

数据驱动的驾驶员换道行为分析与预测综述<sup>\*</sup>文一安<sup>1</sup>, 高凯<sup>1,2</sup>, 何东<sup>1</sup>, 陈彬<sup>1</sup>, 闫迪<sup>1</sup>, 杜荣华<sup>1</sup>

(1.长沙理工大学 汽车与机械工程学院, 湖南 长沙 410114; 2.长沙理工大学 创新创业教育学院, 湖南 长沙 410114)

**摘要:** 换道是一种具有极高风险的驾驶行为,许多交通事故发生在换道过程中,相邻车道车辆的突然换道行为会产生很大安全风险并影响车辆的乘坐舒适性,对周围车辆的换道行为进行预测对驾驶辅助系统和自动驾驶汽车都十分必要。随着 V2X (Vehicle-to-Everything) 技术、5G 技术的快速发展,车辆可以从周围环境中获得更多信息,使换道行为预测成为可能。文中对换道意图的产生及换道过程进行分析,将换道过程分为换道意图产生阶段、换道准备阶段和执行阶段,总结将车辆上各种传感器获得的车辆速度、加速度、位置、方向盘转角等信息及通过 V2X 技术从交通环境中获得的信息用于换道行为预测的主要方法。目前许多研究采用机器学习方法,按照所使用的数据类型可分为基于驾驶员生理活动信息的方法和基于车辆 CAN 总线信息、运动学及其与周围车辆运动关系信息的方法,也有研究将二者相结合。数据驱动的换道行为预测方法也可用于车辆的主动换道决策和执行过程,强化学习 (RL) 算法可以从真实数据中学习决策和驾驶行为,而这些对于传统的基于规则的方法来说基本不可行,故其在研究车辆主动换道时被广泛使用。

**关键词:** 汽车驾驶;换道行为;驾驶意图;数据驱动;机器学习

**中图分类号:** U491.25

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1671-2668(2023)01-0027-10

现代社会中人们的日常生活和交通息息相关,并由此产生许多问题,其中交通事故是主要问题之一<sup>[1]</sup>。为减少或避免交通事故的发生,许多研究者进行了相关研究。对智能汽车的研究主要集中在如何提高驾驶员的安全性和便捷性并为此开发不同的高级功能<sup>[2]</sup>。先进驾驶辅助系统 (ADAS) 使用传感器并进行复杂的信号处理来检测和评估车辆环境,为车辆的横向、纵向控制和预警提供帮助,该系统能提高驾驶安全性、改善驾驶体验,因而得到许多关注<sup>[3-4]</sup>。自适应巡航控制 (ACC) 是先进驾驶辅助系统中的一种,是自动驾驶的过渡技术,它可以自动保持车速,驾驶员不需要一直操作油门和刹车以保持车速,能减轻驾驶疲劳程度,现在许多车辆已经能根据前方车辆的速度和两车的距离评估是否会发生碰撞<sup>[5-6]</sup>。对周围环境的理解能力对于 ADAS 和自动驾驶汽车非常重要,只有理解其他交通参与者的行为和意图才能更好地决策。但目前的 ADAS 和自动驾驶汽车只能对周围环境数据进行处理和反馈,并不能实现对环境的高度理解。为了让汽车对潜在风险作出全面反馈,ADAS 及自动驾驶汽车未

来必须全面考虑其他驾驶员的行为、意图和道路交通信息<sup>[7]</sup>。如今,越来越多的驾驶辅助系统被集成到汽车上,但两个相互独立且相互排斥的辅助系统经常在交互过程中出现问题,如车道偏离警告和接管操作的盲点检测。车辆助力系统和驾驶员共享着对车辆的控制,助力系统应从驾驶员的驾驶行为中理解其驾驶意图<sup>[8]</sup>。

近些年, V2X (Vehicle-to-Everything) 技术和 5G 技术的快速发展使车辆可以从周围环境中获得包括恶劣天气、道路状况、交通事故、行人和周围车辆的危险活动等信息,对这些信息的有效利用可提升交通效率和驾驶安全性,使其具有防止交通事故发生和挽救生命的潜力<sup>[9]</sup>。V2X 技术包括车辆与车辆通信 (Vehicle-to-Vehicle, V2V)、车辆与基础设施通信 (Vehicle-to-Infrastructure, V2I)、车辆与行人通信 (Vehicle-to-Pedestrian, V2P)、车辆与外部网络通信 (Vehicle-to-Network, V2N)<sup>[10]</sup>。5G 的传输速度快、低延迟能与 V2X 技术很好地结合,增强其通信性能。通过 V2V 技术,驾驶员或自动驾驶汽车可获取视野内外更多车辆多维度信号 (包括速度、加

<sup>\*</sup> 基金项目: 智能道路与车路协同系统湖南省重点实验室开放基金项目 (kfj190701); 长沙理工大学双一流国际合作与发展项目科研项目 (2019IC28)

速度、航向角、转向盘转角、GPS 坐标、车辆尺寸等),为大幅度提升车辆安全性提供更大空间<sup>[11]</sup>,使车辆能实现前方碰撞预警、紧急电子制动、变道辅助、左转辅助、方向行驶预警等<sup>[12]</sup>。ACC 的下一步发展方向是借助 V2V 技术扩展成为合作自适应控制(CACC),使车辆获得更广泛、更可靠的周围车辆信息,通过无线通信,更早地发现潜在危险,从而避免碰撞<sup>[13]</sup>。V2V 技术使车辆可以实时获取周围车辆行驶数据,通过对这些数据的处理和分析可以提前预测驾驶员的高风险操作,如换道。换道是驾驶过程中最常见、最关键的任务之一,同时存在高风险<sup>[14-15]</sup>,在换道和车辆合流过程中发生的交通事故占全部交通事故的 5% 并造成 7% 的死亡<sup>[16]</sup>,其对交通系统的安全性和通行能力有着重要影响<sup>[17]</sup>。相邻车道车辆的换道行为对于 ACC 及自动驾驶汽车都是一个挑战。相邻车道车辆的突然换道行为可能会使其与自适应巡航中的车或自动驾驶汽车发生碰撞,即使不发生碰撞,在跟车模式下行驶的车辆也需要调节速度以保持安全距离,可能还需要紧急制动,这对燃油经济性和乘坐舒适性都不利<sup>[18]</sup>。如果能提前识别换道车辆的换道行为,ACC 系统即可更顺畅地调整车辆速度。同样,换道预警系统可及时检测相邻车道车辆换道的潜在危险,如果系统能提前识别换道行为,系统就能向决策系统发出警报。在自动驾驶汽车中,对前车的动态检测会影响系统的后续决策<sup>[19]</sup>。自动驾驶汽车和辅助驾驶系统应具有预测其他驾驶员行为并作出决策的能力以避免可能的碰撞<sup>[20]</sup>。因此,许多研究者关注驾驶员在换道过程中的驾驶行为研究<sup>[21]</sup>。本文主要对驾驶员的换道行为进行分析,综述换道预测及主动换道系统的相关研究成果。

