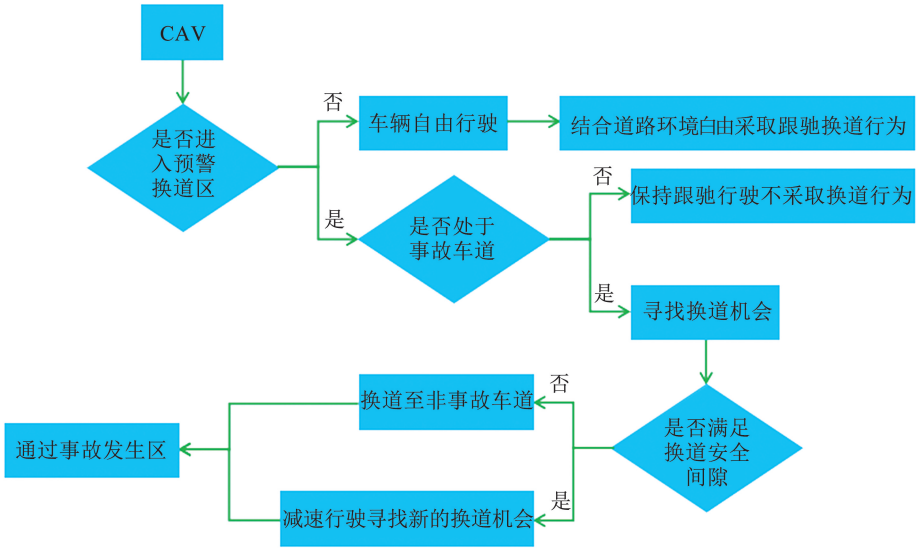


图 10　预警换道决策流程

Fig. 10　Warning lane-changing decision process

非事故车道上 CAV 进入预警换道区后为维持最大化通行效率及降低安全风险，通常不会采取任何换道操作。而事故车道上 CAV 在刚驶入预警换道区时会在持续保持车速的同时，寻找安全距离折减后的换道机会，当相邻非事故车道满足 CAV 换道条件时即采取换道操作，安全距离条件见式（27）：

$$\begin{cases} a_{n,\text{other}}(t) \geqslant 0 \text{ 或 } a_{n,\text{other}}(t) > \alpha_n(t) \\ d_{n,\text{back}}(t) \geqslant d_{\text{safe},n}^{\text{back}} \\ d_{\text{safe},n}^{\text{back}} = v_{n,\text{back}}(t) \times T_{\text{CACC}} \end{cases} \tag{27}$$

当式（16）中安全距离换道条件未能满足时，CAV 将调整车速，继续寻找换道机会，此时，速度调整规则见式（28）：

$$\begin{cases} v_n(t+1) = \min(v_n^{\text{AE}}(t+1), v_n^{\text{BC}}(t+1)) \\ v_n^{\text{BC}}(t+1) = \max(v_n(t) - b', \min(v_{\min} - v_n(t), 0)) \end{cases} \tag{28}$$

2.3.4　车队参与的元胞自动机模型

1）CAV 车队形成过程。当同一车道上的前后两辆车均为自动驾驶车辆，并且后车能够与前车形成稳定的自动驾驶车队，遍历道路上其他 CAV 后，在道路条件许可情况下，会形成多辆 CAV 车队。其

中,CAV 车队中的第一辆车依旧遵循 ACC 和 CACC 跟驰规则,与前车保持安全距离,而 CAV 车队内的其他车辆则在智能网联环境下,根据第一辆车进行同步调整,确保车队保持相同车速。CAV 车队内车辆之间保持至少 3 m 的安全距离。因此,在 CAV 车队形成过程中,车队内部的车辆执行固定值为3 m 的安全距离的加速、减速和匀速规则。

编队过程中车辆加速规则为

$$v_n(t+1)=\min[v_n(t)+a_n(t+1),v_{\max},d_n,v_{n,\text{safe}}(t)],\quad d_n>d_{n,\text{safe}}=3\ \text{m} \tag{29}$$

编队过程中车辆减速规则为

$$v_n(t+1)=\max[\min(v_{n,\text{safe}}(t),d_n-1),0],\quad d_n<d_{n,\text{safe}}=3\ \text{m} \tag{30}$$

车队内部车辆匀速行驶规则为

$$v_n(t+1)=\min(v_n(t),d_n),d_n=d_{n,\text{safe}}=3\ \text{m} \tag{31}$$

2)CAV 车队形成后。当 CAV 车队形成后,车队保持相同速度稳定行驶,且车队内部安全距离为固定值 3 m,速度演化规则为

$$v_n(t+1)=v_{n-1}(t+1),d_n=d_{n,\text{safe}}=3\ \text{m} \tag{32}$$

3 事故影响人机混驾交通流仿真

3.1 仿真基本参数设计

不考虑借助对向车道通行的情况,建立一个以长度 10 000 m 的单向双车道高速公路仿真场景,并且采取非周期开放性边界仿真建模,本次仿真实验以进车概率表示道路上车辆的密度情况。在本次仿真中,车道宽度设置为 4 m,每个元胞长度设定为 5 m,故可以得到每条车道均由 2 000 个元胞组成,规定设置每条车道的最大速度为 120 km/h。采取开放性边界,在道路起点以车辆进入概率控制进入车辆,同时按照 CAV 渗透率控制车辆的进入类型比例,由于采取非周期仿真,故车辆超出仿真设定的道路长度后,从仿真场景中移除车辆。考虑自动驾驶车队的形成,在本次仿真中不考虑车队长度的限制,车队稳定形成后,车间距设定为 3 m。每次仿真时间为2 000 s,时间步长取值为1 s。因此本文对车辆的相关参数取值如表 1 所示。

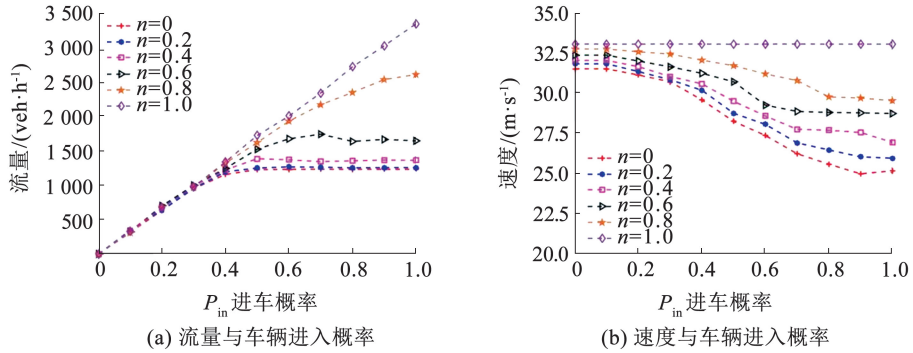
表 1 事故影响下仿真各参数取值

Tab. 1 Simulation parameter values under accident impacts

参数	说明	仿真取值
$v_{\max}$	最大速度	120 km/h
$a_{\max}$	最大加速度	2.5 m/s^2
b'	舒适性减速度	2 m/s^2
$b_{\max}$	最大减速度	5 m/s^2
l	车身长度	5 m
s_o	车辆在静止状态下保持的最小距离	2.5 m
p_r	随机减速概率	0.2
p_{normal}	正常换道概率	0.5
p_{prone}	倾向换道概率	0.7
p_{force}	强制换道概率	1

