

控制与决策

Control and Decision

车道缩减路段自动车辆协同换道控制

张鞞, 李永, 刘涛, 陈曦

引用本文:

张鞞, 李永, 刘涛, 等. 车道缩减路段自动车辆协同换道控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(9): 2759–2768.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0845>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[车辆跟随控制策略的状态可达集建模及验证方法](#)

A modeling and verification method of state reachable set for vehicle following control strategy

控制与决策. 2021, 36(7): 1679–1685 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1562>

[基于Bertrand博弈的共享单车定价与投放联合策略研究](#)

Joint pricing and launching strategy for bike-sharing enterprises based on Bertrand game

控制与决策. 2021, 36(7): 1786–1792 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1638>

[基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划](#)

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization

控制与决策. 2021, 36(6): 1397–1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

[基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法](#)

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM

控制与决策. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

[基于混合整数规划的智能网联车冲突区时序优化模型](#)

Mixed integer programming model of scheduling for connected automated vehicles in a conflict zone

控制与决策. 2021, 36(3): 705–710 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0886>

车道缩减路段自动驾驶车辆协同换道控制

张韡[†], 李永, 刘涛, 陈曦

(长安大学汽车学院, 西安 710064)

摘要: 为了解决车路协同环境下城市道路车道缩减路段车辆强制换道导致的通行效率和安全问题, 基于博弈论思想提出一种自动驾驶车辆协同换道控制策略. 首先, 针对多车道缩减场景构建完全信息下的两方非合作博弈模型, 并依据整体合理性条件和个体合理性条件判定将其扩展为合作-非合作博弈转化模型; 然后, 在安全和效率收益函数中引入乘客行驶偏好, 以适应不同乘客的驾驶风格倾向性以及增强车辆换道的类人化决策; 接着, 利用收益等值思想求解博弈系统的纳什均衡和基于夏普利值进行收益分配以得到两种模型中博弈车辆的最优控制策略; 最后, 采用 SUMO/TraCI 与 Python 联合仿真方法对典型城市道路车道缩减场景进行实验验证. 实验结果表明: 基于两种博弈模型的协同换道控制策略在中高交通需求水平下均效果显著, 且在车道缩减区表现出显著的局部效应; 该控制策略不仅能够有效提升车道缩减路区的交通安全和通行效率, 还具有一定抑制交通震荡波的形成和传播、增加交通流稳定性的能力, 可为未来车路协同环境下的自动驾驶车辆强制换道控制提供借鉴.

关键词: 交通工程; 协同换道; 博弈论; 自动驾驶; 车道缩减路段

中图分类号: U491.54 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0845

引用格式: 张韡, 李永, 刘涛, 等. 车道缩减路段自动驾驶车辆协同换道控制 [J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2759-2768.

Cooperative lane change control for autonomous vehicles in lane reduction sections

ZHANG Wei[†], LI Yong, LIU Tao, CHEN Xi

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: To address the traffic efficiency and safety issues arising from mandatory lane-changing in lane reduction sections of urban roads within the vehicle-infrastructure collaboration environment, an automated vehicle cooperative lane-changing control strategy is proposed based on game theory concepts. A two-player non-cooperative game model with complete information is developed for a multi-lane reduction scenario. This model is expanded to include a transformation of cooperative-non-cooperative games, based on the overall reasonableness condition and individual reasonableness condition judgment. Passenger driving preferences are introduced into the safety and efficiency gain functions to accommodate the driving style inclinations of various passengers and enhance the human-like decision-making of vehicle lane changes. Subsequently, the concept of gain equivalence is used to resolve the Nash equilibrium of the game system and allocate revenue based on Shapley value to determine the optimal control strategy for the game vehicles in the two models. Finally, the joint simulation method of SUMO/TraCI and Python is employed to experimentally validate typical urban lane reduction scenarios. The experimental results demonstrate that the cooperative lane-changing control strategy, based on two types of game models, is effective in moderate to high traffic demand levels and exhibits significant local effects in the lane reduction zone. This control strategy not only effectively enhances traffic safety and efficiency in the lane reduction road zone but also has the capability to suppress the formation and spread of traffic shock waves, thereby increasing the stability of traffic flow. It can serve as a valuable reference for the mandatory lane-changing control of automated vehicles in the future vehicle-infrastructure collaboration environment.

Keywords: traffic engineering; cooperative lane-changing; game theory; autonomous vehicle; lane reduction section

收稿日期: 2024-07-16; 录用日期: 2024-12-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51978075).

责任编辑: 阳春华.

[†]通信作者. E-mail: zhweijx@chd.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

车道缩减情况在城市道路中普遍存在, 车道数量减少会引起通行能力的显著变化^[1], 尤其是在交通流量较大时, 车辆在车道缩减区以及上游路段会发生大量的强制换道和自由换道^[2], 易产生交通瓶颈和震荡^[3], 影响通行效率和行车安全. 因此, 为城市道路车道缩减路段构建一个可靠、高效的车辆级最优换道决策模型, 实现封闭车道多车辆协同换道控制, 可有效提高局部区域系统级的流动性和安全性.

传统交通环境下, 人类驾驶员因生理或心理的局限性, 难以在突发情况下做出最佳决策. 而智能交通系统, 特别是自动驾驶技术, 能够有效缓解交通堵塞和提升安全性^[4], 其中基于车路协同的自动驾驶车辆因其可支持动态信息的实时交互和协同决策控制^[5], 逐渐成为解决现有众多交通问题的研究热点.

自动车辆在行驶过程中主要存在跟驰和换道两种行为, 其中换道更为复杂, 需要考虑更多的因素, 但是, 通过精确建模可实现对自动车辆的微观决策与控制. 目前, 针对自动车辆的协同换道控制方法主要分为基于规则^[6]、基于学习^[7-8]和基于效用的换道模型^[9].

基于规则的换道模型通过已获取的信息确定是否换道以及换道时机. 这类模型的雏形可追溯至1986年, Gipps^[10]针对城市路况下的多种强制换道场景, 基于换道可行性、安全性等条件构建了车辆换道决策框架, 对后期诸多换道决策模型影响颇深, 但是该模型并未得到实例验证; Shi等^[11]基于V2X环境提出了一种高速公路匝道合流区协同变道策略, 该策略主要分为两步: 首先在主线内侧车道确定合适的换道间隙, 然后基于安全和效率原则选择外侧车道的换道车辆, 最后在仿真平台上验证了其有效性, 然而, 该策略直接作用于主线车辆, 而非匝道车辆, 属于间接的协同变道控制. 基于规则的换道模型通常依据换道意图和换道条件等规则进行换道决策, 模型简单清晰, 但是, 无法体现车辆在换道过程中的相互作用, 且准确性高度依赖于规则的合理设定.