## 1 换道行为分析

换道是车辆动力学中观察到的主要驾驶行为之一,是驾驶员为了获得更好的驾驶环境或移动到预期目的地而作出的决定,并将方向盘转向目标车道的过程,分为自由换道和强制换道,本文主要讨论自由换道。自由换道是指驾驶员在满足安全条件的情况下试图驶往交通状况较好的目标车道的行为,其影响因素可以归纳为两类,即换道动机和安全因素<sup>[22]</sup>。近些年,随着数据采集技术的发展,数据的制约作用逐渐减弱,对换道行为的研究得到诸多领域学者的关注,取得了富有重要意义的研究成果<sup>[23]</sup>。

图 1 为车辆换道过程,与换道行为有关的车辆为本车道前车、目标车道前车与后车。车辆的换道过程分为换道意图产生阶段、换道准备阶段和换道执行阶段<sup>[24]</sup>。驾驶员在驾驶车辆行驶的过程中不断观察周围环境,收集信息,当前车速度持续小于本车速度时,驾驶员为了获得更高的通行效率会产生换道意图,之后驾驶员观察相邻车道的车流情况及相邻车道前车的距离与速度,寻找通行效率更高的车道,然后根据相邻车道后车和前车速度与间距情况判断是否满足换道条件。若满足,则进行换道;若左右换道都不能提高通行效率或不满足换道条件,则继续跟车行驶(见图 2)。

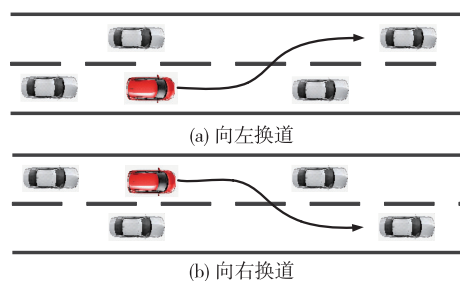


图 1 车辆的换道过程

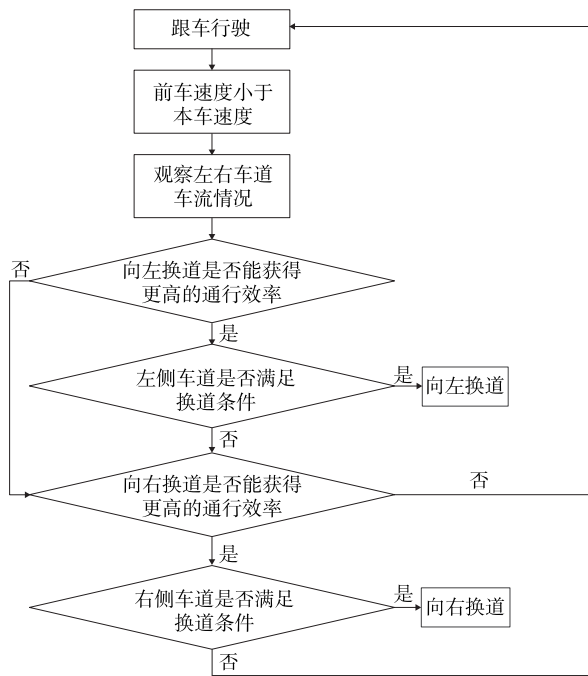


图 2 驾驶员的换道决策过程

## 2 车联网环境下车辆换道行为研究

### 2.1 数据来源

近些年,人工智能的进步刺激了工业信息应用的快速发展,特别是在智能车辆方面,基于大数据的

机器学习在感知和决策方面取得了很大进步<sup>[25]</sup>,传感器的保真度越来越高,价格越来越低,多核和图形处理单元(GPU)可进行并行计算且计算快捷。在配备先进传感器和计算技术的智能车辆上进行的研究激增,使用计算机视觉、雷达、激光雷达可实现强大的环境感知,利用这些感知模块,研究人员开始解决决策制定和复杂操作等问题<sup>[26]</sup>。现代汽车越来越多地配备能收集大量数据的传感器,包括外部感受传感器[如全球导航卫星系统(GNSS)、磁力仪、摄像机]、本体传感器(如加速度计、陀螺仪)、互补传感器[如车载诊断(OBD)]。这些传感器能收集从较低水平的机械诊断数据(如发动机情况)到高水平的数据(如防抱死系统和电子稳定系统数据)。这些数据为分析驾驶员行为、驾驶状态识别、交通状况和发展未来安全系统提供了丰富的信息来源<sup>[27-28]</sup>。

如图 3 所示,利用传感器采集的数据可推断车辆状态和周围环境状态。此外,如果车辆配备 V2X 技术,则可以与道路基础设施和其他节点通信,这些传感器数据将可以被分享<sup>[29]</sup>。

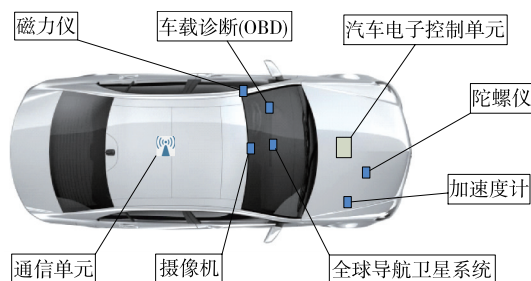


图 3 汽车传感器

ADAS 系统及自动驾驶汽车的功能高度依赖本车及周围环境的大量数据。Yi D. W.等将驾驶辅助系统分为安全驾驶系统(SDS)、驾驶员监控系统(DMS)和车载信息系统(IVIS)。SDS 作用于车辆,旨在降低事故潜在风险,甚至避免碰撞,其典型功能包括 ACC、避撞、车道保持辅助、换道辅助和交叉口辅助。DMS 用于监控驾驶员状态,对驾驶员的异常行驶和认知状态进行警告,包括疲劳和分心检测、驾驶风格识别和情感状态识别,在提高安全性和便携性方面具有重要意义<sup>[30]</sup>。IVIS 为驾驶员提供及时的信息与服务,包括路径建议、娱乐服务建议、通知服务和交互帮助<sup>[31]</sup>。