3.2 人机混驾交通流通行能力分析

为研究分析不同 CAV 渗透率下单向双车道高速公路事故路段人机混驾交通流运行状况,须对比研究交通事故发生前和交通事故持续阶段对交通流的影响。CAV 渗透率通常由 0 到 1 以 0.1 递增取值,在本次研究中简化设定为 0、0.2、0.4、0.6、0.8 和 1,同时车辆进入概率(道路起点处随机生成车辆的概率)取值为(0,1]。如图 11 中展示了不同 CAV 渗透率下在高速公路无事故发生情况下平均流量、平均速度与进车概率关系。



(a) 流量与车辆进入概率 (b) 速度与车辆进入概率

图 11 流量、速度与车辆进入概率关系

Fig. 11 Relationship among traffic flow, speed, and vehicle entry probability

本文主要研究对象为单向双车道高速公路,同时考虑的场景为事故车道临时封闭,事故车道车辆在事故发生区域前采取换道操作至相邻车道。其中,事故发生所占用的车道是随机的,车道具体封闭场景如下。

由图 11(a)平均流量与车辆进入概率关系图可知,在车辆进入概率小于 0.4 时,不同 CAV 渗透率下的平均流量相差不大,此时道路处于低密度状态,

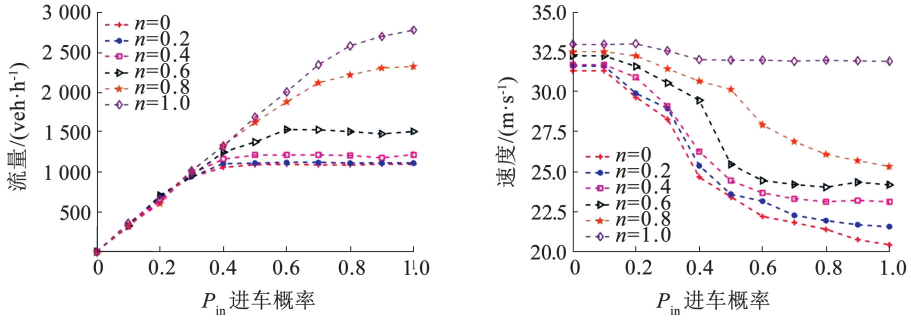
道路交通流畅通。随着进车概率进一步增大，低 CAV 渗透率下的流量-进车概率曲线率先达到平均饱和流量，当 CAV 渗透率等于 0 时，即道路中全是人工驾驶车辆，其平均饱和流量稳定在 1 220 veh/h 附近；随着 CAV 渗透率的增加，道路最大平均饱和流量不断增加，当进车概率为 0.4 时，其平均饱和流量稳定在 1 380 veh/h 附近，其通行能力与全是人工驾驶车辆相比提升约 13%；当进车概率 0.6 时，其平均饱和流量稳定在 1 650 veh/h 附近，此时通行能力与 CAV 渗透率为 0 时相比提升约 35%。但是当进车概率 0.8 时，由于人工驾驶车辆所占比例进一步减少，道路上自动驾驶车队的形成更加容易，当车队稳定后，其车队内安全车间距为 3 m，极大提高了道路的平均饱和流量，尤其是当 CAV 渗透率为 1 时，在车辆进入概率为 1 时，其平均饱和流量达到 3 330 veh/h 附近，道路通行能力得以大幅提升。

由图 11(b)平均速度与车辆进入概率关系图可知，由于人工驾驶车辆驾驶员可能会采取随机减速慢化操作，其中慢化概率为 0.2，故在车辆进入概率处于较低水平时，车辆的平均速度随着 CAV 渗透率的增大而增加。随着进车概率进一步增大，不同 CAV 渗透率下的平均速度开始显著降低，最后趋于稳定。当 CAV 渗透率为 0 时，道路车辆平均车速下降最为明显，而当 CAV 渗透率为 1 时，此时车道上全是自动驾驶车道，不再受到人工驾驶车辆的影响，自动驾驶车队的形成几乎不受干扰，稳定后车队内的安全车间距为 3 m，同时车队内保持行驶速度一致，故 CAV 渗透率为 1 时平均速度可一直保持高速状态。CAV 渗透率的提高显著改善了交通流通行能力，其作用机制主要体现在以下几个方面：CAV 通过智能网联技术形成车队，车队内车辆保持固定车间距(3 m)和同步速度，减少了传统交通流中的速度波动和跟驰延迟；信息共享与提前决策，CAV 通过路侧单元和其他车辆实时获取事故信息，提前规划换道路径，避免了 HDV 因反应延迟导致的强制换道和急减速；随机性降低，CAV 的确定性驾驶行为减少了人工驾驶中因随机慢化引发的交通流扰动，从而提高了整体通行效率。

CAV 车队与 CAV 之间的区别在于 CAV 的跟驰对象。CAV 车队中，CAV 的跟随车辆依旧为 CAV，本文中 CAV 跟驰 CAV 所采用的跟驰模型为 CACC 跟驰模型，其全称为 cooperative adapted cruise control(协同自适应控制)跟驰模型，该跟驰模型更加强调了前后 CAV 车辆跟随时的协同性，CAV 车队之间的协同控制具体体现在该跟驰模型中。

3.3　事故不同阶段对高速公路交通影响分析

事故发生后道路被划分为 A，B，C，D，E 区域，根据文献[29]对相关参数进行取值，对于人工驾驶车辆，强制换道 C 区域长度取值 $l_C = 14$ m，倾向换道 B 区域长度取值 $l_B = 50$ m；对于自动驾驶车辆，其 B、C 区域换道规则相同，将其记为事故预警换道区长度 l_{warn}，l_{warn} 在[0 m，1 500 m]内取值，暂取 $l_{warn} = 50$ m。引入交通事故，事故发生在车道 1 每次仿真时间为 2 000 s，事故发生时间为第 1 000 s，事故持续时间 $T_{continue}$ 取值 300 s，事故发生位置在第 1 400元胞处，事故影响区域长度为 5 个元胞数。如图 12 中展示了不同 CAV 渗透率下在高速公路事故影响下平均流量、平均速度与进车概率 p_{in} 的关系。



(a) 流量与车辆进入概率　　(b) 速度与车辆进入概率

图 12　事故影响下流量、速度与车辆进入概率关系

Fig. 12　Relationship among traffic flow, speed, and vehicle entry probability under accident impacts

由图 12(a)事故影响下平均流量与车辆进入概率关系图中可知，在高速公路事故路段，平均流量变化趋势与正常道路情况下类似，但平均饱和流量明显下降。当车辆进入概率 $p_{in} < 0.3$，处于较小水平时，不同 CAV 渗透率下的平均流量相差不大，即使交通事故发生，此时道路交通流仍旧畅通。在高速公路事故路段，车辆进入概率 p_{in} 在 0.3 附近时，平均流量已经向饱和流量靠拢，但是与无交通事故发生的正常情况下相比，车辆进入概率 p_{in} 在 0.4 附近时，平均流量才向饱和流量靠拢。当 CAV 渗透率 $p_{cav} = 0$ 时，即道路中全是人工驾驶车辆，其平均饱和流量稳定在 1 080 veh/h 附近，相比于无事故发生

时的正常道路情况下通行能力下降约 11.5%；随着 CAV 渗透率的增加，当 $p_{cav}=0.4$ 时，其平均饱和流量稳定在 1 190 veh/h 附近，其通行能力下降约 13.8%，但相比于事故影响下 CAV 渗透率为 0 时提高约 10.2%；当 $p_{cav}=0.6$ 时，其平均饱和流量稳定在 1 520 veh/h 附近，其通行能力下降约 7.9%，但相比于事故影响下 CAV 渗透率为 0 时提高约 40.7%；当 $p_{cav}=0.8$ 时，其平均饱和流量稳定在 2 300 veh/h附近，其通行能力下降约 10.8%，但相比于事故影响下 CAV 渗透率为 0 时提高约 112.9%。在 CAV 渗透率为 1 时，平均饱和流量依旧处于较高水平，远高于 CAV 渗透率为 0 时的平均饱和流量，这是因为即使交通事故发生，由于全是自动驾驶车辆，车队的长度并不受限制，在形成稳定的车队后，车队内安全车间距为 3 m，极大提高了道路通行能力，即使发生了交通事故，其饱和流量依旧能达到较高水平。