基于学习的换道模型旨在提升决策准确度或识别精度^[12], 通过提取和分析车辆的换道行为特征来实现换道决策. Zhao等^[13]提出了一种基于强化学习的换道决策模型, 使用NGSIM数据集提取并在线校准多个真实换道特征, 在仿真平台上取得了良好效果; 此外, Jiang等^[14]将车辆换道决策问题表述为部分可观察马尔可夫决策过程(POMDP), 并采用RNN网络结构来确定目标车道后方车辆的对抗或合作意图概率, 最后使用深度Q值网络来求解具有全局期望最大收益的PODMP, 但是, 该模型在真实公路场

景合流案例数据集中的换道决策准确率偏低, 仍然需要进一步改进. 基于学习的换道决策方法理论上可通过学习各种交通场景下的换道行为, 实时做出系统级最优决策, 但是受限于复杂的驾驶情况, 应用存在较大挑战.

区别于上述两种方法, 基于效用的决策模型通常通过为车辆定义更加现实的成本或效用函数, 利用实时交通状态信息实现类人化的换道决策. 尤其是基于博弈论的换道决策模型, 由于能够充分体现车辆在换道过程中与周围车辆的相互作用, 得到了国内外众多学者的广泛关注. 如Kita^[15]首次将博弈论引入车辆换道建模中, 将合流区换道车辆与主线车辆间交互过程建模为两方非零和非合作博弈系统, 通过求解混合策略博弈的纳什均衡得出车辆的最优换道策略, 模型中博弈双方均为完全理性的假设恰好契合高级别自动驾驶车辆的特点, 使得基于博弈论的换道决策模型逐渐成为了研究热点; Talebpour等^[16]利用Harsanyi变换将不完全信息博弈转化为不完美信息博弈, 开发了互联环境下的协同换道博弈模型, 该模型可适用于自由换道和强制换道场景, 但是, 在其研究中并未明确定义收益函数以及考虑收益单位不一致问题, 这可能会导致模型在实际应用中的误差较大.

博弈论能够充分体现人类驾驶行为的复杂性, 描绘车辆在行驶过程中相互作用下的行为决策, 因此, 被视为一种极具潜力的类人化决策方法^[17]. 本文采用博弈论方法对自动车辆的换道决策展开研究, 以期为城市道路车道缩减路段的强制换道车辆构建一个可靠高效, 兼顾交通安全、通行效率和交通流稳定性的全局最优类人化换道决策模型. 但是基于上述文献综述, 目前关于自动车辆的协同换道控制的研究仍然存在以下不足:

1) 研究主要集中于高速公路匝道合流汇入, 而对于城市道路车道缩减路段的车辆强制换道问题研究较少, 可能会导致未来车路协同系统在该城市道路场景下缺乏可靠的换道决策依据, 难以设计出合理的协同换道控制算法, 从而影响自动驾驶车辆的安全性、流畅性和驾驶体验;

2) 基于博弈论的换道模型研究场景较为简单, 多为双车道道路, 且构建的非合作博弈系统仅考虑车辆级最优决策, 忽略了个体决策对整体交通状况的影响;

3) 多数研究在设计收益函数时, 侧重于扩展影响因素的数量, 而对于各决策因素的权重处理则多依赖于经验设定固定值. 与此同时, 这些研究较少考虑不同驾驶人间的驾驶风格差异, 或同一驾驶人在

不同交通条件下驾驶风格的变化, 导致决策模型在面对驾驶风格的动态切换时缺乏足够的适应性。

鉴于此, 本文选取城市道路中更具代表性的多车道缩减情况, 即三车道缩减为双车道作为研究场景. 基于车路协同环境, 提出一种动态集中式与泛在分布式相结合的自动车辆协同换道控制策略. 首先, 该控制策略根据不同交通条件, 建立非合作博弈模型或合作-非合作博弈转化模型; 然后, 在博弈系统的收益函数设计中考虑安全、时空效率, 同时引入乘客行驶偏好; 接着, 车辆根据实时交通环境信息动态调整换道安全性与效率的权重分配, 进行类人化权衡决策; 最后, 通过求解纳什均衡或特征函数以及夏普利权利指数来确定博弈车辆的最佳控制策略. 仿真验证结果表明, 所建立两种博弈模型在提升车道缩减路段通行效率以及通行安全的同时, 能够保障交通流的较高稳定性。

1 换道系统总体架构

1.1 研究场景及系统架构

本文的研究场景如图 1 所示 (以一次换道博弈为例). 处于缩减车道的自动车辆必须在最迟合流端点前完成强制换道, 否则需要停车等待伺机汇入. 车路协同控制区域即为协同换道控制策略的有效作用范围, 其长度的设定结合 V2V 与 V2I 通信距离的影响因素, 并参考文献 [10], 将其设定为 150 m.

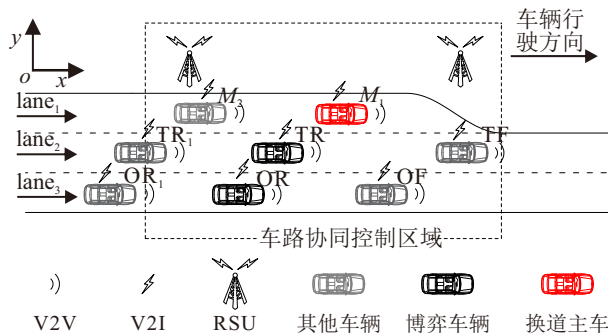


图1 研究场景

为了充分体现车-路-云智能协同, 本文设计该场景下的多车辆协同换道控制的系统架构. 该系统包括车载单元 (OBU)、路侧单元 (RSU) 和边缘云控平台 (以下简称平台). 其中: OBU 和 RSU 的信息感知模块负责获取车辆状态参数以及道路环境信息, 如车辆位置、速度、加速度、缩减车道位置以及各车道占用率等; 通信模块负责多边信息交互; 部署于路侧的平台则负责多源交通信息融合、存储、计算, 并发布车辆级最优行驶策略; 车辆终端控制执行机构则执行相关指令。

协同换道控制策略涉及到的车道和车辆包括: 缩减车道 (lane_1) 的换道车辆 M_1 , 目标车道 (lane_2)

中目标间隙的前车 TF、后车 TR 及其后车 TR_1 ; 以及第 2 目标车道 (lane_3) 中 TR 目标间隙的前车 OF、后车 OR 及其后车 OR_1 .

1.2 协同换道控制流程

在实现车辆协同换道控制时, 本文假设路网中行驶的车辆均为支持车路协同的标准小汽车, 自动驾驶级别为 L4 及以上。

协同换道系统的动态控制流程如下: 当缩减车道车辆进入协同区域后, 随即产生向右换道意图, 车辆终端根据交互信息判断目标车道是否存在目标间隙, 若存在, 则立即向平台发送协同换道请求; 若不存在, 即当目标车道上没有目标前车或后车时, 则车辆的换道时机将由其终端或驾驶员自主决定. 平台接收请求后, 根据协同区域内的完全信息, 依次进行最小换道安全距离判定和最大间隙阈值判定, 即判断目标间隙能否满足车辆安全跟驰和换道博弈的必要性. 若目标间隙满足最小换道安全距离要求, 则流程继续; 若不满足, 则重复上述流程. 若目标间隙大于最大间隙阈值, 则车辆自主换道; 否则, 平台将基于换道博弈决策模型计算并发布博弈车辆的行驶策略, 博弈车辆根据策略执行相应动作。

