

车联网环境下车辆博弈换道协作策略^①

赵晨馨^{②*} 董红召^{③*} 管宇辉^{**} 张 亮^{**} 汪朝晖^{**}

(* 浙江工业大学智能交通系统联合研究所 杭州 310014)

(** 浙江嘉科电子有限公司 嘉兴 314000)

摘 要 交互协作驾驶为提高车辆换道安全和效率提供了一条有效途径,然而可靠的人机协作(HMC)机制是其能有效运行的关键。基于博弈均衡思想,提出一种车联网环境下的车辆博弈换道协作策略。在捕捉和分析驾驶员不同换道类型的行为特征及驾驶期望的基础上,建立车辆换道协作博弈模型,通过求解模型的纳什均衡获取最优换道协作决策方案。特别地,设计了一种换道收益变量标准化的评估方法,并在强制换道中引入了与换道压力相关的协作激励用于构建收益函数。然后,基于实测交通数据对模型进行校准和检验,检验结果显示,模型的平均绝对误差在 10% 以内,具有良好的准确性和可靠性。最后,对有/无换道协作策略两种情况下的路段交通进行了仿真实验,结果表明,博弈换道协作策略可以有效地提高车辆的换道和通行效率,提升路段通行能力。

关键词 人机协作(HMC)机制;换道协作;博弈模型;协作激励;换道效率

0 引 言

随着城市道路机动车辆数的迅速增加,城市交通拥挤日益严重。作为交通拥堵和事故的主要来源之一,车辆的换道行为备受学者关注。车辆的换道过程涉及车辆的纵向运动和横向运动,并包括相应的加减速操作,本质上可以认为是驾驶员与周围车辆的交互、决策和执行过程。由于其过程的复杂性,驾驶员在换道过程中存在着决策失误以及各种不确定性,尤其是在交通拥堵的情况下,车辆的换道效率和安全往往无法保证,这也进一步加剧了交通环境的恶化。随着通信、感知技术的发展,车联网环境下的交互协作驾驶为解决上述问题提供了一个有效的途径^[1-2]。本文聚焦于车联网环境下的车辆换道协作策略研究,用于引导驾驶员间的换道协作,从而在保证交通安全的前提下,提高车辆换道效率,进而提

升路段的通行能力,缓解交通拥堵。

不可否认,合作驾驶机制在提高交通安全和效率方面具有很大潜力^[3],然而只有当驾驶员愿意接受车辆间的交互协作行为时,这些潜力才能被最佳开发^[4]。因此,驾驶员对车辆换道协作系统的可接受性即双方驾驶员的合作意愿至关重要。为了确保驾驶员对协作系统的接受和信任,重要的是了解交通环境中人类合作的潜在机制^[5-6]。原则上车辆的任何协作行为都需要被驾驶员理解和接受,车辆协作系统不仅依赖于车车通信,更大程度上依赖于人机协作(human-machine cooperation, HMC)^[7]。协作系统不能单方面面向某一方的利益,双方驾驶员都会在自己的约束下追求自身利益的最大化。由此可知,车辆换道协作机制中的利益均衡是协作策略能够有效运行的关键。

在实际交通中,特别是交通拥堵环境下,车辆间的换道行为存在着竞争与协作,大多数换道情况是

① 国家自然科学基金(61773347)和浙江省自然科学基金(LY17F030017)资助项目。
② 男,1992 年生,博士生;研究方向:智能交通系统; E-mail: 352797065@qq.com
③ 通信作者, E-mail: its@zjut.edu.cn
(收稿日期:2019-12-28)

非对称的,即有一方不得不做出妥协,表现为双方驾驶员的博弈平衡^[8-9]。博弈论为解决含有竞争倾向的问题提供了有效的研究方法和分析手段。博弈分析即在给定信息的条件下,运用博弈规则预测均衡或最优方案,以解决复杂约束环境中的决策问题^[10]。因此,车辆间的换道协作可以被视为一种非合作博弈行为。换道过程中的驾驶员被视为博弈中的局中人,通过博弈的过程实现共赢,参与者可以在外界条件的相互约束下结合自身的期望收益做出最优决策。这不但符合了驾驶员追求最大利益的驾驶心理而且使得换道决策更加合理化,因而驾驶员对博弈协作策略的可接受性高,合作意愿强烈,因此非常适合采用博弈论方法来解决车辆换道协作决策问题。

鉴于博弈论在车辆换道过程分析中的优势,国内外学者提出了众多基于博弈论的换道及交通模型。Kita 等人^[11-12]聚焦于匝道上的合流车辆与直行车辆交互的换道模型,建立了非合作博弈框架捕捉车辆换道间的交互,用来描述匝道合流路段的交通行为。该模型采用碰撞时间(time-to-collision, TTC)衡量换道收益,侧重于合并汇流和强制换道。Yoo 和 Langari^[13-14]考虑了 stackelberg 博弈理论在高速公路驾驶行为建模中的应用,模拟了合流换道情形下车辆间的相互作用。Talebpour 等人^[15]重点关注了车联网环境下信息流对车辆博弈换道决策的作用,并利用车流数据对所提出的简化框架进行参数校准。然而模型的预测能力有限,这主要归咎于其收益函数参数过多且非常依赖于数据集学习,导致模型的实用性和可靠性较差。文献[16-21]聚焦于自治汽车(autonomous vehicle)的换道控制算法和驾驶策略。Sadigh 等人^[16]通过将人类近似为最优规划者,并通过逆强化学习获取收益函数,模拟自治汽车和人类驾驶员之间的相互作用。Kim 等人^[17]提出了适用于高速公路自治汽车的博弈换道模型,但仅适用于无人驾驶干扰的理想环境。Li 等人^[18]建立了人车交互博弈交通模型用于测试自治汽车的决策和控制算法,并校准了现有控制系统的参数。Yu 等人^[19]和 Wang 等人^[20]开发了基于博弈模型的自治汽车控制器,以自治汽车为主体与周围车辆进