如图 4 所示,驾驶辅助功能实现的基础是车辆上大量传感器产生的数据,这些数据中隐藏着车辆

运行状态信息、驾驶员状态与意图信息、周围环境信息。

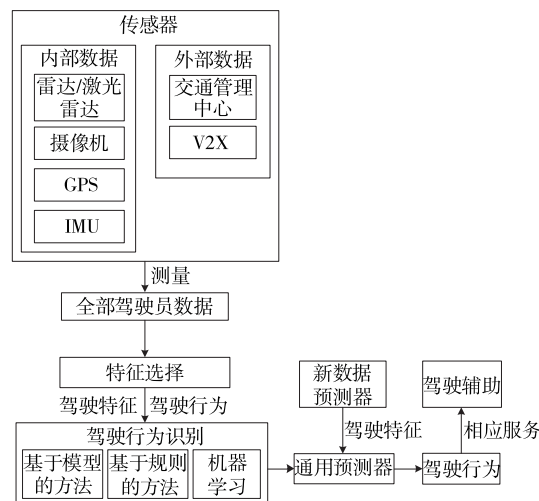


图 4 一般驾驶辅助过程

在传统交通环境下,车辆之间缺乏信息交流,行驶过程中主要依靠驾驶员收集周围交通信息并进行决策。但驾驶员观察范围有限,许多信息被忽视,这会影响交通效率,甚至造成危险。智能网联车(ICV)有望彻底改变目前的交通状况和车辆之间的关系,它通过车辆、路侧基础设施、云平台之间的实时通信,实现数据实时共享,提高交通系统的安全性、效率、舒适性和便捷性<sup>[32]</sup>。V2V 技术将在未来十年提高道路安全和交通效率<sup>[33]</sup>,该技术为车辆间的信息交互提供了可能,网联车之间可以通过专用短程通信(DSRC)交换车辆速度、航向和制动等状态信息。另外,在车联网环境下,利用车辆上搭载的雷达、激光等传感器可以对车辆之间的相对位置进行确定,与传统的 GPS 定位方式相比具有更高的精度。

在先进驾驶辅助与自动驾驶中将运用这些车辆行驶过程中的数据,这也使对其他车辆的换道行为进行预测成为可能。

## 2.2 可用换道数据类别

智能车辆的监控和传感器系统以周围交通参与者为对象捕捉位置、速度、加速度等参数并执行远程或本地监控,表示车辆工作状态的参数中隐藏着其运动特性,因而可以通过挖掘车辆历史运动数据中的信息来研究车辆的换道识别和换道决策<sup>[34]</sup>。

驾驶员在换道时经历换道意图产生、换道准备、换道执行 3 个阶段<sup>[35]</sup>,各阶段特定的数据可用于换道预测(见图 5)。



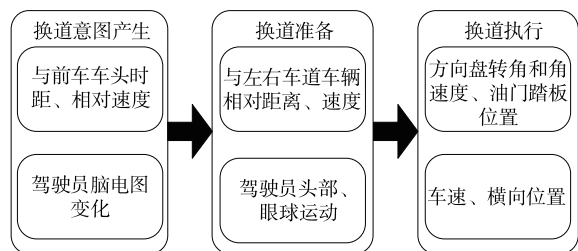


图5 可用于预测换道的特征

### 2.2.1 换道意图产生阶段

换道的最初期是换道意图产生阶段。在该阶段,驾驶员因为对当前车道的通行情况不满(如前车速度过慢并因此导致本车与前车的距离越来越近)而产生换道意图,本车与前车的相对速度与车头距离可作为换道预测信息。另外,驾驶员产生换道意图时脑电图(EEG)会有所变化<sup>[36]</sup>,也可用于换道预测。

### 2.2.2 换道准备阶段

驾驶员在产生换道意图后进入换道准备阶段。在该阶段,驾驶员观察周围环境并分析在哪条车道上会获得更高的通行效率并判断是否满足换道条件,进而调整车速为接下来的换道做准备。在这一过程中,换道车辆与周围车辆的相对关系决定驾驶员是否会执行换道及是向左换道还是向右换道。因此,换道车辆和左右两车道上前后车辆的相对速度、距离可作为特征信息。驾驶员在观察周围环境时有着明显的观察动作,头部和眼球运动也可作为特征信息。驾驶员在准备阶段可能为寻找换道时机而调整车速,车辆速度会有不同于正常行驶时的变化,也可作为特征信息。

### 2.2.3 换道执行阶段

驾驶员在产生换道意图并认为满足换道条件时开始换道。此时,驾驶员转动方向盘,控制油门踏板,调整车速,进行换道。预测换道操作的特征信息有方向盘转角、方向盘角速度、车辆横向位置、车速、油门踏板位置等。

## 3 换道预测方法

换道是一个典型的时间序列问题,任务完成涉及一系列动作,当前动作的执行情况会影响任务的最终目标(换道成功)<sup>[37]</sup>。在换道的不同阶段都有着可用于换道预测的特征信息。在换道初期,即换道意图产生阶段和换道准备阶段可以比换道中后期更早地预测到换道,但换道初期预测换道所用的特征,如驾驶员脑电图变化、头部和眼球运动及与周围

车辆的相对关系信息存在数据量大、处理过程复杂及采集困难等问题。在换道中后期预测换道虽然所用信息相对简单,采集较容易,但提前预测的时间普遍较短。目前,换道预测使用的是各阶段的特征信息,也可将其混合起来使用以提高预测的准确性。预测方法按使用特征信息的类型分为两类,分别为基于驾驶员生理活动信息(脑电图、肌电图、头部和眼部运动)的预测方法和基于车辆CAN总线信息、运动学及其与周围车辆运动关系信息的预测方法。