在协同区域内, 车辆在未接收到特定行驶策略时, 将保持正常状态行驶; 当无合适的汇入间隙时, 车辆在最迟换道点位前减速直至停车。

2 车辆协同换道博弈决策模型

本文提出了一种结合动态集中式与泛在分布式的协同决策与控制机制, 其中多个车辆的策略选择、博弈演化和决策过程由路侧平台统一完成, 而一般的换道决策由车辆终端自主制定, 最终行驶策略则由车辆执行. 本节主要研究车辆协同换道博弈决策模型, 不讨论车辆的自行换道决策。

在车路协同环境下, 平台能够掌握协同区域内所有博弈参与者的特征、策略空间和收益函数, 因此, 车辆间的行驶策略博弈可视为同时进行, 即所建立博弈模型均为完全信息静态博弈。

2.1 两方非合作博弈模型

2.1.1 换道博弈特性分析

换道准备阶段, 换道车辆需要综合评估当前交通环境下周围车辆的行驶状态和道路信息. 换道过程中, 与其存在潜在冲突的车辆包括目标车道邻近间隙的前车和后车. 普遍认为目标前车已与前方车队形成较为稳定的跟驰状态^[18], 不太可能与换道车辆产生协作关系; 而目标后车作为影响车辆换道行为的决定性因素, 可能会与换道车辆合作配合其换道。

在车道缩减路段, 自动车辆的强制换道行为为本

质上是换道车辆与目标后车对目标车道利用权的竞争. 因此, 本文通过构建两方非合作博弈模型实现车辆的协同换道控制. 由于不同时刻下的博弈车辆组合具有相同的换道和博弈特性, 为便于表述, 本文以图1所示的换道主车 M_1 和目标后车 TR 为例, 上述博弈系统的形式化描述以及相关定义如下: 参与者的有限集: $N = \{M_1, TR\}$; 策略集: $S = \{S_i, i \in N\}$, 其中 $S_{M_1} = (x_1, x_2)$, 表示 M_1 在目标间隙满足条件时选择换道或继续保持原车道行驶; $S_{TR} = (y_1, y_2)$, 表示 TR 在同一博弈决策时刻选择减速让行或不让行; 收益函数: $U = \{U_i, i \in N\}$.

2.1.2 车辆博弈收益分析

在协同区域内, 不同车道车辆的行驶需求不同, 为了明确定义收益函数并统一度量, 需要综合考量车辆行驶安全性和效率两个方面的博弈收益. 换道主车 M_1 必须在缩减车道最迟换道点位前完成向右换道, 否则将减速停车等待伺机汇入. 其在策略选择时, 既要避免与目标车道的车辆产生交通冲突, 又要尽可能提高行驶效率. 故 M_1 的综合收益函数定义为

$$U_{M_1}^{(t)} = \alpha U_{M_1E}^{(t)} + (1 - \alpha) U_{M_1S}^{(t)}. \quad (1)$$

其中: t 为某一决策时刻, U_{M_1E} 、 U_{M_1S} 分别为 M_1 的效率收益和安全收益, α 为 M_1 的乘客行驶偏好.

在以往研究中, 决策因素通常基于经验赋予固定权重, 这在一定程度上简化了模型构建和求解, 但是未考虑不同驾驶人的驾驶期望. 在实际应用中, 这可能会导致无法取得理想效果. 虽然自动驾驶车辆的常规驾驶操作由自动化系统完成, 且该过程已逐步增强甚至替代人类驾驶员, 但是仍然应遵循传统驾驶环境下的行驶特性, 以保障乘客的乘坐舒适性. 因此, 本研究引入乘客行驶偏好, 使得车辆能够根据实时交通环境动态调整博弈决策中安全收益和效率收益的权重, 从而实现拟人化决策, 以适应不同驾驶风格并满足个性化驾驶需求.

根据 M_1 的乘客期望, 即车辆在保证安全行驶的条件下, 位置越靠近最迟换道点位, 乘客越倾向于尽早完成换道以避免停车或不安全的强制换道. 设定 M_1 的行驶偏好为

$$\alpha = \min \left\{ \max \left\{ \gamma \frac{L_{\max} - \Delta L}{L_{\max} - L_{\min}}, 0.3 \right\}, 0.7 \right\}. \quad (2)$$

其中: γ 为 M_1 的效率系数, ΔL 为 t 决策时刻车辆至最迟合流端点的距离, L_{\max} 为车辆最早换道点位距合流端头的距离, L_{\min} 为车辆距合流端头的最小期望换道距离.

M_1 的安全收益与目标车道可行换道间隙前后车的纵向间距、速度差相关, 将其表示为

$$U_{M_1S-ij}^{(t)} = \frac{\Delta L_f - G_0}{|v_{TF}^{(t)} - v_{M_1}^{(t)}| + \vartheta_1} + \frac{\Delta L_r - G_0}{|v_{M_1}^{(t)} - v_{TR}^{(t)}| + \vartheta_1}. \quad (3)$$

其中: i, j 分别为博弈双方的可选策略, ΔL_r 、 ΔL_f 分别为 TF、TR 与 M_1 间的纵向间距, v_{M_1} 、 v_{TF} 、 v_{TR} 分别为 M_1 、TF、TR 的瞬时速度, G_0 为车辆间的最小纵向安全间距, ϑ_1 为 M_1 的安全收益调节参数.

M_1 的效率收益包括空间、时间效率收益. 空间效率描述为位于缩减车道的换道车辆期望向右侧相邻车道完成强制换道, 但是过早换道会降低原车道的空间占有率, 增加目标车道的占有率, 且不仅损失了在原车道的通行效率, 还降低了目标车道后方车流的通行效率. 此外, 换道车辆也不能持续在缩减车道行驶, 随着车辆距最迟合流端点的距离不断减小, 换道时机逐渐减少, 能够在停车前顺利换道的不确定性增加. 时间效率则与换道车辆由当前位置换道至目标车道的的时间有关. 故 M_1 的效率收益为

$$U_{M_1E-ij}^{(t)} = \rho \frac{\Delta L Q_1}{v_{M_1}^{(t)} Q_2 T + \mu}, \quad (4)$$

$$Q_i = \frac{nl_0}{L}, \quad i = 1, 2. \quad (5)$$

其中: Q_1 、 Q_2 分别为 t 决策时刻点协同区域内当前车道以及目标车道的空间占有率, T 为 M_1 的换道时间, ρ 为 M_1 的效率收益调节参数, μ 为平滑参数, n 为协同区域内车道上的车辆数, l_0 为车辆长度, L 为协同区域长度. 同理, TR 的综合收益为

$$U_{TR}^{(t)} = \beta U_{TRE}^{(t)} + (1 - \beta) U_{TRS}^{(t)}. \quad (6)$$

这里: U_{TRE} 、 U_{TRS} 分别为 TR 的效率收益和安全收益, β 为 TR 的乘客行驶偏好.

根据主线车辆的乘客期望特征, 即当前车道越拥堵越不希望其他车辆加塞, 而侧重于追求自车的通行效率, 设定 TR 的乘客行驶偏好为

$$\beta = \min \left\{ \max \left\{ \frac{\delta nl_0}{\Delta L + \Delta L_r + l_0}, 0.3 \right\}, 0.7 \right\}. \quad (7)$$

其中: δ 为 TR 的效率系数, n 为目标车道上 TR 车头距最迟合流端点间的车辆数, l_0 为车长.