行交互,通过预测更新最优驾驶策略。薛春铭^[21]聚焦了人类驾驶车和自治汽车之间的协作换道,然而其博弈模型细节设计模糊,并不能有效地捕捉车辆间换道行为的特征。

大部分现有研究成果都是面向自治汽车(类似于“机器人”)的驾驶控制,缺乏现阶段有效可信的人车交互协作机制,人类驾驶员对决策结果的可支持度无法保证。另外一部分关于博弈换道模型的研究是基于高速路或快速路(多见于匝道合流)场景,并不适用于一般环境下的驾驶员换道博弈分析,没有有效地捕捉和区分不同换道类型(例如自由换道和强制换道)的行为特征。在模型细节上,目前模型中缺少对收益参数的定量化和定性化的标准化评估,导致各项收益不在同一数量级上,模型输出效果差。目前还未见关于引导驾驶员间换道协作策略的研究。

结合上述已有研究成果及存在的局限性,本文提出了一种车联网环境下的车辆博弈换道协作策略,旨在建立有效可信的人车交互协作机制,用于引导驾驶员间的换道协作。在捕捉和分析驾驶员不同换道类型的行为特征及驾驶期望的基础上,建立车辆换道协作博弈模型,通过求解模型的纳什均衡获取最优换道协作决策方案。特别地,在模型细节上设计了一种换道收益变量标准化的评估方法,并在强制换道中引入了与换道压力相关的协作激励用于构建收益函数。然后利用实测交通数据对模型中的权重系数进行校准和检验。最后通过交通仿真实验对协作策略的可行性进行验证。

1 换道协作策略框架

图1显示了车辆换道协作策略的框架流程。在车联网环境下,换道车和目标车道后车(以下简称“后车”)建立车车通信,通过交互双方的车辆及环境信息,经过博弈模型为换道双方车辆输出换道协作方案,引导双方驾驶员协作换道。车联网环境下的车辆可以相互共享彼此的策略集及行驶状态,其决策往往是同步进行的,决策时间重合,并且都有使自车行车主利益最大化的倾向,故本文的车辆换道协

作策略可以建模成双人、非零和、非合作、完全信息下的博弈框架。注意,尽管大多数换道场景中涉及两辆以上的车辆(见图 1),然而一般而言驾驶员(例如车 A 和车 B)不会去考虑后方车辆的运行状态(除非进行换道或其他紧急操作),车 A 和车 B 只会对后方车辆提供约束,因此本文将换道协作决策视为换道车和后车之间的双人博弈问题。

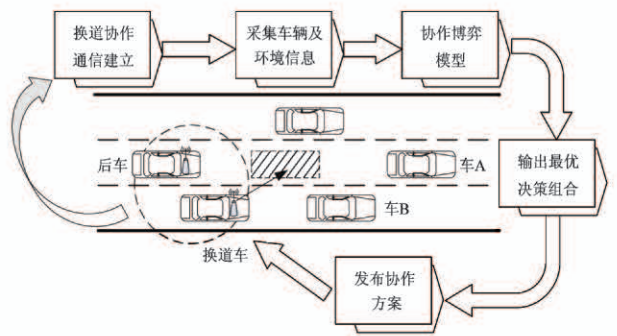


图 1 车辆博弈换道协作策略

2 协作博弈模型

车辆的换道行为是由驾驶员的换道决策以及相应的纵向速度调整策略共同执行产生。对车辆换道前后的物理模型进行描述,建立车辆离散时间运动方程如下:

$$\begin{cases} x(t+1) = x(t) + v_x(t) \times T_{lc} \\ v_x(t+1) = v_x(t) + a_x(t) \times T_{lc} \\ y(t+1) = y(t) + v_y(t) \times T_{lc} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x 和 y 分别代表车辆运动的纵向(定义车流方向为纵向)和横向位置; t 和 $t+1$ 分别为车辆开始和结束换道的离散时间点; T_{lc} 为车辆换道时间; v_x 为

车辆换道的纵向速度; a_x 为车辆纵向运动的加速度,假定车辆换道期间的纵向加速度为恒定值; v_y 为车辆换道的横向速度,一般认为在换道期间是恒定值^[18]。 $t+1$ 时刻的车辆位置状态根据 t 时刻换道双方各自的驾驶决策以及车辆位置状态计算得到。结合上述车辆换道行为分析搭建车辆换道协作博弈模型。

2.1 行动空间

行动空间代表博弈局中人(即换道车和后车)在博弈过程(即换道过程)中可能采取的决策集合。基于上述车辆运动方程,设定如下:

$$\begin{cases} S_A = \{ \text{加速换道, 匀速换道, 减速换道, 不换道} \} \\ S_B = \{ \text{加速, 匀速, 减速} \} \end{cases} \quad (2)$$

其中 S_A 和 S_B 分别是换道车和后车的行动空间。车辆换道协作博弈矩阵以及所有决策组合见表 1。

当换道车辆执行“不换道”决策时,会在原车道保持跟车状态。在现有的换道模型中,车辆换道时的纵向速度常常默认为恒定值,这可能适用于车速较高且变化幅度不大的高速路场景,然而并不能真实反映一般道路中车辆的换道行为,尤其是当车速较低或交通密度较大时,换道车往往通过加速或减速换道以获取更大的安全间距,因此 S_A 包含了上述 4 种换道决策。实际中后车可能包含更大的行动空间,例如换道、强减速、强加速等。更大的行动空间可以更加贴合人类的决策思维,使模型更加精细化,同时也增加了模型的计算成本,然而并不影响所提出方法的框架。本文只列举了典型的驾驶决策,有关更大行动空间的扩展留给了未来工作。