由图 12(b)事故影响下平均速度与车辆进入概率关系图可知，当车辆进入概率 $p_{in}<0.2$ 时，即使道路上发生交通事故，但是由于道路上车辆较少，无论 CAV 渗透率多大，此时道路上车辆依旧为自由流状态，其平均速度并不受交通事故过多影响。随着 p_{in} 进一步增加，不同 CAV 渗透率下的平均速度开始显著降低，当 CAV 渗透率为 0 时，道路车辆平均车速下降最为明显，而当 CAV 渗透率为 1 时，此时车道上全是自动驾驶车道，速度变化并不明显，这说明自动驾驶车辆对于提高道路通行以及在事故场景下依旧保持高效通行具有显著作用。

4 高速公路事故路段人机混驾交通流影响分析

4.1 事故持续时间对人机混驾交通流影响分析

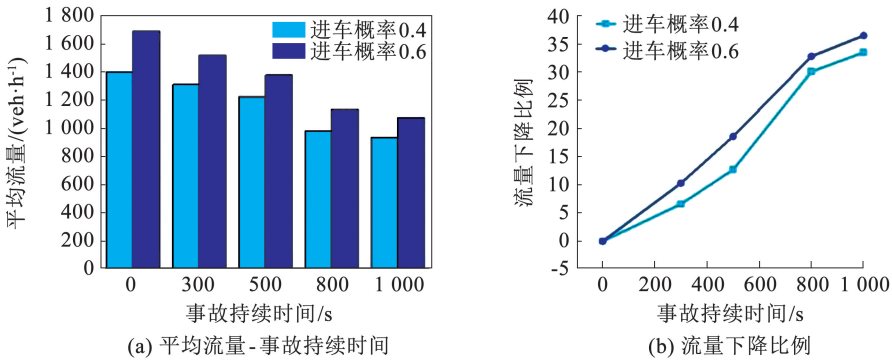
当车辆进入概率 $p_{in}<0.3$ 时，即道路上车辆处于低密度状态，即使道路某一位置发生交通事故，车辆通行能力受到的影响也较小；当 $p_{in}=0.4$ 时，低 CAV 渗透率道路流量趋近于饱和，平均速度也显著下降；当 $p_{in}>0.4$ 时，低 CAV 渗透率道路流量已经达到饱和流量，平均速度变化也更加显著。为了详细研究不同事故持续时间对事故路段交通流的影响和变化规律，选取速度曲线变化较明显的 p_{cav} 为 0.6 和事故预警长度 $l_{warn}=100$ m 时的场景，分别选取车辆进入概率 $p_{in}=0.4$ 和 0.6，分别绘制事故持续时间 $T_{continue}$ 为 300、500、800、1 000 s 的车道时空轨迹。

由表 2 和图 13 可知，在车辆进入概率 p_{in} 分别为 0.4 和 0.6 时，交通事故导致车道临时关闭，随着事故持续时间的不断增加，道路通行能力呈现不断下降趋势。当车辆进入概率 p_{in} 为 0.4，事故持续时间 $T_{continue}$ 为 300 s 时，通行能力降了 6.6%，并且当事故持续时间为 1 000 s 时，通行能力下降了 33.5%。而当车辆进入概率 p_{in} 为 0.6，事故持续时间 $T_{continue}$ 为 300 s 时，通行能力下降了 10.3%，当事故持续为 1 000 s 时，通行能力下降高达 36.5%。通行能力下降趋势说明道路通行能力随着事故持续时间的延长而降低，并且在不同的车辆进入概率下具有相似的变化规律，但是较高的车辆进入概率在相同条件下，通行能力下降越明显。

表 2 事故持续时间平均流量变化情况

Tab. 2 Changes in average traffic flow during the accident duration

$T_{continue}$/s	$p_{in}=0.4$		$p_{in}=0.6$	
	流量/(veh·h^{-1})	流量降低比例/%	流量/(veh·h^{-1})	流量降低比例/%
0(无事故)	1 398	0	1 687	0
300	1 306	6.6	1 513	10.3
500	1 220	12.7	1 373	18.6
800	977	30.1	1 133	32.8
1 000	930	33.5	1 071	36.5

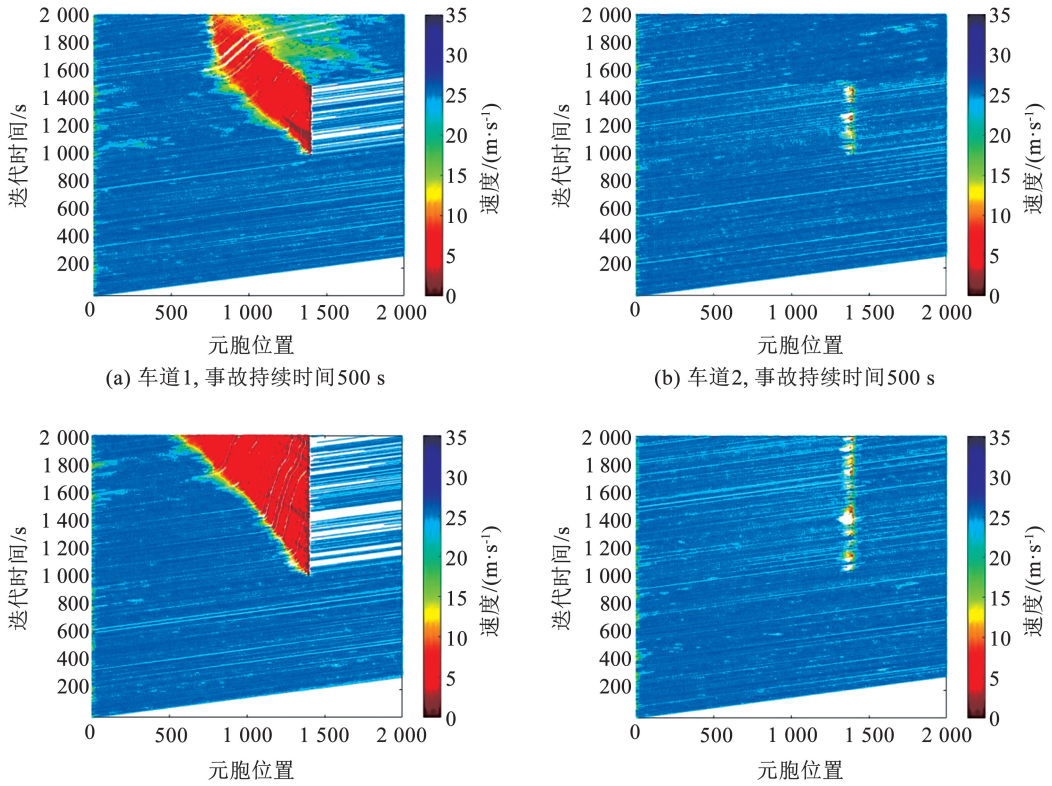


(a) 平均流量-事故持续时间 (b) 流量下降比例

图 13 事故持续时间平均流量变化

Fig. 13 Variation in average traffic flow with accident duration

针对单车道 NaSch 模型未充分考虑换道行为，提出了一种基于该模型的双车道元胞自动机交通流模型，并引入了相应的换道规则以解决这一问题。在双车道交通流模型中，仿真过程被分为两个阶段：第一阶段根据换道规则进行换道，第二阶段根据单车道元胞自动机模型调整纵向位置和速度。换道之前，通常将前车速度影响后车速度达到期望车速作为换道动机。同时，换道能否执行，需要考虑相邻目标车辆的道路情况，即相邻车道的前车与后车是否有足够的安全距离满足换道。当车辆进入概率为 0.4，CAV 渗透率为 0.6，事故预警长度为 100 m 时，在不同事故持续时间为 500、1 000 s 典型条件下各车道时空轨迹如图 14 所示。