TR 的安全收益主要受到 M_1 与 TR_1 间的纵向间距和速度差的影响, 故其安全收益可描述为

$$U_{TRS-ij}^{(t)} = \frac{\Delta L_r - G_0}{|v_{M_1}^{(t)} - v_{TR}^{(t)}| + \vartheta_2} + \frac{\Delta L_{r1} - G_0}{|v_{TR_1}^{(t)} - v_{M_1}^{(t)}| + \vartheta_2}. \quad (8)$$

其中: ΔL_r 为 TR 与 TR_1 间的纵向间距, v_{TR_1} 为 TR_1 的速度, ϑ_2 为 TR 的安全收益调节参数.

TR 的效率收益主要与其在不同决策下由当前位置至行驶过最迟换道点位的时间相关, 故表示为

$$U_{TRE-ij}^{(t)} = \frac{\varepsilon}{v_{TR}^{(t)}} (t_{TR} - t_{TRx}). \quad (9)$$

其中: t_{TRx} 为TR自当前位置驶过最迟合流端点的期望时间, t_{TR} 为TR以决策时刻点的速度匀速驶过最迟换道点位所需时间, ε 为TR的效率收益调节参数.

2.1.3 模型求解

考虑到上述策略式博弈中各项收益的权重不同, 可能会导致不存在纯策略的纳什均衡. 因此, 本文引入随机性来解决此类问题, 在纯策略的基础上配以相应的权重, 将其转换为混合策略博弈, 即在一次博弈中, M_1 和TR将以某种概率随机选择各自的纯策略. 故参与者 i 对应策略集上的概率分布可定义为

$$\Delta(S_i) = \left\{ p_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ij}\}, \sum_j p_{ij} = 1 \right\}, \quad (10)$$

其中 p_{ij} 为参与者 i 选择策略 j 的概率, 则参与者 i 的期望收益为

$$U_i = \sum_{s_j \in S_i} p(s_j) \cdot u(s_j). \quad (11)$$

这里: s_j 为参与者选择的策略, $p(s_j)$ 、 $u(s_j)$ 分别为参与者选择策略 s_j 的概率和收益.

基于上述 M_1 和TR的博弈分析和建立的收益函数, 构建混合策略博弈收益矩阵, 且定义 M_1 选择纯策略 x_1 和 x_2 的概率分别为 p 和 $1-p$, TR选择纯策略 y_1 和 y_2 的概率分别为 q 和 $1-q$, 则 M_1 选择纯策略 x_1 和 x_2 的期望收益分别为

$$\begin{cases} U(x_1) = q \cdot u_{M_1}(x_1, y_1) + (1-q) \cdot u_{M_1}(x_1, y_2), \\ U(x_2) = q \cdot u_{M_1}(x_2, y_1) + (1-q) \cdot u_{M_1}(x_2, y_2). \end{cases} \quad (12)$$

同理, 可得到TR的期望收益为

$$\begin{cases} U(y_1) = p \cdot u_{TR}(x_1, y_1) + (1-p) \cdot u_{TR}(x_2, y_1), \\ U(y_2) = p \cdot u_{TR}(x_1, y_2) + (1-p) \cdot u_{TR}(x_2, y_2). \end{cases} \quad (13)$$

最后, 基于收益等值思想求解混合策略纳什均衡状态, 即博弈参与者通过概率分布对不同策略进行混合选择, 使得其他参与者没有动机单方面改变自己的策略. 之后, 基于纳什均衡即可确定博弈双方的最优策略组合.

2.2 合作-非合作博弈转化模型

上述两方非合作博弈模型仅考虑将缩减车道换道主车与相邻车道目标后车纳入博弈系统, 博弈双方均是追求个体收益最大化, 无法保证整体博弈系统的收益提升. 因此, 本文进一步将换道博弈的参与者由两方扩展为三方, 将第2目标车道 (lane₃) 目标车辆OR纳入博弈系统, 即 $N = \{M_1, TR, OR\}$, 并扩充TR的策略空间, 构建三方合作博弈模型.

2.2.1 换道博弈特性分析

车路协同环境下, 参与博弈的车辆均是完全理

性的, 动态集中式的协同决策与控制机制保障了车辆联盟的形成以及收益分配的强制性和公正性. 因此, 可将本文场景中的强制换道车辆与其他车道相关车辆间的博弈关系视作合作博弈. 在集体理性下通过联盟的形成和协作最大程度地提升车道缩减区域整个交通系统的效率和安全性.

以图1所示的车辆为例, 在某一决策时刻下, 将 M_1 、TR、OR三辆车视为三方合作博弈系统. 在该合作博弈模型中, 三方的博弈特性不再类似于两方非合作博弈中的直接互动, 而是通过间接影响机制实现相互作用. 具体而言, M_1 的换道策略选择不再直接取决于与TR的单一博弈结果, 而是间接受到TR与OR间相互作用的影响. TR在决策过程中需要在自身利益与OR策略间进行权衡, 并不断地根据OR的行为进行策略调整. 同时, TR与OR间的博弈关系通过信息传递和策略调整相互反馈, 形成动态的策略平衡.

合作博弈系统的形式化描述和相关定义与非合作博弈相似, 唯一的区别在于TR的策略空间多出一项, $S_{TR} = (y_1, y_2, y_3)$, 即换道避让配合 M_1 换道; 且OR的策略集为 $S_{OR} = (z_1, z_2)$, 其含义与TR原始策略一致; $\forall M \subseteq N$, 称 M 为 N 的一个联盟. 因此, 三方合作博弈系统中共存在 $2 \times 3 \times 2$ 种不同局势组合.

2.2.2 车辆博弈收益分析

合作博弈系统中 M_1 和OR的收益函数分别与非合作博弈系统中 M_1 和TR相似, 只需更改角标变量即可, 不再赘述, 分别记为 U_{M_1S} 、 U_{M_1E} 、 U_{ORS} 、 U_{TRE} ; TR在基础策略空间下对应的收益函数也同前; 但是选择换道避让时的收益函数有所变化, 即

$$U_{TRS^*} = \frac{\Delta L_{f^*} - G_0}{|v_{OF}^{(t)} - v_{TR}^{(t)}| + \vartheta_1} + \frac{\Delta L_{r^*} - G_0}{|v_{TR}^{(t)} - v_{OR}^{(t)}| + \vartheta_1}, \quad (14)$$

$$U_{TRE^*} = \rho \frac{\Delta L^* Q_2}{v_{TR}^{(t)} Q_3 T + \mu}. \quad (15)$$

其中: ΔL_{f^*} 、 ΔL_{r^*} 分别为TR作为换道车辆时与OF以及OR间的纵向间距, ΔL^* 为TR距最迟合流端点的距离, Q_3 为 t 决策时刻点协同区域内TR的目标车道占有率.