表 1 博弈矩阵

换道车 后车				
	加速换道	匀速换道	减速换道	不换道
加速	(加速,加速换道)	(加速,匀速换道)	(加速,减速换道)	(加速,不换道)
匀速	(匀速,加速换道)	(匀速,匀速换道)	(匀速,减速换道)	(匀速,不换道)
减速	(减速,加速换道)	(减速,匀速换道)	(减速,减速换道)	(减速,不换道)

2.2 收益函数

收益是衡量博弈局中人“得失”的重要函数,在

决策过程中起重要作用。收益函数的质量直接影响输出决策的指导能力。当前研究多采用驾驶员避免

事故的倾向描述收益,如 $TTC^{[11]}$ 。然而,不同研究显示驾驶员在不同速度级别下可接受的 TTC 是不同的^[5,22],因此仅根据 TTC 来制定收益函数会输出不切实际的决策方案。另一方面,Kita 等人^[12]提出以速度变化来衡量驾驶员安全性和舒适性的收益。Talebpour 等人^[15]考虑了安全和速度作为收益的主要因素,然而在强制换道场景中,换道车并不追求速度收益,而更追求空间上的安全和舒适。

收益函数的制定应从驾驶员的换道机理分析入手,才能有效地捕捉换道行为特征。根据上述研究基础及分析,具体可以归纳为安全、效率、舒适 3 个收益指标,概括驾驶员的基本驾驶期望如下:(1)不发生碰撞(安全);(2)尽量达到期望速度(效率);(3)与前车保持合适的间距(舒适和安全);(4)尽量减少驾驶成本(舒适)。本文聚焦于一般环境下的换道协作建模,不同换道类型下换道车的驾驶期望不同,所对应的收益函数也不同。在车联网环境下,车辆可以准确识别换道类型并从周围车辆获取和交互所需的交通环境信息。以下分别对自由换道和强制换道环境下博弈双方车辆的收益函数进行设计。

2.2.1 自由换道

自由换道是指驾驶员在追求更好的驾驶环境时所采取的换道行为,没有强制性约束,若不满足安全换道条件,可放弃换道。在自由换道场景中,换道车和后车驾驶员的驾驶期望相同,即在安全的前提下,追求更高效率和舒适的驾驶环境。因此,对于自由换道,换道车的收益函数和后车相同。结合博弈双方的驾驶期望,制定收益函数如下:

$$P \text{ 或 } Q = \begin{cases} w_1 s + w_2 d + w_3 e & \text{未违反安全约束} \\ c & \text{违反安全约束} \end{cases} \quad (3)$$

其中, P 和 Q 分别代表了后车和换道车的收益, w_1 、 w_2 和 w_3 为各收益参数项的权重系数, c 表示安全约束, s 表示速度收益, d 表示间距收益, e 表示协作成本,分别对应着上述 4 个驾驶员期望。特别地,为每辆车定义了一个安全区域(一个具有安全界限的矩形区域覆盖了车辆的几何轮廓),见图 2,换道前后每辆车的安全区域不能出现重叠,否则会违反安全

约束。安全界限与最小安全换道间距有关,为简化计算,这里定义安全区域为车身几何轮廓。

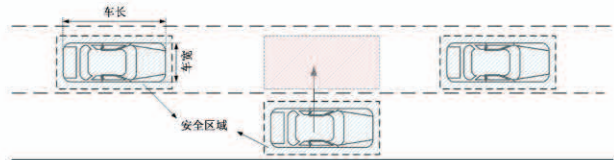


图2 车辆的安全区域

权重系数 w_1 、 w_2 和 w_3 代表了驾驶员对各收益的重视程度,需要通过实际交通数据进行校准,具体内容见第 3 节。

c 代表了车辆的安全约束。当车辆的安全区域受到侵犯(车辆发生碰撞),即违反安全约束时,车辆的收益函数 P 或 $Q = c$ 。从理性角度上,安全准则对于每位驾驶员应该是最重要的。因此,当车辆违反安全约束时的收益应该为负无穷,本文定义 $c = -1000$ 。

s 代表了车辆的速度收益。驾驶员期望以最大速度行驶,车速 v 越大,对应的速度收益也越大,其中 $v = \min\{v, v_{\max}\}$, $v_{\max}$ 为道路限速。

d 代表了车辆的间距收益。车辆的前车距越大,驾驶员的操作空间和反应时间也越充足,相应的驾驶安全性和舒适性也会越高。然而,不同速度级别下的期望间距是不同的,本文定义最小可操作时间 $t_h = D_h/v$ 衡量间距收益,其中 D_h 表示车辆的前车间距, v 为车辆速度。

e 代表了车辆的协作成本。定义如果车辆决策为“加速”或“减速”, $e = -5$;否则 $e = 0$ 。这一项说明了加减速行动会增加车辆的驾驶负担,同时也会降低车辆行驶的舒适性,驾驶员倾向于不增加协作成本的操作。

由于 s 和 d 的单位和数量级不同,无法进行相同尺度的收益计算,故引入一种收益参数的标准化评估方法。考虑到不同量化数据的不同单位,Lee 等人^[23]提出使用最佳(BES)或最差(WOR)值将每个属性的定量数据归一化为指数值 $S_i(x)$,如图 3 所示。对于 s 和 d 的标准化转换采用 $BES > WOR$ 函数,表 2 给出它们的 $BESZ_i$ 和 $WORZ_i$ 的取值。其中 $t_h^{\max}$ 是 t_h 的上限阈值,需要通过驾驶模拟对不同环

境进行标定,本文依据 Qiao 等人^[24]提出的三秒规则设定 $t_h^{up} = 3\text{ s}$,相关标定工作不在本文中讨论。然后,对标准化后的指数值采用“9 分制”定性评