### 3.1 基于驾驶员生理活动信息的预测方法

驾驶员的脑电图、肌电图、头部和眼部运动能在一定程度上反映驾驶员的驾驶意图。近些年,许多研究者将这些信息用于驾驶员驾驶意图推断包括换道预测上。脑电图是一种记录脑电活动的电生理检测方法,大脑神经元内的离子电流引起的电压波动使脑电图发生变化。人类的大脑由数百万个神经元细胞组成,基于脑电图的分析是一种定量、准确的方法,可直接反映驾驶员意图。文献[38]提出一种基于脑电图的驾驶意图分类方法,用于区分紧急制动意图、软制动意图和正常行驶意图;通过脑电图的时频分析,紧急制动意图和软制动意图存在明显差异;利用支持向量机(SVM)分类器对驾驶意图进行分类,准确率均达到74%以上。文献[39]利用驾驶员脑电图,基于循环卷积神经网络,提出了一种检测驾驶员制动意图的方法。文献[40]研究当驾驶员执行由外源性刺激(如道路上的障碍物)进行转向时是否能从脑电图中分析出相关性,结果表明,当驾驶员有转向操作意图时,脑电图会发生显著变化,表现出很高的相关性。文献[41]中基于多层神经网络(MLNN)和脑电图开发一种用于检测驾驶员疲劳和睡意的模型,提高了驾驶安全性。文献[42]对驾驶员的脑电图进行采集,分析了不同性别驾驶员在进行左右换道时的脑电图特征。

脑电图虽然能更早地反映驾驶意图,但脑电数据采集需使用专用头盔,难以在实际驾驶环境中运用。因此,一些研究者将关注点移向驾驶员头部和眼球的运动信息。驾驶员的视觉特征可反映驾驶员的换道意图,因为在换道前驾驶员会有注视后视镜和仪表盘等动作,且动作越频繁换道意图越迫切。文献[43—44]采集驾驶员换道前的眼动数据,分析能反映驾驶员换道意图的指标,结果显示这些指标可用于驾驶员换道意图预测。文献[45]提出了一种基于人眼瞳孔大小变化的变道意图预测模型,适用

于智能驾驶辅助系统。驾驶员有意的眼球运动是一个收集信息的过程,驾驶意图将受这些信息的影响。通常驾驶员在换道前会观察周围交通情况,因而眼球的运动是预测换道意图的重要信息<sup>[46]</sup>。和其他可用信息相比,使用驾驶员生理活动信息进行换道预测存在信息采集困难、处理成本高等问题,商用化较困难。

综上,驾驶员的脑电图和眼动数据都可用于驾驶员意图预测,但两者的采集难度不一样,前者比后者更困难,广泛应用不太可能。在今后的驾驶意图研究中,需考虑特征信息的采集难度,可通过驾驶员的生理活动信息进行驾驶意图预测,也可考虑采集其他生理活动信息(如脉搏、头部运动等)进行驾驶意图预测。

### 3.2 基于车辆 CAN 总线信息、运动学及其与周围车辆运动关系信息的预测方法

车辆 CAN 总线中驾驶员的操作信息和车辆的运动学信息往往可直接反映驾驶员的换道意图,但换道过程受周围交通情况的影响很大,与周围车辆的相对运动信息也是影响换道的因素之一<sup>[47]</sup>。文献[48]利用车辆的方向盘转角、油门踏板位置、制动踏板位置信息并结合周围交通情况信息,在贝叶斯网络和支持向量机混合模型的基础上对驾驶员行为进行了分析。文献[49]利用从车辆 CAN 总线中获取的信息对驾驶员换道等行为进行预测,以方向盘转角为主要信息,结合油门踏板、刹车等信息预测驾驶员的驾驶行为。文献[50]基于 SVM 算法,使用 NGSIM(Next Generation Simulation)数据集训练驾驶员换道意图分类器,在该分类器的基础上提出一种基于条件人工势场的自动驾驶汽车避撞系统,结果表明对相邻车道驾驶员换道意图的预测可改善自动驾驶汽车的乘坐舒适性,提高其燃油经济性。文献[51]提出一种在线换道意图预测方法,该方法利用车辆横向位置、方向盘转角、车辆横向速度、方向盘角速度作为特征向量输入支持向量机,将支持向量机的多分类概率输出作为贝叶斯滤波器的输入,贝叶斯滤波器的输出即为换道预测结果。文献[52]基于自适应模糊神经网络(AFFN),提出一种换道预测器用于车辆换道行为预测,将换道车辆与领头车的距离、相对速度及换道车辆的航向角、加速度作为预测器的输入,预测器的输出为方向盘转角,并使用驾驶模拟器分别在 60 km/h、80 km/h、100 km/h 车速下进行试验,结果表明,通过对车辆

历史行驶轨迹的分析可以在车辆越过车道线前预测换道行为。文献[53]使用换道车辆及其周围车辆行驶轨迹数据训练神经网络,建立了换道预测模型。文献[54]在车辆上安装相关传感器采集车辆行驶过程中的行驶轨迹数据,通过对典型换道轨迹数据的研究,提出了车辆换道的早期检测方法。但在换道过程中,如果相邻车道的交通情况不满足换道条件,会导致换道失败,车辆会回到原来的位置,造成车辆以之字形行驶,导致预测失败,造成误报。文献[55]通过研究车辆行驶过程中的运动轨迹进行换道预测,并考虑换道车辆与目标车道车辆碰撞的可能性以避免误报。文献[56]将注意力放在换道车辆及其周围车辆的相对关系上,研究发现,换道车辆相对车道的横向运动速度、与前车的相对速度和相对车道中心的横向偏移量是最能反映换道意图的特征。和只关注换道车辆的横向行为相比,考虑更多相对关系信息可提高换道预测的精度。文献[57]提取车辆在本车道和相邻车道上的 7 个运动特性,对于不能直接获取的特征信息使用卡尔曼滤波进行估计,使用模糊支持向量机建立了变道意图识别器。文献[58]从 NGSIM 数据集中提取换道车辆与周围车辆的相对关系数据,使用贝叶斯网络建立了换道识别模型。文献[59]在汽车转向盘上加装转角传感器获取转向盘数据,结合 CAN 总线信息建立了汽车转向与换道行为识别系统。文献[60—61]基于车辆间交互的感知估计和车辆运动的监督学习运动预测方法,提出了一种驾驶员意图预测架构,该混合估计方法的驾驶员意图预测效果比使用单一方法更好。文献[62]使用换道车辆与周围车辆的相对速度等信息,基于长短期神经网络(LSTM)建立了换道预测器,所使用的数据来自 NGSIM 数据集。

也有研究将这两类信息结合起来使用,取得了不错的结果。文献[63—64]采用驾驶员眼球运动信息、转向盘转角和车辆与周围环境的相对运动信息,结合卡尔曼滤波和神经网络识别驾驶员的驾驶意图。文献[65]采集车辆运动状态、驾驶员操作行为和头部运动特性及周围环境数据,从中提取能表征驾驶员换道意图和行为的特征参数,建立了驾驶员换道行为 BP 神经网络预测模型。文献[66—67]将驾驶员视觉搜索特性、车辆运动状态及驾驶环境信息相结合,提出了换道意图预测方法。