2.2.3 合作-非合作博弈转化

理论上, 参与合作博弈的3辆车可自行合作协调, 但是基于本文的核心内容, 不对所有的联盟形式进行研究, 而设定只有 M_1 和TR共同参与协作的联盟才能够被实现, 即 $M_1 \cup TR$ 是“获胜联盟的关键加入者”. 具体而言, M_1 欲成功换道存在两种方案: 1) M_1 与TR组成联盟, TR保持当前车道减速避让, 配合 M_1 换道 (两方非合作博弈模型); 2) M_1 、TR与

OR组成大联盟, TR换道至最右侧车道, 且OR减速避让配合TR换道(三方合作博弈模型).

3辆车能否组成有效的联盟合作博弈系统进行协同换道控制, 取决于上述两种联盟合作是否满足整体合理性条件和个体合理性条件. 对于前者的判定, 本文采用 β -特征函数法构建各联盟的特征函数, 以对各博弈参与者的收益函数进行超可加性处理, 如下所示:

$$\mu_\beta(M) = \min_{N \setminus M} \max_M \sum_{i \in M} u_i(s_M, s_{N \setminus M}), \quad (16)$$

$$\mu_\beta(N) > \mu_\beta(\{M_1, TR\}). \quad (17)$$

其中: μ_β 为特征函数; $N \setminus M$ 为联盟 M 的互补联盟, 且约定 $u(\{\emptyset\}) = 0$. 然后, 计算所有联盟在不同局势下的总收益, 并判断上述两种局势收益的大小关系.

对于后者的判定, 根据夏普利权利指数对大联盟各成员进行收益分配, 判断分配所得收益是否不小于其单独行动的收益. 博弈参与者 i 从总体收益 $u(N)$ 所分得的收益为

$$\varphi_i(u) = \sum_{i \in N} \frac{[(|M|-1)!(n-|M|)!]}{n!} \times \Delta u_\beta. \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \Delta u_\beta &= u_\beta(M) - u_\beta(M \setminus \{i\}), \\ \varphi_i(u) &\geq u_\beta(\{i\}), \quad i \in N. \end{aligned} \quad (19)$$

其中: $\varphi_i(u)$ 为参与者 i 在联盟 M 中的夏普利值, $|M|$ 等于联盟 M 的成员数量, n 为大联盟成员数量. 当式(17)和(19)同时满足时, 3辆车即可形成大联盟结构形式进行换道协作, 同时方案2)即为车辆最优行驶策略. 此时, 平台将该决策时刻下的行驶策略组合发送至相关车辆; 否则, 由平台将该场景下的车辆强制换道汇入问题退化为两方非合作博弈模型, 即第2目标车道(lane₃)上的相关车辆不参与换道博弈, 利用第2.1节建立的非合作博弈模型对相关车辆进行协同换道控制.

3 仿真实验

3.1 仿真场景搭建及参数设定

本文采用SUMO仿真软件构建如图1所示的测试场景, 通过Python编程和SUMO的交通控制接口(TraCI)实现模型算法的嵌入和车辆控制, 以验证基于博弈论的协同换道控制策略的可行性和有效性.

将车道缩减路段划分为协同控制段 T 、上游段 R 和下游段 F 三个部分. 结合城市道路车道缩减路段的交通特性, T 设定为150 m, 包括车道缩减过渡段50 m及其上游100 m, 合流端头上游150 m处作为最早换道点. R 和 F 长度分别设置为150 m和100 m,

路段总长度400 m.

仿真实验设置为3组: 实验A作为对照组, 采用LC2013换道模型(策略A); 实验B采用非合作博弈模型(策略B); 实验C采用合作-非合作博弈转化模型(策略C). 3组实验中的车辆跟驰模型均采用Krauss模型.

由于本研究基于全自动驾驶环境, 缺乏实证数据, 博弈决策模型的参数取值主要参考实际调研数据和以往研究的建议^[10,19], 并结合实际驾驶行为进行合理设定. 主要仿真参数设置如下: 道路最高限速为 $v_{\max} = 18.33$ m/s, 最早换道距离为 $L_{\max} = 150$ m, 最小期望换道距离为 $L_{\min} = 20$ m, 博弈所需的最大、最小距离分别为 $G_{\max} = 80$ m、 $G_{\min} = 15$ m, 仿真时长为 $t = 600$ s, 仿真以及决策步长为 $\Delta t = 0.1$ s, 换道时间为 $T = 3$ s, 车辆长度为 $l_0 = 5$ m, 最大、最小加速度分别为 $a_{\max} = 2$ m/s²、 $a_{\min} = 4$ m/s², 纵向最小安全间距为 $G_0 = 2$ m, 换道主车效率系数 γ 、安全收益调节参数 ϑ_1 、效率收益调节参数 ρ 分别为0.9、10、3, 平滑参数为 $\mu = 0.001$, 目标后车效率系数 δ 、安全收益调节参数 ϑ_2 、效率收益调节参数 ε 分别为2、40、10.

3.2 仿真结果及分析

3.2.1 交通需求与控制策略的关系

由于换道博弈决策模型输出的车辆行驶策略组合与博弈收益函数中的车道占有率相关, 为了分析交通量对协同换道控制策略效果的影响, 实验设计中按照交通需求由低至高设置了5组实验, 具体设置如表1所示.

表1 各车道加载交通量

车道	交通量/(veh/h)				
lane ₁	640	800	960	1120	1280
lane ₂	800	1000	1200	1400	1600
lane ₃	1000	1200	1400	1600	1800

根据表1所示的交通量(单位veh/h, 交通需求等级以lane₃加载交通量为准), 对3组实验分别进行5次模拟, 统计每组实验在不同交通需求下的平均速度和严重交通冲突数量, 以便进行后续分析.

图2为3组实验在不同交通需求下的平均速度对比. 图2结果表明, 随着交通需求的增加, 3组实验的平均速度均呈下降趋势, 但是下降幅度和平均速度水平存在较大差异. 其主要原因是车流量增加导致道路上的车辆密度增大, 行驶条件受限, 导致车速降低. A组的5个平均速度均处于最低水平, 且随着车流量的增加, 下降趋势最为明显, 从1000 veh/h时

的约 17 m/s 下降至 1800 veh/h 时的 11 m/s 左右. 相比之下, B 组与 C 组的平均速度水平相对较高, 随车流量增加仅小幅下降. 即使在 1800 veh/h 时, 平均车速也可达到约 13 m/s, 且 C 组整体表现优于 B 组. 这一结果表明对相关车辆进行协同控制, 可使得换道主车在合适的换道时机提前换道, 能够避免多车同时过早换道或停车等待汇入, 显著提高了整体交通流的平均速度.

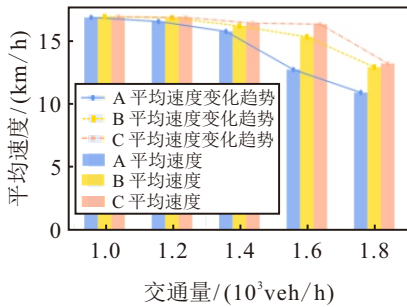


图2 不同交通需求下的平均速度对比

综上, 策略 B 和策略 C 均能够有效提升车道缩减路段的交通流运行速度, 尤其在中高交通量下提升效果更加显著, 这与文献 [20-21] 中的研究结论相一致.