估^[25],表 3 给出了用于定义指数值的定性指标。该步骤旨在将指数值调整为相同尺度下的定性数据。由此,收益函数各项可以在同一尺度下计算。

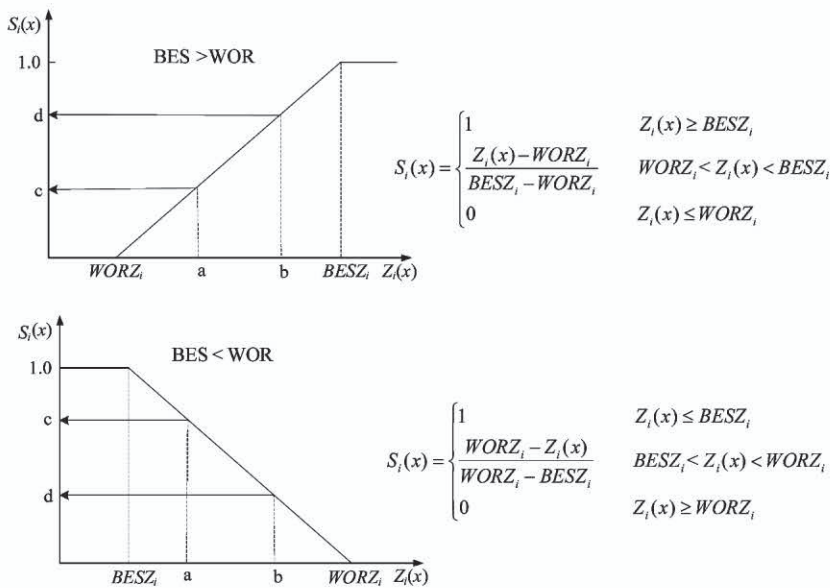


图 3 标准化函数

表 2 $BESZ_i$ 和 $WORZ_i$ 的取值

	s	d
$BESZ_i$	$v_{\max}$	t_h^{up}
$WORZ_i$	0	0

表 3 “9 分制”定性评估

指数值		评估得分
$0 \leq S_i(x) < 0.2$	$\leftrightarrow$	1, 非常差
$0.2 \leq S_i(x) < 0.4$	$\leftrightarrow$	3, 差
$0.4 \leq S_i(x) < 0.6$	$\leftrightarrow$	5, 一般
$0.6 \leq S_i(x) < 0.8$	$\leftrightarrow$	7, 好
$0.8 \leq S_i(x) < 1$	$\leftrightarrow$	9, 非常好

需要指出的是,本文所设计的收益函数并不局限于上述收益项,更多的收益项可以扩展,但这并不影响方法框架。车联网环境下车辆感知和获取的信息丰富,例如车道密度、前方拥堵等信息,更多的收益项有助于更全面和合理的决策输出,这里只是举例了典型换道场景下的基本收益设计。

2.2.2 强制换道

强制换道是由外界客观因素(例如转向需求、车道合流等)产生的强制性换道行为。与自由换道

不同,强制换道场景中的换道车驾驶目标明确,即在安全的前提下顺利换道,并非追求更好的驾驶环境。而后车在追求自身最大利益的同时还会考虑对方的换道压力,产生礼让心理,激励配合换道^[5]。以下分别制定强制换道下后车和换道车的收益函数。

(1) 后车

结合强制换道下后车的驾驶心态分析,引入一个协作激励项用于构建后车的收益函数如下:

$$P = \begin{cases} w_1 s + w_2 d + w_3 e + w_4 i & \text{未违反安全约束} \\ c & \text{违反安全约束} \end{cases} \quad (4)$$

其中, P 代表了后车的收益, i 表示协作激励, w_4 为其权重系数,其余项定义与 2.2.1 节中相同。

协作激励 i 与换道车的换道压力有关。换道车的换道压力越大,后车的协作激励也会越强。在车联网环境下,后车可以有效感知换道车的换道压力。换道车的换道压力可以通过以下公式评估:

$$\beta = \frac{t_{\text{wait}}}{t_{\text{wait}} + t_{\text{remain}}} \quad (5)$$

其中, β 为换道压力系数, t_{wait} 为车辆的换道等待时间, t_{remain} 为车辆的换道剩余时间窗。 β 越趋于 1,说

明换道车的换道压力越大,换道车越趋于换道,相应后车的协作激励也会越大,后车也会越倾向于让道。注意,这里所采用的评估换道压力的方法只是代表了一种合理近似,有关换道压力更准确的评估在未来工作中可以进一步探索。

通过上述的标准化方法将 β 转换为相同尺度下的定性数据 ζ ,则协作激励 i 的定义如式(6)所示。

$$i = \begin{cases} \zeta & \text{如果对方换道} \\ 0 & \text{如果对方不换道} \end{cases} \quad (6)$$

(2)换道车

结合强制换道中换道车的驾驶期望分析,制定其收益函数如下:

$$Q = \begin{cases} w_1 d_{\text{fro}} + w_2 d_{\text{beh}} + w_3 e + r & \text{未违反安全约束} \\ c & \text{违反安全约束} \end{cases} \quad (7)$$

其中, d_{fro} 代表了换道车换道后的前车距收益。换道后前车距越大,说明换道的安全性越强。其评估方法和标准化评价方法与2.2.1节中的 d 相同,定义如下:

$$d_{\text{fro}} = \begin{cases} \text{标准化得分} & \text{如果换道} \\ 0 & \text{如果不换道} \end{cases} \quad (8)$$