目前主要换道预测方法见表 1。从表 1 可以看出:预测时使用的特征信息越丰富,往往能取得更好

表 1 主要换道预测方法

方法	实验环境	信息采集设备	所用信息	准确率/% (预测性能)	提前预测 时间/s
脑电图	驾驶模拟器	脑电图采集帽	EEG	—	—
证据理论	实际道路	眼动仪	眼动数据	90.02	—
SVM	实际道路	眼动仪	瞳孔大小及变化	73.13±1.25	—
HMM	仿真	CAN 总线、转角传感器	方向盘转角、油门、 制动踏板压力	向左换道 71.00， 向右换道 74.00	—
SVM+贝叶斯滤波	实际道路	立体相机、转角传感器	车辆横向位置和速度、 方向盘转角和角速度	78.49%	1.00
自适应模糊神经网络	驾驶模拟器	—	换道车辆与领头车的 距离、相对速度及换道 车辆的航向角、加速度	—	—
神经网络	仿真	—	位置、相对速度、 加速度、安全距离	—	—
聚类+决策树	实际道路	中程雷达、短程雷达、摄像机	车辆行驶轨迹	向左换道 96.00， 向右换道 94.00	1.67
朴素贝叶斯	实际道路	立体摄像机、毫米波雷达	车辆与周围车辆、车道的 相对距离和速度等	—	—
模糊支持向量机	实际道路	毫米波雷达	换道车辆与周围车辆的相 对距离、速度、加速度等	—	—
贝叶斯网络	仿真	—	换道车辆与周围车辆的 相对速度、距离等	88.70	—
SVM	实际道路	CAN 总线、转角传感器、V2X	方向盘转角、转向灯信号	98.00	—
扩展卡尔曼滤波+BP神经网络	实际道路	眼动仪、CAN 总线、 转角传感器、摄像机	车头时距、眼睛水平 位移、方向盘转角、 车道偏移量	95.00	—
BP神经网络	实际道路	毫米波雷达、LDW、陀螺仪、 眼动仪、CAN 总线	方向盘转角、车速、转向灯信 号、制动开关、头部运动、 与周围车辆的相对位置 与运动关系	94.40	2.00
BP神经网络	实际道路	眼动仪、生理测试仪、 毫米波雷达、摄像机、 测力方向盘等	头部水平转角、车速、 与周围车辆的相对位 置与运动关系	95.58	1.50

的效果,但随着使用特征种类的增多,可能会增加数据采集难度和计算成本。

4 数据驱动的主动换道系统

随着自动驾驶系统离实际使用越来越近,其在现实世界中运行的安全性和鲁棒性问题引起越来越多的关注。为了实现 4 级或 5 级自动驾驶,车辆需

要学习何时、如何作出正确的决策及如何安全地执行,特别是当车辆处于交互式场景(如换道场景)时<sup>[68]</sup>。换道操作是智能车辆最重要、最常见的驾驶操作之一,在进行其他复杂操作(如超车和驶出道路)时,它是必需的。换道也是造成拥堵和碰撞的主要原因。在换道决策时,除需考虑时间、能源效率、舒适性外,还必须满足安全性和可靠性要求<sup>[69]</sup>。在



自动驾驶技术研究中,换道系统及车辆通信已经历了长时间的研究,提出了许多方法。另外,网联自动驾驶汽车(CAVs)的换道系统也被广泛研究,该系统结合了自动驾驶和车辆通信<sup>[68]</sup>。换道系统分为决策模块和控制执行模块。决策模块可看作是战略或战术层面的功能,它根据规划路线或所需驾驶条件发出换道命令。换道命令下达后,自动驾驶汽车执行操作控制。对决策部分的研究通常采用数据驱动的方法,这些方法基于丰富的训练数据集<sup>[37]</sup>。

在控制部分,大量运用基于数据的方法。数据驱动方法在非线性系统预测方面具有很大潜力,它使用大量离线数据进行训练,可很好地映射复杂的输入和输出。为提高自动驾驶的性能,广泛应用神经网络的方法<sup>[70]</sup>。基于数据并结合深度学习的方法控制车辆得到广泛关注,深度学习能从数据中自我优化行为,并适应新场景,非常适合在复杂和动态环境中进行控制。在所有可预见的场景中,开发者不需要对每个参数进行调优,深度学习算法能根据开发者的要求通过学习改善性能<sup>[71]</sup>。在深度学习算法中,强化学习(RL)在处理决策和控制问题上具有巨大潜力。有监督的学习方法既不能学习环境的动态特性,也不能学习智能体的动态特性,而强化学习可用来处理顺序决策过程,是学习自动驾驶控制策略的有效方法<sup>[72]</sup>。强化学习也不需要为每个数据样本进行明确的人工标记或监督,从而节省工作量。基于强化学习的方法可以学习决策和驾驶行为,这些行为对于传统的基于规则的方法来说很难,甚至不可行<sup>[73]</sup>。近些年关于深度强化学习和自动驾驶汽车的关注越来越多,文献[74]提出了一种基于强化学习的换道策略,该策略先感知模块获取相邻车辆的相对位置和速度,将其编码成二维图像,然后使用卷积神经网络提取高层交互特征,生成最大期望累积回报换道策略,最后控制模块执行换道。在换道决策和执行过程中,周围车辆的协作与对抗影响很大,文献[75—76]将周围车辆的协作与对抗情况考虑在内设计换道系统。文献[77]为解决深度强化学习(DRL)学习效率低的问题,提出了一种基于深度强化学习的自动换道方法,其学习效率有较大提升。使用强化学习方法进行换道控制的过程中,在离散空间内限制了其动作,为克服这一限制,文献[78]构建无模型动态驾驶环境下连续换道行为,在没有采用任何环境和车辆动力学实验知识的情况下,起初车辆频繁冲出道路边界,经过训练,最终车

辆可以平稳地换道至目标车道。

传统的运动规划方法在最优性、效率和泛化能力等方面都存在不足,基于采样的运动规划方法不能保证生成轨迹的最优性,而基于优化的方法又不能进行实时的运动规划。文献[79]利用学习的方法解决了这些问题。

在自动驾驶系统设计中不仅要考虑自身的安全性和舒适性,也应考虑自身驾驶行为是否会影响其他驾驶员心理上的舒适性,如快速接近其他车辆可能会让其他驾驶员感到不舒服。文献[80]在设计自动驾驶汽车换道系统时考虑了这一点,在保证换道安全性的同时考虑到了礼貌问题。