为了突出所提出控制策略对交通效率的具体改善效果, 以交通量为 1600 veh/h 为例, 选取平均行程速度和平均行程时间作为交通效率的表征指标. 3 组

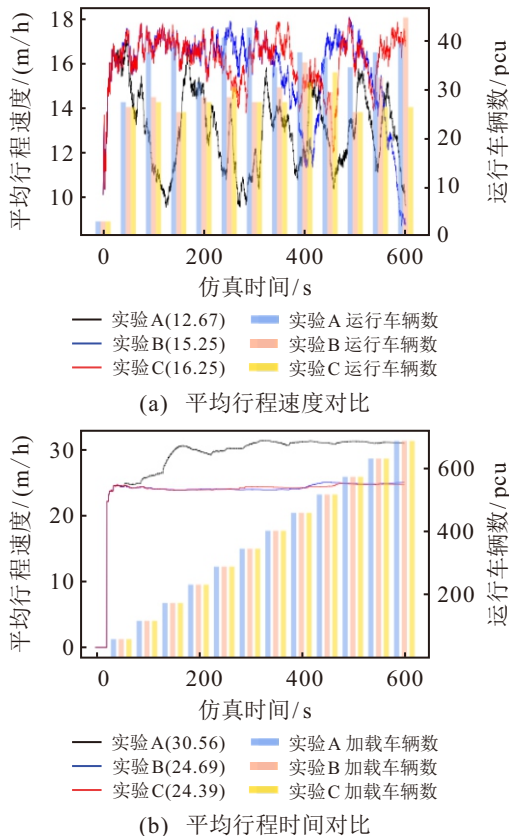


图3 车辆通过车道缩减路段的通行效率对比

实验中, 车辆通过车道缩减路段的通行效率对比如图 3(a) 和图 3(b) 所示, 图例括号中的数字表示各组平均值.

由图 3(a) 可见: 3 组实验在相同的仿真时间段内, 路段上运行的车辆数量总体接近, 但是, 策略 A 的车流平均速度多在低速范围内波动, 平均速度仅为 12.67 m/s; 相比之下, 策略 B 和策略 C 的车流速度在整个仿真时间内总体保持在较高水平, 且策略 C 的效果更优, 平均速度达到 16.25 m/s, 较对照组提升了 28.26%.

图 3(b) 则展示了采用策略 B 和策略 C 后, 车辆通过整个车道缩减路段的平均行程时间显著减少. 具体而言, 对照组的平均时间为 30.56 s, 而策略 B 和策略 C 分别减少了 19.21% 和 20.19%.

为进一步分析协同换道控制策略在交通安全方面的表现, 本文做出如下假设: 车辆均为平稳换道, 换道过程中的冲突风险主要来自追尾碰撞, 暂不考虑侧向冲突风险, 并将 TTC 作为交通冲突风险的量化指标, 以评估协同换道控制策略对整体交通流安全性的影响, 同时定义车辆 $TTC \leq 2 s$ ^[22] 为严重冲突.

图 4 为不同交通需求下的严重冲突数量对比. 如图 4 所示, 随着车流量增加, 3 组实验的严重冲突数量总体呈上升趋势, 符合交通工程学中的基本规律. 尽管在较低车流量下, 策略 B 和策略 C 的安全提升效果有限, 但是随着交通需求水平的增加, B 组和 C 组的严重冲突数量显著减少. 特别是在 1600 veh/h 时, B 组的严重冲突数量为 68 次, C 组为 40 次, 而 A 组则高达 158 次. 这表明, 策略 B 和策略 C 在提升交通安全方面表现出了显著的效果. 这归因于构建博弈模型的安全收益函数时, 同时考虑了换道车辆与目标前车和后车的纵向间距以及速度差, 从而确保了换道安全性.

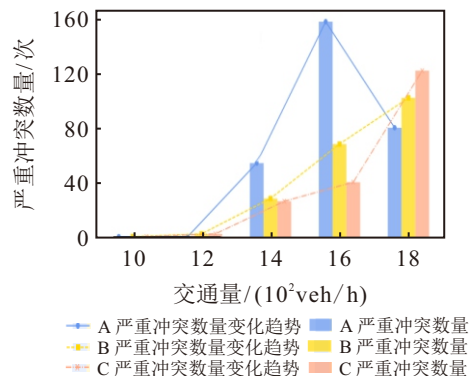


图4 不同交通需求下的严重冲突数量对比

此外, 图 4 显示出与图 2 不同的规律, 即随着车

流量的持续增加,对照组的严重冲突数量并未如预期上升,反而有所下降,同时B组和C组的严重冲突数量也出现了大幅增加.这可能是因为当车流量增大到一定程度后,各车道趋于饱和状态,车辆间形成小间隙的无差速稳定跟驰状态,导致急加速、急减速和换道行为的减少,从而间接减少了交通冲突的发生.但是B组和C组未出现这一现象,推测是由于协同换道控制存在一定的滞后效应,进一步体现了控制策略在提升交通安全方面的能力.

图5为交通量为1600 veh/h时3组实验的碰撞时间分布情况.相较于策略B与策略C,对照策略下的交通冲突总数和严重冲突的数量更多.从交通冲突的时空分布来看,采用协同换道控制策略可有效减少0~400s仿真时间段内的交通冲突.原因可能是在较高交通流量下,所提出控制策略能够通过多条车道多个车辆间的协作合理地提前诱导车辆换道,从而对交通震荡波的形成或传播产生一定抑制作用.特别是策略C在这方面的优势更为明显.

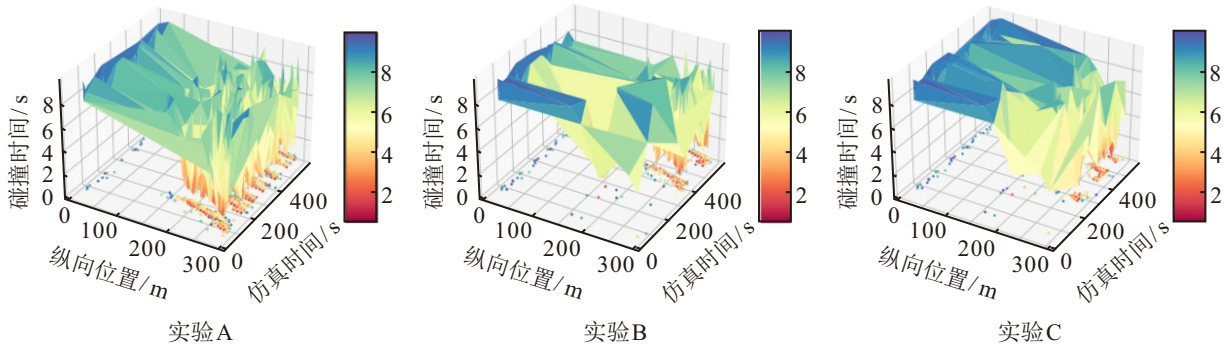


图5 碰撞时间对比

综上所述,在交通需求较低时,各车道的通行能力充足,车辆间距较大,行驶条件较为宽松,此时,协同换道控制策略对缩减路段的整体交通运行影响不大.而在中高交通流量下,该控制策略可显著提高缩减路段的通行效率和交通安全.