同理, d_{beh} 代表了换道车换道后的后车距收益,定义如式(9)所示。

$$d_{\text{beh}} = \begin{cases} \text{标准化得分} & \text{如果换道} \\ 0 & \text{如果不换道} \end{cases} \quad (9)$$

r 为换道成功的奖励,用于提高换道收益的基准,防止出现负收益。定义如果换道 $r = 10$,否则 $r = 0$ 。其余项定义与2.2.1节中相同。

2.3 模型求解

在非合作博弈中,纳什均衡是最常用的解决方案^[15]。纳什均衡是一种稳定的均衡决策组合:当其他人的决策不变时,任何人改变自己的决策都不会从中获利。博弈模型的求解即是根据相应收益矩阵寻找具有纳什均衡的决策组合。

表4给出了车辆换道协作博弈模型的收益矩阵,其中 i 和 j 分别表示后车和换道车的决策索引值, $i \in \{1, 2, 3\}$, $j \in \{1, 2, 3, 4\}$; P_{ij} 和 Q_{ij} 分别代表了后车和换道车在当前决策组合下的收益,由各自的收益函数计算得到。

由于涉及的博弈模型属于有限策略博弈,因此至少存在一个纳什均衡,并可能存在多个纳什均衡^[10]。为了使模型输出唯一且稳定的决策方案,定

表4 收益矩阵

换道车 \ 后车	加速换道($j = 1$)	匀速换道($j = 2$)	减速换道($j = 3$)	不换道($j = 4$)
加速($i = 1$)	(P_{11}, Q_{11})	(P_{12}, Q_{12})	(P_{13}, Q_{13})	(P_{14}, Q_{14})
匀速($i = 2$)	(P_{21}, Q_{21})	(P_{22}, Q_{22})	(P_{23}, Q_{23})	(P_{24}, Q_{24})
减速($i = 3$)	(P_{31}, Q_{31})	(P_{32}, Q_{32})	(P_{33}, Q_{33})	(P_{34}, Q_{34})

义换道车的决策输出具有不同优先级(加速换道 > 匀速换道 > 减速换道 > 不换道),优先级的设置准则是以车辆换道效率作为依据。然后通过识别相应优先级最大的纳什均衡作为博弈模型的最优输出方案。博弈模型的求解步骤如图4所示。

2.4 模型触发逻辑

并不是所有换道情形都需要换道协作。为减少策略运行成本,阻止不必要的行动评估,设计模型触发逻辑如下。

设定当后车和换道车的间距大于 D_{trigger} 时,换道

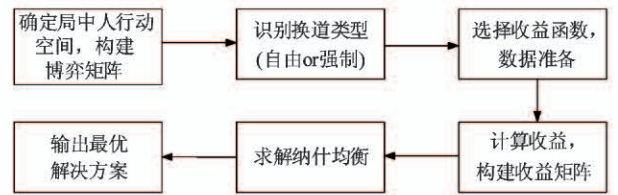


图4 博弈模型求解步骤

车和后车之间不需要执行换道协作策略,此时即使换道车换道也不会影响到后车的正常行驶。触发间距 D_{trigger} 的计算公式为

$$D_{\text{trigger}} = v_{\text{max}} \times T_{\text{lc}} + D_{\text{safe}} \quad (10)$$

其中, $v_{\max}$ 为道路限速, T_{lc} 为车辆换道时间, D_{safe} 为跟车安全间距。

3 模型校准

模型中收益函数的各项权重是代表各收益比重的重要参数,反映了驾驶员对各收益的重视程度。为进一步捕捉换道决策的潜在行为机理,引入模拟矩量法(method of simulated moments, MSM)并利用美国联邦公路局 NGSIM (next generation simulation) 实测交通数据对模型中的权重系数进行校准,并对校准结果进行检验。

模拟矩量法由 Bajari 等人^[26]提出,用于估计和标定完全信息下的离散博弈框架中的参数,具有良好的小样本属性。由于篇幅限制,具体方法原理详见文献[15,26],本文不作赘述。

为准确区分不同换道类型样本,本文选用 NG-SIM 中 US101 路段数据集^[27]进行模型校准。路段属性为快速路,长度为 640 m,单向 5 车道,路段的起始和末尾分别具有一个入口匝道和出口匝道,见图 5。数据集涵盖了早高峰期间的 3 个 15 min 时段(7:50–8:05、8:05–8:20 和 8:20–8:35)的所有车辆的运动轨迹信息。

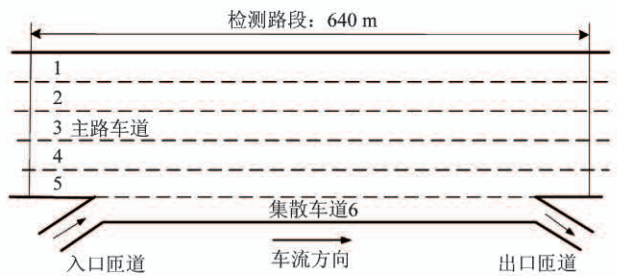


图 5 US101 路段

为了校准模型,需要收集不同决策组合下的换道数据样本。考虑匝道因素,如果观测车辆在路段中执行换道操作并最终由出口匝道驶出又或者观测车辆由入口匝道驶入换道至主路车道,则判定其换道类型为强制换道,其他换道行为则认为是自由换道。相比之下,捕捉驾驶员放弃换道的数据样本更具难度。本文采用基于视觉观察的辨识方法,在整个路段监控车辆的位置,如果车辆的位置从车道中

间向车道的上/下两端偏离,并且车辆从未完全改变其当前车道,则该操作被视为放弃换道。不可否认,这种方法会遗漏很多“放弃换道”的个体,但考虑到数据可用性,这是最直接的方法。

选用 US-101 的 7:50–8:05 数据集作为校准样本,选取了 100 条(总共 551 条)自由换道、23 条(总共 23 条)强制换道和 7 条(总共 7 条)放弃换道的车辆运行数据用于校准模型。表 5 给出了自由换道和强制换道的权重校准结果。由表 5 可知,平均绝对误差(mean absolute error, MAE)百分比均处于可接受范围(小于 10%),说明校准的模型拟合效果良好。