(a) 车道1，事故持续时间500 s　　(b) 车道2，事故持续时间500 s

(c) 车道1，事故持续时间1 000 s　　(d) 车道2，事故持续时间1 000 s

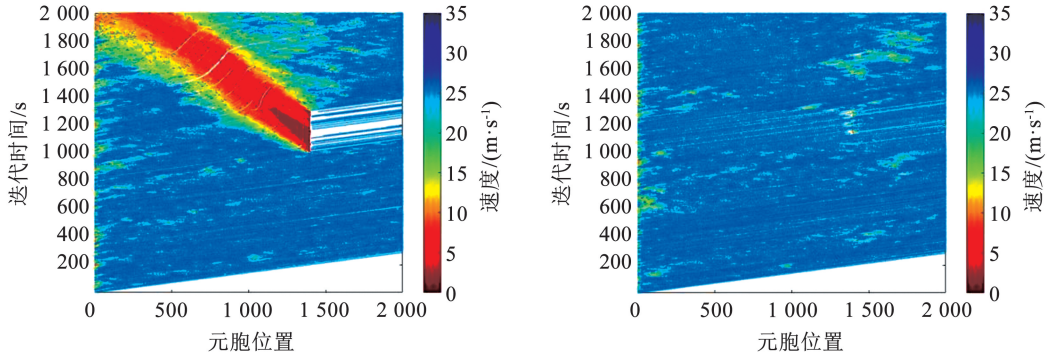
图 14　$p_{in}=0.4$ 时不同事故典型持续时间各车道时空轨迹

Fig. 14　Spatiotemporal trajectories of different lanes for typical accident durations at $p_{in}=0.4$

由图 14 可知，在事故持续时间为 500 s 事故车道中，事故发生区域车辆平均速度由蓝色正常速度转变为红色低速，并且事故发生后 1 000 s 时交通拥堵区域已随时间向道路上游扩散，导致事故车道低速行驶区域面积进一步扩大。同时，在事故发生区域，相邻非事故车道上车辆也受到事故车道上车辆倾向换道和强制换道需求的影响，在事故持续时间内相邻非事故车道上车辆平均速度也有所下降。随着事故持续时间的增加，事故给交通流带来的影响越大，交通拥堵区域持续向上游蔓延，速度下降更为明显，且交通流恢复速度也更加缓慢，尽管事故结束后交通流开始恢复，但事故后果的影响依然可见，交通流未能立即恢复到事故发生前的状态，说明交通流需要更长时间恢复正常。同时，相邻非事故车道上车辆受到的影响也越加显著，在事故发生区域速度下降也更加明显。

当车辆进入概率为 0.6，CAV 渗透率为 0.6，事故预警长度为 100 m 时，不同事故持续时间为 300、1 000 s典型条件下各车道时空轨迹如图 15 所示。

图 15 中，车辆进入概率 $p_{in}=0.6$ 与 0.4 时相比，道路上的车辆密度显著增加，导致事故持续时间相同，道路受到的事故影响也更加显著，交通拥堵区域也会进一步向着上游扩散，相邻非事故车道上车辆受到事故车道上车辆换道需求的影响，导致其速度下降越加明显。当事故持续时间为 1 000 s 时，车辆低速行驶区域最广，且已经蔓延到道路起点处。综上所述，随着事故持续时间的增加，事故对交通流的影响更为显著，交通拥堵的区域变得更大，交通流恢复速度也变得更慢。当事故持续时间较短时，事故造成的影响虽然迅速，但是更容易控制交通拥堵区域和交通流更容易恢复。相反，当事故持续时间较长时，需要更长的时间来缓解交通拥堵。



(a) 车道1, 事故持续时间300 s　(b) 车道2, 事故持续时间300 s

(c) 车道1, 事故持续时间1 000 s　(d) 车道2, 事故持续时间1 000 s

图 15　$p_{in}=0.6$ 时不同事故典型持续时间各车道时空轨迹

Fig. 15　Spatiotemporal trajectories of different lanes for typical accident durations at $p_{in}=0.6$

4.2　事故预警长度对人机混驾交通流影响分析

事故发生后高速公路事故路段划分为 A、B、C、D、E 区域,对于人工驾驶车辆,强制换道 C 区域长度取值 $l_C=14$ m,倾向换道 B 区域长度取值 $l_B=50$ m;对自动驾驶车辆,事故预警换道长度 l_{warn} 在[0 m,1 500 m]内取值,为研究事故预警长度对人机混驾交通流影响,l_{warn} 取值 100、500、1 000、1 500 m,分别对应的元胞数为 20、100、300、400,CAV 渗透率 p_{cav} 取值 0.4 和 0.6,绘制车辆进入概率 $p_{in}=0.5$,事故持续时间 $T_{continue}=500$ s 时各车道时空轨迹。

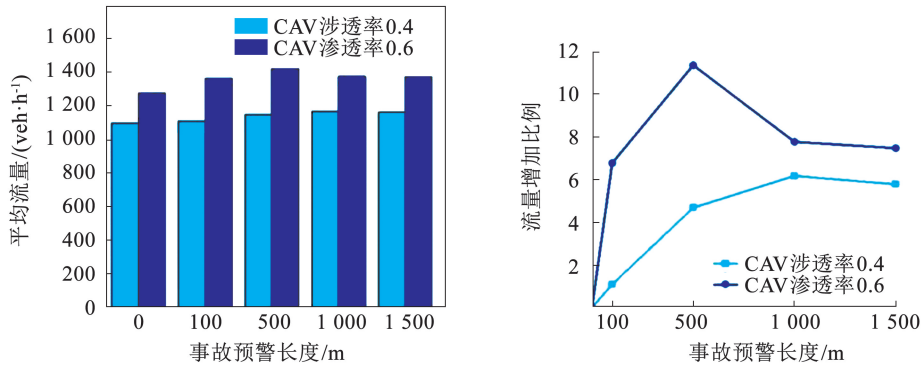
由表 3 和图 16 可知,当 CAV 渗透率 p_{cav} 分别为 0.4 和 0.6 时,交通事故导致车道临时关闭,随着事故预警长度的增加,道路通行能力并不是呈现持续上升趋势,这表明事故预警长度要设置在一个合理范围之内。当 CAV 渗透率为 0.4 时,事故预警长度从 0 增长到 1 000 m,道路通行能力由 1 095 veh/h 提升到 1 163 veh/h,即提升了 6.8%,但是当事故预警长度进一步增加到 1 500 m 时,相比于事故预警长度为 0 时仅增加了 5.8%,这表明事故预警长度并不是越长道路通行效率越高。当 CAV 渗透率为 0.6 时,事故预警长度为 0 时道路通行能力为 1 273 veh/h,事故预警长度为 500 m 时道路通行能力提升最大,此时为 1 418 veh/h,即提升了 11.4%。同时,当事故预警长度在合理范围内增长时,CAV 渗透率为 0.4 和 0.6 的通行能力均有所提升,且 CAV 渗透率为 0.6 时通行能力提升的百分比要高于 CAV 渗透率为 0.4 的情况。这一结果表明,在较高的 CAV 渗透率下,交通系统对预警措施的响应更为敏感,因此在实际应用中,设置合理的事故预警长度和提高 CAV 渗透率对提高道路通行能力及缓解交通拥堵更为有效。