3.2.2 不同路段与控制策略的关系

在搭建仿真场景时,本文将车道缩减路段划分为协同控制段、上游段和下游段,其中协同换道控制策略直接作用于协同控制段.为了分析控制策略对于不同路段的交通运行影响,本文以交通量为1600 veh/h为例,统计了3条车道8个路段的平均行驶速度和总损失时间,结果如表2和表3所示.

由表2可见,在3组实验中,车道缩减区域下游路段的平均行驶速度明显高于其他两个路段,且lane₁和lane₂的协同控制段速度下降最为显著,B组和C组中也呈现类似规律.这主要是因为缩减车道的

车辆需要在协同控制段向右侧主线车道换道, lane_{1_T}和lane_{2_T}作为车辆合流区域,受换道行为影响最大,从而导致平均速度下降幅度最为显著.在高车道密度条件下频繁地换道行为会导致后方车辆减速,增加整体交通流的扰动,这种波动会向上游车流传递^[23],从而导致上游路段平均速度下降.相比之下,下游路段车辆间已形成较为稳定的跟驰状态,受换道合流影响程度有限.

与对照组相比,策略B和策略C在几乎所有路段上均能够提高平均行驶速度,且策略C的提升效果优于策略B.虽然控制策略对上游和下游路段的提升效果相对有限,但是在lane_{1_T}和lane_{2_T}路段的提升幅度尤为显著,提升幅度均超过60%.具体而言,策略C将lane_{1_T}和lane_{2_T}的平均行驶速度从对照组的5.55 m/s和8.62 m/s分别提升至11.78 m/s和16.73 m/s,分别增长了112.25%和94.08%.

表2 各路段平均行驶速度对比

交通量 (veh/h)	控制方式	lane _{1_R}	lane _{2_R}	lane _{3_R}	lane _{1_T}	lane _{2_T}	lane _{3_T}	lane _{2_F}	lane _{3_F}
1600/	A	14.67	14.79	14.85	5.55	8.62	16.89	16.19	18.15
1400/	B	14.82(+1.02%)	15.00(+1.42%)	14.78(-0.47%)	9.11(+64.14%)	14.88(+72.62%)	18.19(+7.70%)	17.58(+8.59%)	18.30(+0.83%)
1120	C	14.69(+0.14%)	15.04(+1.69%)	14.89(+0.27%)	11.78(+112.25%)	16.73(+94.08%)	17.95(+6.28%)	17.61(+8.77%)	18.25(+0.55%)

表3 各路段总损失时间对比

交通量 (veh/h)	控制方式	lane _{1_R}	lane _{2_R}	lane _{3_R}	lane _{1_T}	lane _{2_T}	lane _{3_T}	lane _{2_F}	lane _{3_F}
1600/	A	332.75	488.66	518.77	2142.24	2193.91	224.51	208.78	18.90
1400/	B	318.64(-4.24%)	448.81(-8.15%)	531.58(+2.47%)	650.87(-69.62%)	559.99(-74.48%)	18.51(-91.76%)	80.25(-61.56%)	3.22(-82.96%)
1120	C	330.40(-0.71%)	445.93(-8.74%)	511.21(-1.46%)	360.52(-83.17%)	217.46(-90.09%)	53.12(-76.34%)	74.81(-64.17%)	8.35(-55.82%)

由表 3 可见, 3 组实验在各路段总损失时间方面的表现规律与平均速度的提升效果类似. 不同之处在于, 协同换道控制策略对下游路段车辆损失时间的降低效应也较为显著, 降幅约为 55% ~ 83%. 这表明通过提升合流段的车辆行驶速度, 协同换道控制策略能够有效地降低下游路段的车辆延误.

在策略 A 下, $lane_1_T$ 和 $lane_2_T$ 的车辆总损失时间均超过了 2 100 s, 而在实施控制策略后, 损失时间显著降低. 特别是策略 C 的表现最为突出, 车辆总损失时间分别减少至 360.52 s 和 217.46 s, 降幅分别为 83.17% 和 90.09%.

3.2.3 交通流稳定性分析

基于博弈论的换道决策模型能够综合考虑交通安全和效率, 已验证其提升效果. 为了进一步探讨所提出控制策略对于整体交通流稳定性的影响, 本文以 1 600 veh/h 交通量为例, 提取并分析了 3 组实验中所有车辆的速度变化数据, 对比结果如图 6 所示.

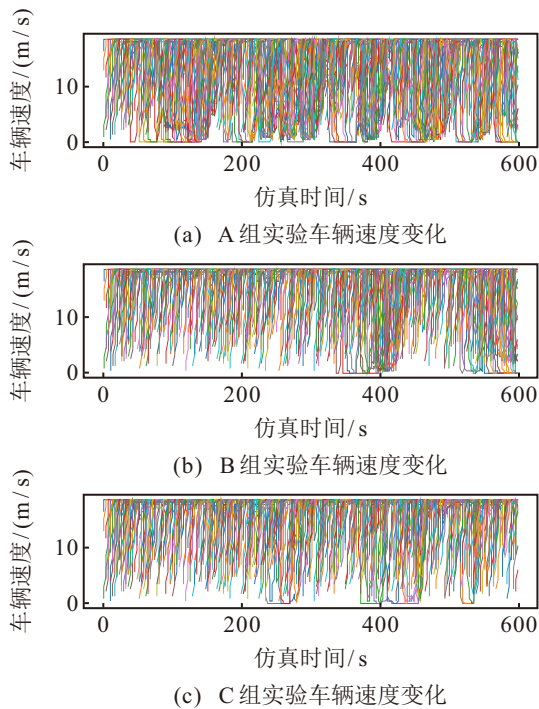


图6 车辆速度变化对比

在图 6 中, 不同颜色的曲线分别表示路段上不同车辆的速度变化情况. 由于仿真中设置车辆以随机速度进入路网, 各曲线的起始速度有所不同. 但是受道路最高限速的约束, 所有车辆的速度上限均为 18.33 m/s. 在理想情况下, 车流应均匀分布, 不会出现车辆聚集或分散现象. 同时图 6 显示, 采用策略 A 的车流中明显存在交通震荡, 这主要是由车辆不合理地加速、减速和换道行为引起^[24]. 一旦产生交通波, 这些波动便会向车流上传播, 迫使其他车辆进一步加速、减速或停车, 形成恶性循环. 相比之下, 策

略 B 与策略 C 下的车流扰动现象明显减少, 且异常的停车次数和持续时间显著减少.

综上所述, 协同换道控制策略不仅有效显著提升了车道缩减路段的通行效率和交通安全性, 还在车流稳定性方面具有优势, 有助于减少交通波的生成和传播.