目前基于强化学习的换道系统研究主要考虑车辆自身的奖励而不会考虑整体的交通效率。针对该问题,文献[81]采用协同驾驶概念,通过设置适当的奖励函数进行强化学习,协同驾驶有助于充分利用有限的道路资源,减少竞争。文献[82]提出一种在智能网联条件下的多车协同安全换道策略,通过合作获得更高的整体交通效率。

综上,目前对数据驱动的主动换道系统的研究主要集中在机器学习和多车协同驾驶两方面,通过机器学习的方法进行换道行为预测并没有考虑到整体的交通效率,存在不足之处。未来的交通必须快速、安全、便捷,将机器学习和多车协同驾驶相互结合,也许是解决目前交通问题的方法。

## 5 结语

自动驾驶汽车是未来汽车行业的主题,汽车的换道行为预测是实现自动驾驶的主要难题。本文主要综述换道预测方法,这也是目前研究预测换道行为的主要成果。今后对汽车换道行为预测的研究可针对上述预测方法存在的不足进行,同时探索其他预测方法,也可借鉴其他领域的相关研究方法,如通过数据来驱动的主动换道系统存在需要消耗大量费用来收集数据的问题,可借鉴零样本学习的研究方法来解决这个问题。

## 参考文献:

- [1] PARK S H, KIM S M, HA Y G. Highway traffic accident prediction using VDS big data analysis[J]. The Journal of Supercomputing, 2016, 72(7): 2815—2831.
- [2] ABDUL MATIN M A A, AHMAD FAKHRI A S, MOHD ZAKI H S, et al. Deep learning-based single-

- shot and real-time vehicle detection and ego-lane estimation[J]. *Journal of the Society of Automotive Engineers Malaysia*, 2020, 4(1): 61–72.
- [3] 丁洁云, 党睿娜, 王建强, 等. 驾驶人换道决策分析及意图识别算法设计[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2015, 55(7): 769–774.
- [4] HIRAMATSU K. Design principles for advanced driver assistance system: Keeping drivers in-the-loop[R]. In: *International Harmonized Research Activities (IHRA) Working Group on ITS*, 2010.
- [5] 党睿娜, 王建强, 李克强, 等. 高速公路行驶条件下的驾驶员换道特性[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2013, 53(10): 1481–1485.
- [6] 王新胜, 卞震. 基于贝叶斯模型的驾驶行为识别与预测[J]. *通信学报*, 2018, 39(3): 108–117.
- [7] BERNDT H, DIETMAYER K. Driver intention inference with vehicle onboard sensors[C]//2009 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2009: 102–107.
- [8] LU R X, ZHANG L, NI J B, et al. 5G vehicle-to-everything services: Gearing up for security and privacy[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2020, 108(2): 373–389.
- [9] CHEN S Z, HU J L, SHI Y, et al. Vehicle-to-everything (V2X) services supported by LTE-based systems and 5G[J]. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2017, 1(2): 70–76.
- [10] 张涛, 邹渊, 张旭东, 等. 网联车辆并线预测与巡航控制的研究[J]. *汽车工程*, 2020, 42(2): 250–256.
- [11] 刘宗巍, 匡旭, 赵福全. V2X 关键技术应用与发展综述[J]. *电讯技术*, 2019, 59(1): 117–124.
- [12] MILANÉS V, SHLADOVER S E, SPRING J, et al. Cooperative adaptive cruise control in real traffic situations[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(1): 296–305.
- [13] JIN L S, HOU H J, JIANG Y Y. Driver intention recognition based on Continuous Hidden Markov Model[C]//*Proceedings 2011 International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE)*. Changchun, IEEE, 2011: 739–742.
- [14] 熊晓夏, 陈龙, 梁军, 等. 危险换道驾驶行为预测方法研究[J]. *汽车工程*, 2017, 39(9): 1040–1046+1067.
- [15] CHEN T Y, SHI X P, WONG Y D, et al. Predicting lane-changing risk level based on vehicles' space-series features: A pre-emptive learning approach[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 116: 102646.
- [16] JI A, LEVINSON D. A review of game theory models of lane changing[J]. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2020, 16(3): 1628–1647.
- [17] LI Y F, TANG C C, LI K Z, et al. Consensus-based cooperative control for multi-platoon under the connected vehicles environment[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 20(6): 2220–2229.
- [18] WANG C, SUN Q Y, LI Z, et al. Cognitive competence improvement for autonomous vehicles: A lane change identification model for distant preceding vehicles[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 83229–83242.
- [19] RAMYAR S, HOMAIFAR A, KARIMODDINI A, et al. Identification of anomalies in lane change behavior using one-class SVM[C]//2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Budapest, Hungary, IEEE, 2016: 4405–4410.
- [20] WANG Z, ZHAO X, XU Z, et al. Modeling and field experiments on lane changing of an autonomous vehicle in mixed traffic[J]. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2019, 36(7): 877–889.
- [21] PANG M Y, JIA B, XIE D F, et al. A probability lane-changing model considering memory effect and driver heterogeneity[J]. *Transportmetrica B: Transport Dynamics*, 2020, 8(1): 72–89.
- [22] 陆建, 李英帅. 车辆换道行为建模的回顾与展望[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2017, 17(4): 48–55.
- [23] LEONHARDT V, WANIELIK G. Neural network for lane change prediction assessing driving situation, driver behavior and vehicle movement[C]//2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems, Yokohama, Japan, IEEE, 2017: 1–6.
- [24] YI D W, SU J Y, LIU C J, et al. Trajectory clustering aided personalized driver intention prediction for intelligent vehicles[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(6): 3693–3702.
- [25] SIVARAMAN S, TRIVEDI M M. Dynamic probabilistic drivability maps for lane change and merge driver assistance[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(5): 2063–2073.
- [26] BENDER A, AGAMENNONI G, WARD J R, et al. An unsupervised approach for inferring driver behavior from naturalistic driving data[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(6): 3325–3336.
- [27] YI D W, SU J Y, LIU C J, et al. A machine learning based personalized system for driving state