表 5 权重校准结果

	自由换道	强制换道	
		后车	换道车
w_1	1.00	1.00	1.00
w_2	1.23	1.31	1.87
w_3	0.48	0.57	0.34
w_4	—	0.88	—
MAE	0.070	0.043	

选用 US-101 的 8:05–8:20 数据集作为检验样本,捕获 200 条自由换道和 31 条强制换道的车辆运行数据用于检验所校准的模型,引入平均绝对误差(MAE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价指标,计算公式如式(11)所示,表 6 给出了校准模型的检验结果。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |1(\hat{x}_i - x_i)|$$
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (1(\hat{x}_i - x_i))^2}$$

(11)

其中, n 为观测样本容量; $\hat{x}_i$ 和 x_i 分别为预测值和实际值; $1(\hat{x}_i - x_i)$ 表示当 $\hat{x}_i = x_i$ 时,其值为 0,否则其值为 1。

表 6 校准检验结果

	自由换道	强制换道
MAE	0.085	0.064
RMSE	0.292	0.253

由表 6 可知,校准模型的检验效果良好,自由换道和强制换道的平均绝对误差百分比均维持在 10% 以内,验证了所校准模型的可靠性和准确性,也进一步说明所设计的收益函数能够有效地捕捉不同换道类型下的驾驶员换道行为特征。需要说明的是,由于实验条件的限制,本文采用 NGSIM 数据集进行模型校准,但这并不是好的样本集(换道捕捉困难,且样本容量小),未来工作可利用驾驶模拟器或更先进的实时驾驶采集技术获取换道特征数据,从而更准确高效地校准模型。

4 仿真实验

为验证车辆博弈换道协作策略的可行性,在

Matlab 环境中基于元胞自动机搭建交通仿真环境,对车辆执行换道协作策略下的交通流进行仿真和对比分析。

图 6 为搭建双车道仿真路段示意图。采用开放式边界条件,车辆从路段中的左边界驶入,从右边界驶出。仿真路段中车辆的入境流量可控。注意,路段末尾是合流段,因此车辆只能从车道 1 的右边界驶出。仿真路段全长 1200 m,其中设定前 1000 m 为自由换道区域,此区域内车道 1 和车道 2 的车辆可发生自由换道;后 200 m 为强制换道区域,此区域内车道 2 上的车辆会由于前方合流影响强制换道至车道 1,而车道 1 上的车辆禁止换道操作。仿真总时间为 10 000 s,为消除仿真初期时的瞬态效应,只统计后 2000 s 的仿真数据。车辆运动参数见表 7。

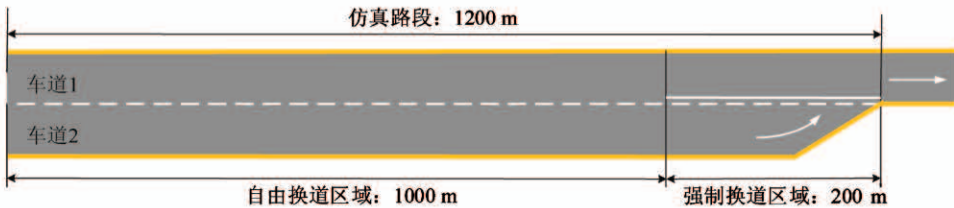


图 6 双车道仿真路段

表 7 车辆运动参数

车型和车长	轿车,5 m
最大车速(道路限速)	70 km/h
车辆加减速	± 2.5 m/s
车辆换道所需时间	3 s ^[18]

基于上述仿真环境,将所提出的车辆博弈换道协作策略嵌入到车辆换道机制中,执行交通仿真,与无协作机制的换道情况进行对比分析,以探究协作策略对交通流的影响,其中后者为较为先进的模糊决策换道模型^[28]。仿真结果如图 7 所示。

图 7(a)显示了路段交通密度随入境流量变化的趋势,当入境流量小于 1200 veh/h 时,协作路段下的交通密度和非协作路段几乎相同,这是因为此时路段处于自由交通流状态,车辆间彼此的运行影响较小,因此不需要协作换道,这也说明了 2.4 节中模型触发逻辑设计的必要性。随着入境流量的进一

步增大,可以发现协作路段的交通密度明显改善(相比于非换道协作情况显著下降),同样可以发现图 7(b)中,在高入境流量环境下,协作路段的平均车速也有显著提升,这说明换道协作策略对改善路段交通环境具有积极作用,可以提高车辆的通行效率。

路段的最大交通流量即为路段的通行能力。由图 7(c)可知,协作路段通行能力约为 2000 veh/h,而非协作路段通行能力约为 1540 veh/h,相比之下提升了约 29.9%。

图 7(d)显示了两种情况下路段中车辆换道次数的对比,可以发现,在高入境流量环境下,协作路段的换道次数高于非协作路段,这说明在拥堵环境下前者的换道效率要大于后者。