4 结 论

本文研究了城市道路车道缩减路段自动车辆的强制换道问题. 基于车路协同技术, 提出了动态集中式与泛在分布式相结合的协同决策与控制机制. 通过车辆换道博弈特性分析, 以行驶安全性和时空效率为指标设计了收益函数, 并引入了乘客行驶偏好动态调整权重分配, 建立了两方非合作博弈模型和合作-非合作博弈转化模型. 通过收益等值思想和夏普利值进行了模型求解, 输出不同模型下的车辆最优行驶策略. 仿真实验结果表明, 所提出协同换道控制策略在提升车道缩减路段的交通安全性、通行效率和交通流稳定性方面有显著效果. 但是模型中部分参数缺乏实例验证, 且在系统构建和模型设计时未完全考虑车辆换道中可能会出现侧向碰撞风险、通信延迟以及信息传输误差等问题, 这可能会导致仿真结果与真实交通环境存在一定差异. 后续研究将基于实际交通环境下的强制换道行为特征对模型参数进行标定, 并在博弈模型的安全收益函数设计中考虑引入横向间距等因素. 同时, 在模型评价中设计考虑纵向和侧向冲突风险的综合指标, 以提升模型的实际适用性. 此外, 未来研究将扩展至混合交通场景中的自动车辆协同换道控制研究, 以增强策略的泛化性能.

参考文献 (References)

- [1] 焦朋朋, 云旭, 安玉. 车路协同环境高速公路瓶颈车辆换道引导方法[J]. 重庆交通大学学报: 自然科学版, 2021, 40(11): 53-59.
(Jiao P P, Yun X, An Y. Guiding method of vehicles changing lane at highway bottleneck in cooperative vehicle infrastructure system[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University: Natural Science, 2021, 40(11): 53-59.)
- [2] Tajalli M, Niroumand R, Hajbabaie A. Distributed cooperative trajectory and lane changing optimization of connected automated vehicles: Freeway segments with lane drop[J]. *Transportation Research — Part C: Emerging Technologies*, 2022, 143: 103761.
- [3] Rezaei D, Aghayan I, Hadadi F. Studying perturbations and wave propagations by lane closures on traffic characteristics based on a dynamic approach[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2021, 566: 125654.
- [4] Chen C, Liu B, Wan S H, et al. An edge traffic flow detection scheme based on deep learning in an intelligent

- transportation system[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(3): 1840-1852.
- [5] 郭戈, 许阳光, 徐涛, 等. 网联共享车路协同智能交通系统综述[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2375-2389.
(Guo G, Xu Y G, Xu T, et al. A survey of connected shared vehicle-road cooperative intelligent transportation systems[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(11): 2375-2389.)
- [6] Jin C J, Knoop V L, Li D W, et al. Discretionary lane-changing behavior: Empirical validation for one realistic rule-based model[J]. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2019, 15(2): 244-262.
- [7] 黄帅, 孙棣华, 赵敏. T-CPS 下考虑人驾车行为影响的混行车辆协同控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(5): 1424-1432.
(Huang S, Sun D H, Zhao M. Cooperative control of mixed vehicles considering influence of human-driven vehicles behavior under T-CPS[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(5): 1424-1432.)
- [8] 杨达, 吕蒙, 戴力源, 等. 车联网环境下自动驾驶车辆车道选择决策模型[J]. *中国公路学报*, 2022, 35(4): 243-255.
(Yang D, Lyu M, Dai L Y, et al. Decision-making model for lane selection of automated vehicles in connected vehicle environment[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(4): 243-255.)
- [9] Xiong L, Cao L, Leng B, et al. Noncooperative-game-based intelligent vehicle decision method for lane-changing interactive behavior[C]. *Proceedings of the 34th Chinese Control and Decision Conference*. Hefei, 2022: 28-34.
- [10] Gipps P G. A model for the structure of lane-changing decisions[J]. *Transportation Research — Part B: Methodological*, 1986, 20(5): 403-414.
- [11] Shi Y J, Yu H, Guo Y J, et al. A collaborative merging strategy with lane changing in multilane freeway on-ramp area with V2X network[J]. *Future Internet*, 2021, 13(5): 123.
- [12] 裴玉龙, 傅博涵, 王子奇, 等. 引力理论框架下基于综合竞争力的自动驾驶拟人换道决策模型[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2024, 24(1): 66-80.
(Pei Y L, Fu B H, Wang Z Q, et al. Comprehensive competitiveness-based autonomous driving human-imitative lane-changing model under gravity theory[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2024, 24(1): 66-80.)
- [13] Zhao L, Farhi N, Christoforou Z, et al. Imitation of real lane-change decisions using reinforcement learning[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2021, 54(2): 203-209.
- [14] Jiang S H, Chen J Y, Shen M C. An interactive lane change decision making model with deep reinforcement learning[C]. *Proceedings of the 7th International Conference on Control, Mechatronics and Automation*. Delft, 2019: 370-376.
- [15] Kita H. A merging-giveway interaction model of cars in a merging section: A game theoretic analysis[J]. *Transportation Research — Part A: Policy and Practice*, 1999, 33(3/4): 305-312.
- [16] Talebpour A, Mahmassani H S, Hamdar S H. Modeling lane-changing behavior in a connected environment: A game theory approach[J]. *Transportation Research Procedia*, 2015, 7: 420-440.
- [17] 衣鹏, 潘越, 王文远, 等. 基于博弈论的多车智能驾驶交互决策综述[J]. *控制与决策*, 2023, 38(5): 1159-1175.
(Yi P, Pan Y, Wang W Y, et al. A review on interactive decision-making of multi-vehicle autonomous driving with a game theoretical perspective[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(5): 1159-1175.)
- [18] Sun K, Zhao X M, Gong S Y, et al. A cooperative lane change control strategy for connected and automated vehicles by considering preceding vehicle switching[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(4): 2193.
- [19] 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 M L, Ge Z Z, Wang C, 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.)
- [20] 曹丹妮, 吴建军, 屈云超, 等. 考虑自动车队强度的高速公路非常规瓶颈交通流控制策略研究[J]. *中国公路学报*, 2022, 35(3): 78-88.
(Cao D N, Wu J J, Qu Y C, et al. Analysis of traffic flow control strategy at non-recurrent bottleneck on freeway considering platoon intensity of connected and automated vehicles[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(3): 78-88.)
- [21] Xiang J, Wang Z W, Mi Q, et al. Cooperative lane-change control method for freeways considering dynamic intelligent connected dedicated lanes[J]. *Electronics*, 2024, 13(9): 1625.
- [22] He X K, Yang H H, Hu Z X, et al. Robust lane change decision making for autonomous vehicles: An observation adversarial reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 184-193.
- [23] Zhang C, Zhang A, Xu Y W, et al. Traffic dynamics with slowdown vehicles based on the traffic wave theory[C]. *Proceedings of the 25th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*. Macau, 2022: 3928-3933.
- [24] Zheng Z D, Ahn S, Chen D J, et al. Freeway traffic oscillations: Microscopic analysis of formations and propagations using wavelet transform[J]. *Transportation Research — Part B: Methodological*, 2011, 45(9): 1378-1388.

作者简介

张韡 (1973-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为汽车人因工程、车路协同技术、事故分析与再现, E-mail: zhweijx@chd.edu.cn;

李永 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为自动驾驶车辆决策与规划控制, E-mail: 3106757110@qq.com;

刘涛 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为智驾环境路域信息分析与处理, E-mail: 778913421@qq.com;

陈曦 (2001-), 男, 硕士生, 主要研究方向为道路交通安全评价, E-mail: 3029226652@qq.com.