表 3　事故预警长度平均流量变化情况

Tab. 3　Variation in average traffic flow with accident warning length

l_{warn}/m	$p_{cav}=0.4$		$p_{cav}=0.6$	
	流量/(veh·h^{-1})	流量增加比例/%	流量/(veh·h^{-1})	流量增加比例/%
0	1 095	0	1 273	0
100	1 107	1.1	1 360	6.8
500	1 147	4.7	1 418	11.4
1 000	1 163	6.2	1 372	7.8
1 500	1 158	5.8	1 369	7.5

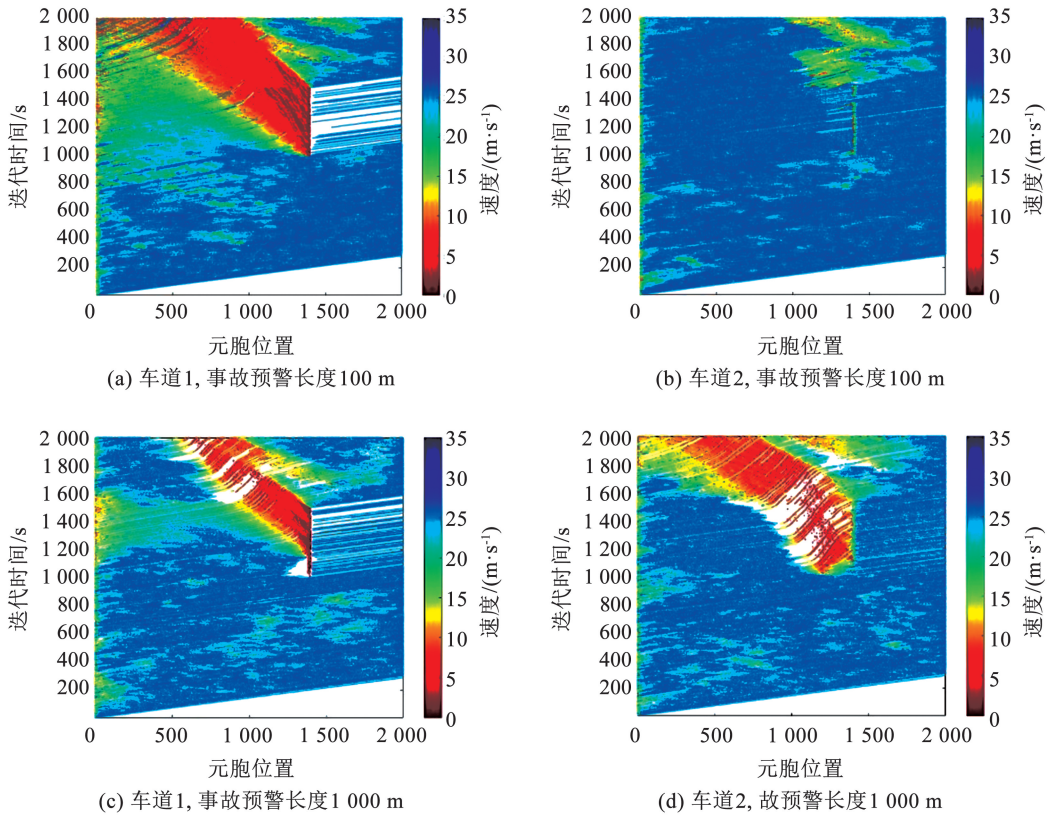
当车辆进入概率为 0.5,CAV 渗透率为 0.4,事故持续时间为 500 s 时,在不同事故预警长度为 100、1 000 m 典型条件下各车道时空轨迹如图 17 所示。



(a) 平均流量-事故预警长度　　(b) 流量增加比例

图 16　事故预警长度平均流量变化

Fig. 16　Variation in average traffic flow with accident warning length



(a) 车道1, 事故预警长度100 m　　(b) 车道2, 事故预警长度100 m

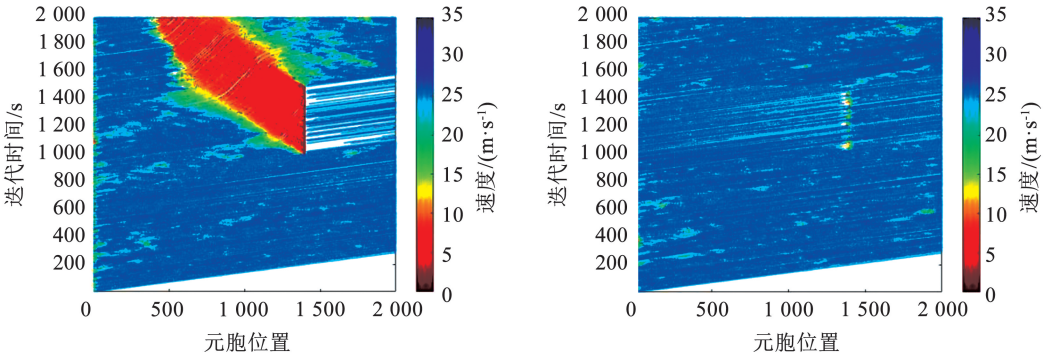
(c) 车道1, 事故预警长度1 000 m　　(d) 车道2, 故预警长度1 000 m

图 17　$p_{cav}=0.4$ 时不同事故预警典型长度各车道时空轨迹

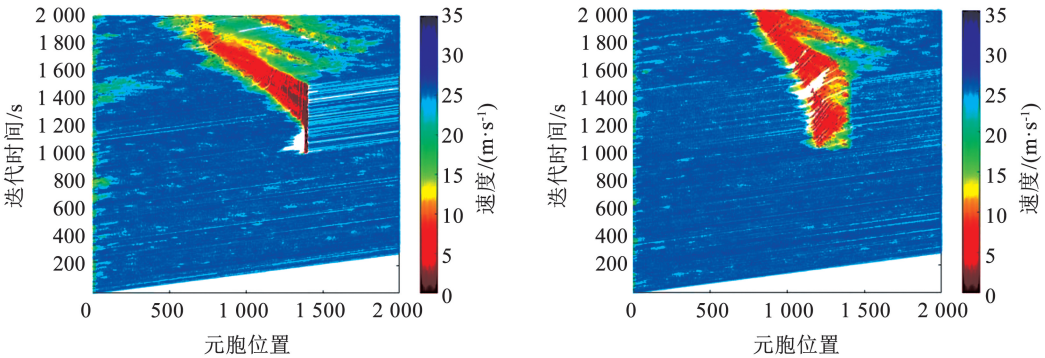
Fig. 17　Spatiotemporal trajectories of different lanes for typical accident warning lengths at $p_{cav}=0.4$

由图 17 可知，当事故预警长度 l_{warn} 为 100 m 且事故持续时间为 500 s 时，事故车道因事故发生区域造成车道临时封闭，导致交通拥堵区域已经蔓延至道路起点处，此时相邻非事故车道上车辆由于受到事故车道上车辆换道需求的影响，相邻非事故车道上车辆在事故发生区域的平均速度受到了较小影响。当事故预警长度 l_{warn} 为 1 000 m 时，由于事故预警长度的增加，此时自动驾驶车辆以及受到影响的部分人工驾驶车辆，会在事故预警区域提前换道至相邻非事故车道，这就导致事故发生后造成的拥堵区域变小，但是相应的由于事故车道上的车辆换道到相邻非事故车道，造成相邻非事故车道上车辆平均速度进一步下降，部分区域呈现红色低速状态。