综合上述仿真分析,可以得出本文所提出的车辆博弈换道协作策略可以有效地提高车辆的换道和通行效率,提升路段通行能力,缓解交通拥堵。

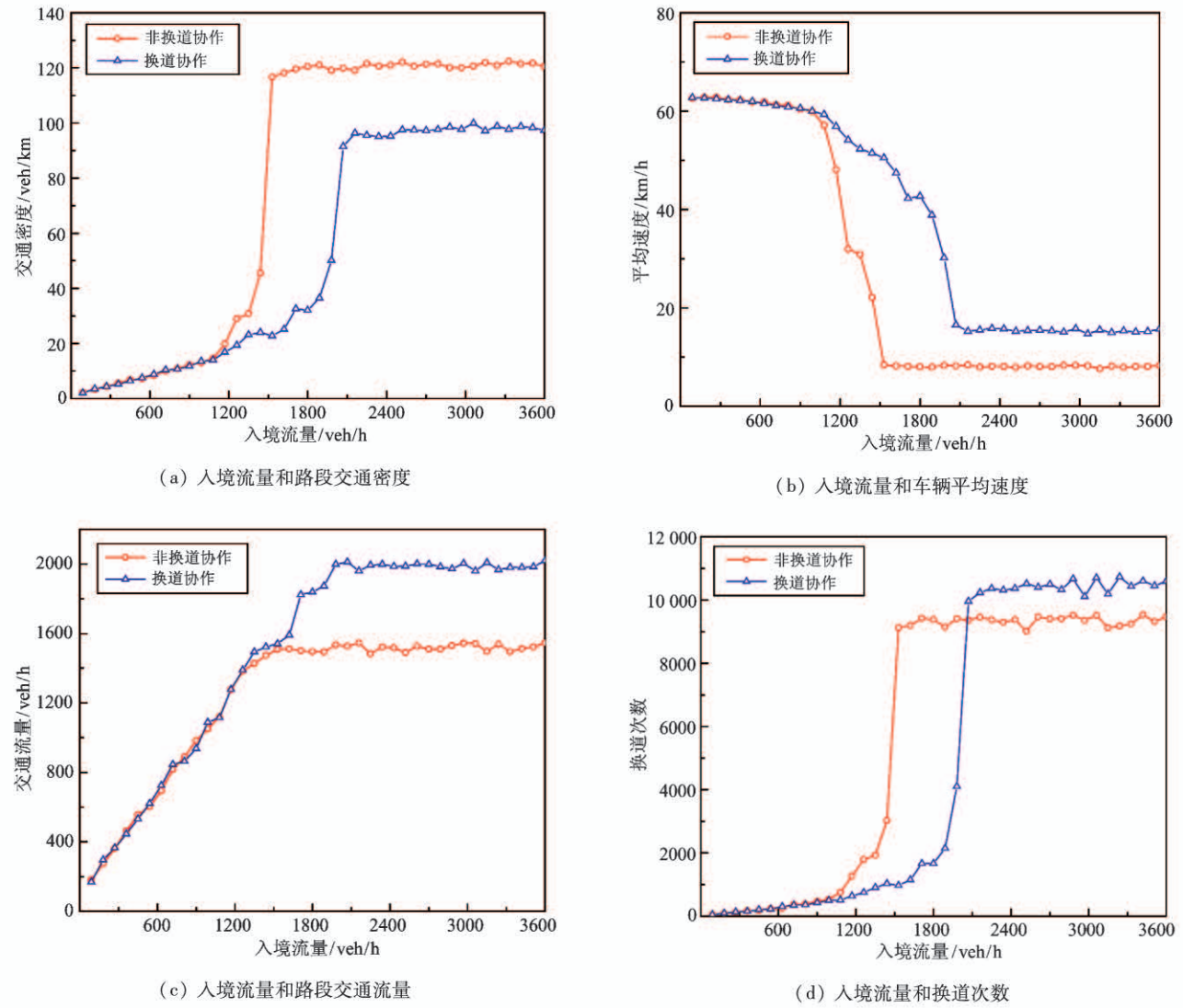


图 7 仿真对比结果

5 结论

驾驶员在换道过程中存在着决策失误以及各种不确定性,尤其是在拥堵交通下,车辆的换道效率和安全往往无法保证。交互协作驾驶为解决上述问题提供了一条有效的途径,然而可靠的人机协作机制是其能有效运行的关键。本文基于博弈均衡思想,提出了一种车联网环境下的车辆博弈换道协作策略,并结合不同换道类型的驾驶员行为特征及驾驶期望分析,建立车辆换道协作博弈模型。然后,基于NGSIM 实测交通数据对模型中的权重系数进行校准和检验,检验结果显示,模型的平均绝对误差百分

比在 10% 以内,具有良好的准确性和可靠性,进一步说明所设计的收益函数能够有效地捕捉不同换道类型下的驾驶员换道行为特征。最后,搭建交通仿真环境,仿真和对比了有/无换道协作策略两种情况下的路段交通,发现车辆博弈换道协作策略可以有效地提高车辆的换道和通行效率,提升路段通行能力,从而验证了策略的可行性。

本研究旨在提供引导驾驶员间协作换道的方法,以车联网环境下的先进信息获取与交互技术来解决目前车辆换道效率低下问题,缓解交通拥堵,并为构建换道驾驶辅助系统提供理论基础和可行方案,具有重要的理论和实际意义。此外,本文所设计的博弈框架具有可扩展性,可根据不同环境特征和