- recognition[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 105: 241–261.
- [28] WINLAW M, PERKINS A, HILAL A R. Analysis of driver behavior in times of crisis[C]//2018 International Workshop on Social Sensing (SocialSens). Orlando, FL, USA, IEEE, 2018: 8–13.
- [29] YI D W, SU J Y, LIU C J, et al. New driver workload prediction using clustering-aided approaches[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(1): 64–70.
- [30] YI D W, SU J Y, HU L, et al. Implicit personalization in driving assistance: State-of-the-art and open issues[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2020, 5(3): 397–413.
- [31] DU X P, LV D X, LI S, et al. Coordinated control algorithm at non-recurrent freeway bottlenecks for intelligent and connected vehicles[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 51621–51633.
- [32] XING Y, LV C, CAO D P. Personalized vehicle trajectory prediction based on joint time series modeling for connected vehicles [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(2): 1341–1352.
- [33] GU X P, HAN Y P, YU J F. A novel lane-changing decision model for autonomous vehicles based on deep autoencoder network and XGBoost[J]. *IEEE Access*, 2020: 9846–9863.
- [34] NIE J Q, ZHANG J, RAN B. Modelling of vehicle interaction behavior during discretionary lane-changing preparation process on freeway [J]. *Journal of Southeast University (English Edition)*, 2018, 34(4): 524–531.
- [35] ZHAO F K, ZHAO Y B, TIAN Y T. Driver lane changing intention recognition based on multi-class information [C]//2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Shenyang, China, IEEE, 2018: 3439–3444.
- [36] WANG P, CHAN C Y, DE LA FORTELLE A. A reinforcement learning based approach for automated lane change maneuvers [C]//2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Changshu, China, IEEE, 2018: 1379–1384.
- [37] KULKARNI A M, NANDI A V, NISSIMAGOUDAR P C. Driver state analysis for ADAS using EEG signals [C]//2019 2nd International Conference on Signal Processing and Communication (ICSPC). Coimbatore, India, IEEE, 2019: 26–30.
- [38] WANG H K, BI L Z, FEI W J, et al. An EEG-based multi-classification method of braking intentions for driver-vehicle interaction [C]//2019 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics. Irkutsk, Russia, IEEE, 2019: 438–441.
- [39] LEE S M, KIM J W, LEE S W. Detecting driver's braking intention using recurrent convolutional neural networks based EEG analysis [C]//2017 4th IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR). Nanjing, China, IEEE, 2017: 840–845.
- [40] ZHANG H J, CHAVARRIAGA R, GHEORGHE L, et al. Brain correlates of lane changing reaction time in simulated driving [C]//2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Hong Kong, China, IEEE, 2015: 3158–3163.
- [41] MOHAMED F, AHMED S F, IBRAHIM Z, et al. Comparison of features based on spectral estimation for the analysis of EEG signals in driver behavior [C]//2018 International Conference on Computational Approach in Smart Systems Design and Applications (ICASSDA). Kuching, Malaysia, IEEE, 2018: 1–7.
- [42] KIM H, HWANG Y, YOON D, et al. An analysis of driver's workload in the lane change behavior [C]//2013 International Conference on ICT Convergence (ICTC). Jeju, Korea (South), IEEE, 2013: 242–247.
- [43] PENG J S, WANG C W, FU R, et al. Extraction of parameters for lane change intention based on driver's gaze transfer characteristics [J]. *Safety Science*, 2020, 126: 104647.
- [44] 袁伟, 付锐, 郭应时, 等. 基于视觉特性的驾驶人换道意图识别[J]. *中国公路学报*, 2013, 26(4): 132–138.
- [45] JANG Y M, MALLIPEDDI R, LEE M. Driver's lane-change intent identification based on pupillary variation [C]//2014 IEEE International Conference on Consumer Electronics. Las Vegas, NV, USA, IEEE, 2014: 197–198.
- [46] DOSHI A, TRIVEDI M M. On the roles of eye gaze and head dynamics in predicting driver's intent to change lanes [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2009, 10(3): 453–462.
- [47] 谷新平, 韩云鹏, 于俊甫. 基于决策机理与支持向量机的车辆换道决策模型[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2020, 52(7): 111–121.
- [48] XU G Q, LIU L, SONG Z J. Driver behavior analysis based on Bayesian network and multiple classifiers [C]//2010 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. Xiamen, China, IEEE, 2010: 663–668.
- [49] BERNDT H, EMMERT J, DIETMAYER K. Conti-

- nuous driver intention recognition with hidden Markov models [C]//2008 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Beijing, China, IEEE, 2008: 1189—1194.
- [50] GAO K, YAN D, YANG F, et al. Conditional artificial potential field-based autonomous vehicle safety control with interference of lane changing in mixed traffic scenario [J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19 (19): 4199.
- [51] KUMAR P, PERROLLAZ M, LEFÈVRE S, et al. Learning-based approach for online lane change intention prediction [C]//2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Gold Coast, QLD, Australia, IEEE, 2013: 797—802.
- [52] TANG J J, LIU F, ZHANG W H, et al. Lane-changes prediction based on adaptive fuzzy neural network [J]. *Expert Systems With Applications*, 2018, 91: 452—463.
- [53] TOMAR R S, VERMA S, TOMAR G S. Neural network based lane change trajectory predictions for collision prevention [C]//2011 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks, Gwalior, India, IEEE, 2011: 559—564.
- [54] AUGUSTIN D, HOFMANN M, KONIGORSKI U. Prediction of highway lane changes based on prototype trajectories [J]. *Forschung Im Ingenieurwesen*, 2019, 83 (2): 149—161.
- [55] WOO H, JI Y, KONO H, et al. Lane-change detection based on vehicle-trajectory prediction [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2 (2): 1109—1116.
- [56] SCHLECHTRIEMEN J, WEDEL A, HILLENBRAND J, et al. A lane change detection approach using feature ranking with maximized predictive power [C]//2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, Dearborn, MI, USA, IEEE, 2014: 108—114.
- [57] 马国成, 刘昭度, 裴晓飞, 等. 基于模糊支持向量机的旁车道车辆并线意图识别方法 [J]. *汽车工程*, 2014, 36 (3): 316—320.
- [58] 邱小平, 刘亚龙, 马丽娜, 等. 基于贝叶斯网络的车辆换道模型 [J]. *交通运输系统工程与信息*, 2015, 15 (5): 67—73+95.
- [59] 杨殿阁, 何长伟, 李满, 等. 基于支持向量机的汽车转向与换道行为识别 [J]. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2015, 55 (10): 1093—1097.
- [60] BAHAM M, HUBMANN C, LAWITZKY A, et al. A combined model- and learning-based framework for interaction-aware maneuver prediction [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17 (6): 1538—1550.
- [61] WISSING C, NATTERMANN T, GLANDER K H, et al. Lane change prediction by combining movement and situation based probabilities [J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2017, 50 (1): 3554—3559.
- [62] HAN T, JING J B, ÖZGÜNER Ü. Driving intention recognition and lane change prediction on the highway [C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Paris, France, IEEE, 2019: 957—962.
- [63] 李亚秋, 吴超仲, 马晓凤, 等. 基于 EKF 学习方法的 BP 神经网络汽车换道意图识别模型研究 [J]. *武汉理工大学学报 (交通科学与工程版)*, 2013, 37 (4): 843—847.
- [64] 郭应时, 付锐, 赵凯, 等. 驾驶人换道意图实时识别模型评价及测试 [J]. *吉林大学学报 (工学版)*, 2016, 46 (6): 1836—1844.
- [65] 马勇, 付锐, 郭应时, 等. 基于实车试验的驾驶人换道行为多参数预测 [J]. *长安大学学报 (自然科学版)*, 2014, 34 (5): 101—108.
- [66] 彭金栓, 付锐, 郭应时. 自然驾驶条件下驾驶人换道行为实时预测 [J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2015, 47 (9): 119—123.
- [67] 李青林, 彭金栓, 付锐, 等. 基于驾驶员操纵特性和交通环境状态的换道行为预测 [J]. *科学技术与工程*, 2019, 19 (12): 368—377.
- [68] AN H, JUNG J I. Decision-making system for lane change using deep reinforcement learning in connected and automated driving [J]. *Electronics*, 2019, 8 (5): 543.
- [69] YI D W, SU J Y, LIU C J, et al. Data-driven situation awareness algorithm for vehicle lane change [C]//2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rio de Janeiro, Brazil, IEEE, 2016: 998—1003.
- [70] WANG P, SHI T Y, ZOU C H, et al. A data driven method of feedforward compensator optimization for autonomous vehicle control [C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Paris, France, IEEE, 2019: 2012—2017.
- [71] KUUTTI S, BOWDEN R, JIN Y C, et al. A survey of deep learning applications to autonomous vehicle control [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22 (2): 712—733.