当车辆进入概率为 0.5 时，CAV 渗透率为 0.6，事故持续时间为 500 s 时，在事故预警长度为 100、1 000 m典型条件下各车道时空轨迹如图 18 所示。



(a) 车道1, 事故预警长度100 m　(b) 车道2, 事故预警长度100 m



(c) 车道1, 事故预警长度1 000 m　(d) 车道2, 故预警长度1 000 m

图 18　$p_{cav}=0.6$ 时不同事故预警典型长度各车道时空轨迹

Fig. 18　Spatiotemporal trajectories of different lanes for typical accident warning lengths at $p_{cav}=0.6$

4.3　不同 CAV 渗透率下道路通行能力分析

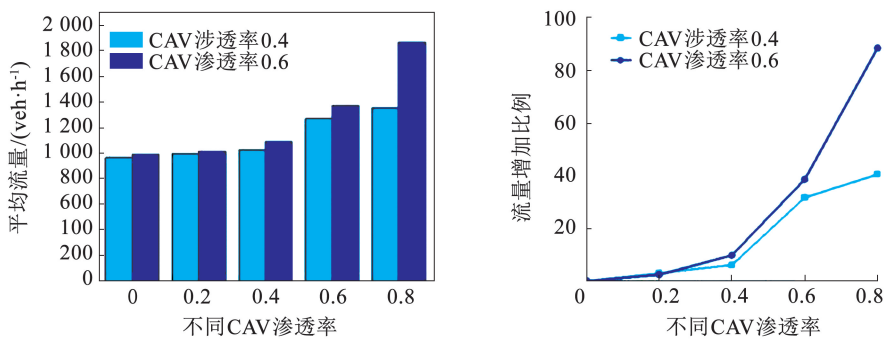
在无 CAV、无事故的基准场景下,模型仿真结果与经典 NaSch 模型的理论值(约 1 200 ~ 1 500 veh/h)一致,验证了模型逻辑的正确性。

在高速公路事故路段,不同 CAV 渗透率下的平均流量在相同车辆进入概率 p_{in} 下均有所降低,如图 19所示,在进车概率0.4 和0.6 下 CAV 渗透率为 0.2、0.4、0.6、0.8 时对应的平均流量。研究分析 CAV 渗透率对事故路段交通流的影响以及变化趋势,选取进车概率 $p_{in}=0.4$ 和 0.6,事故持续时间 $T_{continue}=500$ s,事故预警长度 $l_{warn}=100$ m,CAV 渗透率 $p_{cav}=0.2$、0.4、0.6、0.8 时各车道时空轨迹。

表 4　不同 CAV 渗透率平均流量变化情况

Tab. 4　Variation in average traffic flow with different CAV penetration rates

p_{cav}	$p_{in}=0.4$		$p_{in}=0.6$	
	流量/(veh·h^{-1})	流量增加比例/%	流量/(veh·h^{-1})	流量增加比例/%
0	964	0	991	0
0.2	993	3	1 015	2.4
0.4	1 023	6.1	1 088	9.8
0.6	1 269	31.6	1 373	38.5
0.8	1 353	40.4	1 865	88.2



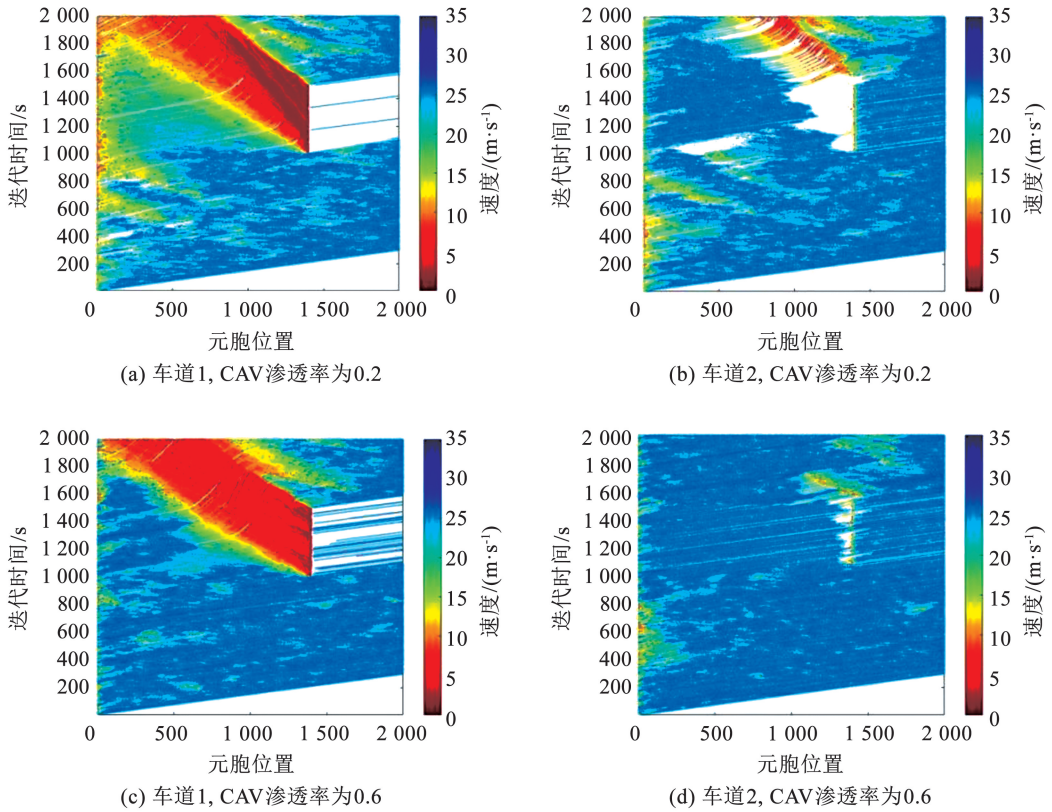
(a) 平均流量-不同CAV渗透率　(b) 流量增加比例

图 19　不同 CAV 渗透率平均流量变化

Fig. 19　Variation in average traffic flow with different CAV penetration rates

由表 4 和图 19 可知，在车辆进入概率分别为 0.4 和 0.6 情况下，交通事故导致车道临时关闭时，随着 CAV 渗透率的增加，道路通行能力呈持续上升趋势，且上升幅度越来越大。当车辆进入概率为 0.4，CAV 渗透率为 0 时，道路通行能力为 964 veh/h，渗透率增至 0.8 时，通行能力增加到 1 353 veh/h，即提高了 40.4%。而当概率为 0.6，渗透率由 0 增加到 0.8 时，通行能力则由 991 veh/h 增加到 1 865 veh/h，即显著增加了 88.2%。这表明随着 CAV 渗透率的增加，尤其是从较低渗透率到较高渗透率，道路通行能力显著提高。而且当 CAV 渗透率较高时，事故对道路通行能力的影响较小，强调了 CAV 在提高交通系统抗事故能力和通行效率方面的潜在优势。

当进车概率为 0.4，事故持续时间为 500 s，事故预警长度为 100 m 时，在不同 CAV 渗透率为 0.2、0.6 典型条件下各车道时空轨迹如图 20 所示。



(a) 车道1, CAV渗透率为0.2　(b) 车道2, CAV渗透率为0.2

(c) 车道1, CAV渗透率为0.6　(d) 车道2, CAV渗透率为0.6

图 20　$p_{in}=0.4$ 时不同典型 CAV 渗透率各车道时空轨迹

Fig. 20　Spatiotemporal trajectories of different lanes for typical CAV penetration rates at $p_{in}=0.4$