系统需求灵活设计模型参数,适用性较强。在下一步研究中,模型可以更加精细化和动态化,以适应复杂驾驶环境下的决策交互过程,从而更加准确高效地输出换道协作策略。

参考文献

- [1] Li L, Wang F Y. Cooperative driving at blind crossings using intervehicle communication[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2006, 55(6):1712-1724
- [2] Kato S, Tsugawa S, Tokuda K, et al. Vehicle control algorithms for cooperative driving with automated vehicles and intervehicle communications[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2002, 3(3):155-161
- [3] Fiosins M, Friedrich B, Görmer J, et al. A Multiagent Approach to Modeling Autonomic Road Transport Support Systems[M]. *Autonomic Road Transport Support Systems*, Cham: Birkhäuser, 2016: 67-85
- [4] Niklas Lütteken, Zimmermann M, Bengler K J. Using gamification to motivate human cooperation in a lane-change scenario[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rio de Janeiro, Brazil, 2016: 899-906
- [5] Stoll T, Müller F, Baumann M. When cooperation is needed: the effect of spatial and time distance and criticality on willingness to cooperate[J]. *Cognition, Technology and Work*, 2019, 21:1-11
- [6] Hoc J M. Towards a cognitive approach to human-machine cooperation in dynamic situations[J]. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2001, 54(4):509-540
- [7] Hoc J M. Human-Machine Cooperation: A Functional Approach[M]. Milton: John Wiley and Sons, Ltd, 2014: 273-284
- [8] Li P, Shi J, Liu X. Cooperative and competitive lane-changing behavior characteristics of urban expressways[J]. *Journal of Highway and Transportation Research Development*, 2017, 11(2):69-77
- [9] Zimmermann M, Fahrmeier L, Bengler K J. A Roland for an Oliver? Subjective perception of cooperation during conditionally automated driving[C]//International Conference on Collaboration Technologies and Systems, Atlanta, USA, 2015: 57-63
- [10] Osborne M J. An Introduction to Game Theory[M]. Cham: Springer, 2009
- [11] 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):0-312
- [12] Kita H, Tanimoto K, Fukuyama K. A game theoretic analysis of merging-giveway interaction: a joint estimation model[C]//Transportation and Traffic Theory in the 21st Century: Proceedings of the 15th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, Adelaide, Australia, 2002: 503-518
- [13] Yoo J H, Langari R. Stackelberg game based model of highway driving[C]//ASME 2012 5th Annual Dynamic Systems and Control Conference joint with the JSME 2012 11th Motion and Vibration Conference, Lauderdale, USA, 2013: 499-508
- [14] Yoo J H, Langari R. A stackelberg game theoretic driver model for merging[C]//ASME 2013 Dynamic Systems and Control Conference, Palo Alto, USA, 2014: 21-23
- [15] Talebpour A, Mahmassani H S, Hamdar S H. Modeling lane-changing behavior in a connected environment: a game theory approach[J]. *Transportation Research Proceedings*, 2015, 7: 420-440
- [16] Sadigh D, Sastry S, Seshia S A, et al. Planning for autonomous cars that leverage effects on human actions[C]//Robotics: Science and Systems, 2016. doi: 10.15607/RSS.2016.XII.029
- [17] Kim C, Langari R. Game theory based autonomous vehicles operation[J]. *International Journal of Vehicle Design*, 2014, 65(4): 360-383
- [18] Li N, Oyler D W, Zhang M, et al. Game theoretic modeling of driver and vehicle interactions for verification and validation of autonomous vehicle control systems[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 26(5): 1782-1797
- [19] Yu H, Tseng H E, Langari R. A human-like game theory-based controller for automatic lane changing[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 88: 140-158
- [20] Wang M, Hoogendoorn S P, Daamen W, et al. Game theoretic approach for predictive lane-changing and car-

- following control[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 58: 73-92
- [21] 薛春铭. 基于博弈的车辆协作换道策略研究[D]. 大连:大连理工大学电子信息与电气工程学部, 2017
- [22] Kiefer R J, Flannagan C A, Jerome C J. Time-to-collision judgments under realistic driving conditions[J]. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 2006, 48(2):334-345
- [23] Lee Y W, Bogardi I, Stansbury J. Fuzzy decision making in dredged-material management[J]. *Journal of Environmental Engineering*, 1991, 117(5):614-630
- [24] Qiao F, Rahman R, Li Q, et al. Safe and environment-friendly forward collision warning messages in the advance warning area of a construction zone[J]. *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, 2017, 15(3): 166-179
- [25] Yang M, Khan F I, Sadiq R, et al. A rough set-based game theoretical approach for environmental decision-making: a case of offshore oil and gas operations[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2013, 91(3):172-182
- [26] Bajari P, Hong H, Ryan S P. Identification and estimation of a discrete game of complete information[J]. *Econometrica*, 2010, 78(5): 1529-1568
- [27] U. S. Department of Transportation. NGSIM[EB/OL]. <https://data.transportation.gov/Automobiles/Next-Generation-Simulation-NGSIM-Vehicle-Trajectory/8ect-6jqj>: U. S. Department of Transportation, 2019
- [28] 谭满春. 基于 Agent 与模糊逻辑的车辆换道仿真模型[J]. *系统工程学报*, 2007, 22(1):40-45

A game-based lane-changing cooperation strategy supported by connected vehicle

Zhao Chenxin*, Dong Hongzhao*, Guan Yuhui**, Zhang Liang**, Wang Zhaohui**

(* Joint Institute of Intelligent Transportation System, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

(** Zhejiang Jiake Electronics Co., Ltd., Jiaxing 314000)

Abstract

Interactive cooperative driving is a promising approach to improve the safety and efficiency of vehicle lane-changing. Reliable human-machine cooperation (HMC) mechanism is the key to its effective operation. Based on the idea of game equilibrium, a game-based cooperation strategy for vehicle lane-changing under connected environment is proposed. On the basis of capturing and analyzing the behavior characteristics and driving expectations of drivers with different lane changing types, the vehicle lane-changing cooperative game model is established, and the optimal cooperative scheme is obtained by solving the Nash equilibrium of the model. In particular, an evaluation method for standardization of lane-changing payoff variables is designed, and a cooperative incentive related to lane change pressure is introduced to construct the payoff function in the mandatory lane-changing. Then, the model is calibrated and tested based on the actual traffic data. The test result shows that the average absolute error of the model is less than 10%, which has good accuracy and reliability. Finally, traffic simulations are carried out on the road section in the presence/absence of the lane-changing cooperation strategy. The result indicates that the proposed game lane-changing cooperation strategy can effectively improve the efficiency of lane-changing for vehicles, and increase the traffic capacity of the road section.

Key words: human-machine cooperation (HMC) mechanism, lane-changing cooperation, game model, incentive of cooperation, lane-changing efficiency