- 为例[J].系统管理学报,2020,29(3):464—474.
- [12] 郭本海,方志耕,刘卿.基于演化博弈的区域高耗能产业退出机制研究[J].中国管理科学,2012,20(4):79—85.
- [13] 刘皓,任其亮,赵天羽.政府介入下城市出租车出行方式选择的演化博弈分析[J].公路与汽运,2020(5):17—20.
- [14] 雷丽彩,高尚,陈瑞祥.大数据“杀熟”如何破? 基于政府—消费者协同监管的演化博弈[J].系统管理学报,2021,151(4):664—675.
- [15] LIU D H, XIAO X Z, LI H Y, et al. Historical evolution and benefit-cost explanation of periodical fluctuation in coal mine safety supervision: An evolutionary game analysis framework [J]. European Journal of Operational Research, 2015, 243: 974—984.
- [16] LIU Q L, LI X C, Hassall M. Evolutionary game analysis and stability control scenarios of coal mine safety inspection system in China based on system dynamics [J]. Safety Science, 2015, 80: 13—22.
- [17] 江欣国,周悦,夏亮,等.出租车驾驶员交通违法行为演化博弈模型[J].西南交通大学学报,2019,54(6):1121—1128.
- [18] 徐新扬,杨扬.政府主导下公铁联运系统三方演化博弈研究[J].交通运输系统工程与信息,2021,21(2):7—15.
- [19] 杨在军,马倩瑶.共享单车用户机会主义行为的演化博弈分析[J].管理工程学报,2020,132(3):104—111.
- [20] 李科宏,张亚东,郭进,等.高铁运营安全多委托方监督演化博弈的 SD 分析[J].交通运输系统工程与信息,2019,19(3):103—110.
- [21] 雷丽彩,高尚,蒋艳.网约车新政下网约车平台与网约车司机的演化博弈分析[J].管理工程学报,2020,130(1):55—62.
- [22] RUBIN H. The phenotypic gambit: Selective pressures and ESS methodology in evolutionary game theory [J]. Biology & philosophy, 2016, 31(4): 1—19.
- 收稿日期:2022—04—06
- \*\*\*\*\*
- (上接第 36 页)
- [72] TALPAERT V, SOBH I, KIRAN B R, et al. Exploring applications of deep reinforcement learning for real-world autonomous driving systems[C]//14th International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Czechia, 2019: 564—572.
- [73] CHEN D, JIANG L S, WANG Y, et al. Autonomous driving using safe reinforcement learning by incorporating a regret-based human lane-changing decision model[C]//2020 American Control Conference (ACC). IEEE, 2020: 45564—45570.
- [74] LEE J, CHOI J W. May I cut into your lane?: A policy network to learn interactive lane change behavior for autonomous driving [C]//2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Auckland, New Zealand, IEEE, 2019: 4342—4347.
- [75] WANG Z, ZHAO X M, XU Z G, et al. Modeling and field experiments on autonomous vehicle lane changing with surrounding human-driven vehicles[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2021, 36(7): 877—889.
- [76] JIANG S H, CHEN J Y, SHEN M C. An interactive lane change decision making model with deep reinforcement learning[C]//2019 7th International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCM). Delft, Netherlands. IEEE, 2019: 370—376.
- [77] YE F, CHENG X X, WANG P, et al. Automated lane change strategy using proximal policy optimization-based deep reinforcement learning [C]//2020 IEEE Intelligent Symposium (IV). IEEE, 2020: 47402—47408.
- [78] WANG P, LI H H, CHAN C Y. Continuous control for automated lane change behavior based on deep deterministic policy gradient algorithm[C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Paris, France. IEEE, 2019: 1454—1460.
- [79] XI C Y, SHI T Y, WU Y K, et al. Efficient motion planning for automated lane change based on imitation learning and mixed-integer optimization [C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rhodes, Greece. IEEE, 2020: 1—6.
- [80] WANG C, SUN Q, LI Z, et al. Human-like lane change decision model for autonomous vehicles that considers the risk perception of drivers in mixed traffic[J]. Sensors (Basel), 2020, 20(8): 2259.
- [81] WANG G, HU J M, LI Z H, et al. Cooperative lane changing via deep reinforcement learning[R]. Cornell University, 2019.
- [82] 刘志强,韩静文,倪捷.智能网联环境下的多车协同换道策略研究[J].汽车工程,2020,42(3):299—306.
- 收稿日期:2022—07—29