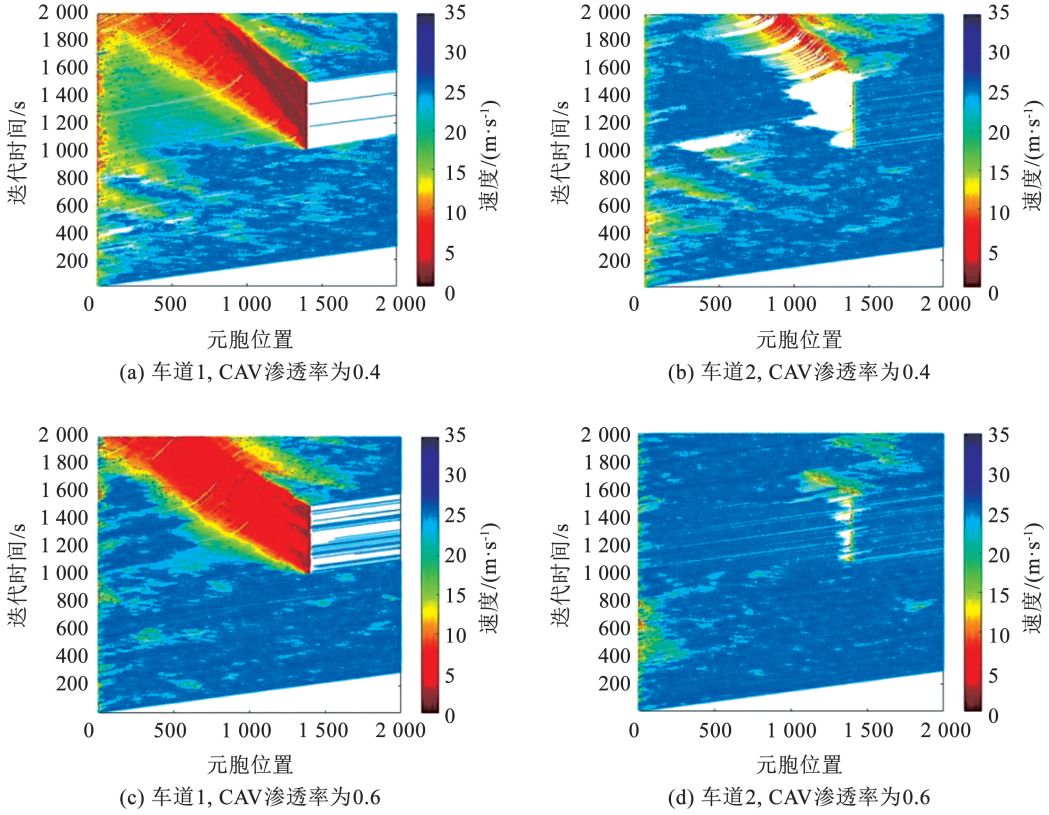
由图 20 中可以得知，在低 CAV 渗透率时，在发生交通事故后，造成的道路拥堵区域较大，车辆速度下降显著，同时给相邻车道也造成了较为明显的影响。随着 CAV 渗透率的增加，交通拥堵区域减少，交通流恢复能力也有所提高。这是因为自动驾驶车辆能较快适应交通状况的变化，对车道的影响有所降低。当 CAV 渗透率达到较高水平时，道路上的自动驾驶车辆要远多于人工驾驶车辆，且人工驾驶车辆会受到自动驾驶车辆换道操作的影响，在发生交通事故后，拥堵区域会较小，交通流扰动后恢复速度加快，除拥堵区域外速度波动很小，同时相邻车道受到的影响也进一步缩小。在交通流中随着自动驾驶车辆的不断融入，会显著改善交通流的稳定性和应对交通事故的能力，交通系统的整体安全性和效率也将得到提升。

当进车概率为 0.6，事故持续时间为 500 s，事故预警长度为 100 m 时，在 CAV 渗透率为 0.4、0.6 典型条件下各车道时空轨迹如图 21 所示。

由图 21 可知，相比于车辆进入概率为 0.4 时增大了道路起点处的进车概率，在相同 CAV 渗透率下，道路拥挤程度更大，拥堵区域也进一步扩散，但是其随着 CAV 渗透率增加的变化趋势是相似的。在低 CAV 渗透率时，自动驾驶车辆较少且道路上车辆密度较大，容易受到人工驾驶车辆的影响，在此时事故发生后，造成的拥堵区域较大，同时相邻非事故车道受到的影响也非常大。随着 CAV 渗透率的增高，自动驾驶车辆比例增大，道路上的拥堵情况在逐渐改善，相邻非事故车道受到的影响也越来越小。当 CAV 渗透率达到较高水平时，道路拥堵区域进一步减小，且相邻非事故车道受到的影响也进一步变

小,这说明高 CAV 渗透率能显著降低事故或瓶颈对交通流的影响,并加快交通流的恢复速度,降低对相邻车道的影响。

当 CAV 渗透率较低时,事故持续时间的增加会显著扩大拥堵区域,而高 CAV 渗透率下,即使事故持续时间较长,拥堵区域仍能较快恢复。这表明 CAV 渗透率的提高可部分抵消事故持续时间延长的负面影响,其机制在于 CAV 通过协同换道和车队控制减少了交通流扰动传播。



(a) 车道1, CAV渗透率为0.4　(b) 车道2, CAV渗透率为0.4

(c) 车道1, CAV渗透率为0.6　(d) 车道2, CAV渗透率为0.6

图 21　$p_{in}=0.6$ 时不同典型 CAV 渗透率各车道时空轨迹

Fig. 21　Spatiotemporal trajectories of different lanes for typical CAV penetration rates at $p_{in}=0.6$

5　结　论

以单向双车道高速公路事故路段为研究场景,基于人机混驾交通流元胞自动机模型,建立了事故影响下的人机混驾交通流元胞自动机模型,包括事故影响下跟驰模型、HDV 换道模型、CAV 预警换道模型以及自动驾驶车队参与的元胞自动机模型。结果表明,事故发生前,当 $p_{cav}=0$ 时,道路平均饱和流量稳定在 1 220 veh/h 左右,随着渗透率的增加,道路最大平均流量不断增加,尤其是当 $p_{cav}=1$ 时,在车辆进入概率 $p_{in}=1$ 时,其平均饱和流量达到 3 330 veh/h附近,道路通行能力得以大幅提升。事故发生后,当 $p_{cav}=0$ 时,平均饱和流量稳定在 1 080 veh/h附近,相比于无事故发生时的正常道路情况下通行能力下降约 11.5%;当 $p_{cav}=0.6$ 时,其平均饱和流量稳定在 1 520 veh/h 附近,通行能力下降约 7.9%,但相比于事故影响下 CAV 渗透率为 0 时提高约 40.7%;而当 CAV 渗透率为 1 时,由于自动驾驶车队的形成,极大提高了道路通行能力,即使发生了交通事故,其饱和流量依旧能达到较高水平。

通过事故影响下的人机混驾交通流元胞自动机模型,开展高速公路事故路段人机混驾交通流影响因素分析。

1)随着事故持续时间的增加,事故对交通流的影响变得更为显著,当事故持续时间为 1 000 s 且进车概率为 0.4 和 0.6 时,平均流量分别下降了 33.5% 和 36.5%,因此长时间事故造成的影响更难以迅速恢复,需要更长的时间来缓解交通拥堵。

2)平均交通流量并不会随着事故预警长度的增加而持续上升,相反,事故预警长度过长会导致平均流量上升幅度略有下降。在实际应用中,设置合理的事故预警长度对于提高在高 CAV 渗透环境中的交通效率更为重要。

3)在理想通信条件(时延 <50 ms)及干燥路面环境下,CAV 渗透率由 0 增加到 0.8 可使通行能力提升 88.2%(波动范围 ±12.5%),这表明随着 CAV 渗透率的增加,尤其是从较低渗透率到较高渗透率,交通流的通行能力显著提高,强调了 CAV 在提高交通系统处理事故能力和通行效率方面的潜在优势。

此外,针对中国对多数高速公路采用着按照车

道限速和限行的交通管理措施，即内侧车道为超车道限速值较高且不允许大卡车使用，外侧车道为行车道限速值较低，且单向 2 车道高速公路限速值一般都低于 120 km/h，本研究还尚未充分考虑这些原则，可能导致与实际情况存在一定程度差异，同时，本研究默认双车道功能对称，对上述未尽研究瑕疵，未来作者将进一步补充完善细化各方面研究内容，结合车道功能差异（如左车道为超车道、限制货车行驶、限速值等实际规则）优化换道动机公式，分析其对事故路段通行能力的影响，提高研究结果准确性与通用性。同时，本研究也未充分考虑到信息传输延迟对研究实际效果的影响，未来将结合 V2X 通信延迟特性，进一步分析延迟对预警换道策略的影响。另外，由于本研究聚焦的小型车混驾场景不够全面，为使研究更具工程实际意义，作者将在后续研究中增加多种车辆类型，完善所提方法模型的实际工程效果。最后，由于实际人机混驾交通数据尚不充分，本研究目前尚均基于理论假设和仿真实验展开，后续将通过实地数据进一步验证模型，并对模型进行实际工程化改进与验证。

参考文献

[1] 2024 全球自动驾驶技术发展报告[R]. 北京：中国汽车工程学会，2024
Global autonomous driving technology development report 2024[R]. Beijing: China Society of Automotive Engineers, 2024

[2] 张林青，刘鑫宇，崔飞，等. 混合交通流中自动驾驶车辆比例对交通效率的影响[J]. 河南科技，2022，41(9)：14
Zhang Linqing, Liu Xinyu, Cui Fei, et al. Effect of the proportion of autonomous vehicles in mixed traffic flow on traffic efficiency[J]. Henan Science and Technology, 2022, 41(9): 14

[3] 白靖宇. 车联网技术在交通拥堵治理中的应用[J]. 黑龙江科学，2019，10(18)：156
Bai Jingyu. Application of internet of vehicles technology in traffic congestion management[J]. Heilongjiang Science, 2019, 10(18): 156

[4] Kitajima S, Chouchane H, Antona-Makoshi J, et al. A nationwide impact assessment of automated driving systems on traffic safety using multiagent traffic simulations[J]. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 2022(3): 302

[5] Jing D, Yao E, Chen R. Moving characteristics analysis of mixed traffic flow of CAVs and HVs around accident zones[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2023, 626: 129085

[6] Petrović D, Mijailović R M, Pešić D. Persons with physical disabilities and autonomous vehicles: the perspective of the driving status[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2022, 164: 98

[7] Severs R, Wu J, Diels C, et al. Imagining an inclusive future for shared autonomous vehicle interiors: a participatory design workshop study[C]//Adjunct Proceedings of the 14th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications. 2022: 73

[8] Jiang Z, Wang Y, Wang J, et al. Evaluation of connected and autonomous vehicles for congestion mitigation: an approach based on the congestion patterns of road networks [J]. Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, 2024, 150(4): 04024007

[9] Huda F Y, Currie G, Kamruzzaman M. Understanding the value of autonomous vehicles—An empirical Meta-synthesis[J]. Transport Reviews, 2023, 43(6): 1058

[10] Du Y, Makridis M A, Tampère C M J, et al. Adaptive control with moving actuators at motorway bottlenecks with connected and automated vehicles[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2023, 156: 104319

[11] Ma Y, Wang J. Energetic impacts evaluation of eco-driving on mixed traffic with driver behavioral diversity[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2020, 23(4): 3406

[12] Jacquelin F, Bae J, Chen B, et al. Connected and autonomous vehicle cohort speed control optimization via neuroevolution[J]. IEEE Access, 2022, 10: 97794

[13] Shatanawi M, Mészáros F. Implications of the emergence of autonomous vehicles and shared autonomous vehicles: a Budapest perspective[J]. Sustainability, 2022, 14(17): 10952

[14] Ongel A, Loewer E, Roemer F, et al. Economic assessment of autonomous electric microtransit vehicles[J]. Sustainability, 2019, 11(3): 648

[15] Jiang Y, Yi Z, Xiao G, et al. Modeling the effect of the platoon size of CAVs on mixed traffic flow: a cellular automaton method [J]. Journal of Advanced Transportation, 2023, 2023: 1

[16] Coropulis S, Berloco N, Gentile R, et al. Traffic microsimulation for road safety assessments of vehicle automation scenarios: model comparison and sensitivity analysis [J]. Simulation modelling practice and theory, 2024, 130: 102868

[17] Yang W, Jiang S, Liao P, et al. Evaluation of car-following model for inland vessel-following behavior[J]. Ocean Engineering, 2023, 284: 115196

[18] Coropulis S, Berloco N, Gentile R, et al. Traffic microsimulation for road safety assessments of vehicle automation scenarios: model comparison and sensitivity analysis [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2024, 130: 102868

[19] Bekiaris L N. Nonlinear predictor-feedback cooperative adaptive cruise control of vehicles with nonlinear dynamics and input delay [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2024, 13(1): 46

[20] Miqdady T, Oña R, Casas J, et al. Studying traffic safety during the transition period between manual driving and autonomous driving: a simulation-based approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 6(13): 34

[21] 吕能超，王玉刚，周颖，等. 道路交通安全分析与评价方法综述[J]. 中国公路学报，2023，36(4)：183
Lü Nengchao, Wang Yugang, Zhou Ying, et al. Review of road traffic safety analysis and evaluation methods[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(4): 183

[22] Ma L, Qu S, Ren J, et al. Mixed traffic flow of human-driven vehicles and connected autonomous vehicles: string stability and fundamental diagram[J]. Math. Biosci. Eng., 2023, 20: 2280

[23] Azadi F, Mitrovic N, Stevanovic A Z. Estimation of delay and surrogate conflicts in automated network management using linear regression and multigene genetic programming [J]. Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, 2023, 149(1): 04022130

[24] Barman S, Bandyopadhyaya R. Crash severity analysis for mixed lane urban road considering shoulder distress condition using SEM and MARS model: a case study in Patna, India[J]. Innovative Infrastructure Solutions, 2024, 9(1): 20

[25] Shao Y, Han Z, Shi X, et al. Risk-informed longitudinal control in autonomous vehicles: a safety potential field modeling approach [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2024, 633: 129419

[26] Van Huy V, Hoang T N, Kubota H. Effects of risky bus driving behaviors on motorcyclists' and car drivers' traffic safety perceptions in mixed traffic flow[J]. Traffic Injury Prevention, 2025,25(3): 425

[27] Higashi K. Fuzzy cellular automaton with slow-to-start property[J]. Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics, 2024, 41(1): 407

[28] Nishida Y, Watanabe S, Fukuda A, et al. Fuzzy cellular automata with complete number-conserving rule as traffic-flow models with bottleneck[J]. Jsiam Letters, 2022, 14(6): 143

[29] 姬浩，李佩，苏兵，等. 事故车辆影响下的城市道路交通仿真研究[J]. 中国安全生产科学技术，2019，15(2)：25
JI Hao, LI Pei, SU Bing, et al. Simulation study of urban road traffic under the influence of accident vehicles[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2019, 15(2): 25