

文章编号:1671-1637(2019)05-0125-14

## 车辆跟驰模型研究进展

杨龙海<sup>1</sup>, 张 春<sup>2</sup>, 仇晓赞<sup>1</sup>, 李 帅<sup>1</sup>, 王 晖<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150090;

2. 深圳市城市交通规划设计研究中心, 广东 深圳 518057)

**摘 要:**梳理了近70年关于跟驰模型的研究,根据建模方法将其分为理论驱动与数据驱动2类模型,并归纳了跟驰模型的研究热点;从人类因素、基础设施、交通信息、异质交通流、新建模型理论5个方面对理论驱动类跟驰模型的研究进行了综述;根据所用机器学习算法的不同,从模糊逻辑、人工神经网络、实例学习、支持向量回归、深度学习5个方面对数据驱动类跟驰模型的研究进行了综述。分析结果表明:理论驱动类跟驰模型以理论推演交通现象,对影响因素的考量难以全面,部分人类因素难以量化,驾驶人决策制定过程的解释不够准确,异质交通流的跟驰模型缺乏一般交通条件下有效性的理论基础和形式化证明;数据驱动类跟驰模型以交通现象归纳交通规律,由于数据的来源、评价指标及评价方法不同,导致应用机器学习算法得到的模型无法系统比较;数据驱动类模型侧重于从微观角度研究驾驶行为特性,对复杂交通现象(如交通震荡、迟滞等)的解释性不强;跟驰模型的研究应创新数据采集方法,捕捉驾驶人的心理倾向、感知特性和认知能力,并量化人类因素的影响和充分利用大数据;数据驱动类跟驰模型应为无人驾驶技术发展提供技术支持;在自动驾驶完全普及之前,人工驾驶与自动驾驶混合场景下的驾驶人跟驰行为特性尚待深入研究。

**关键词:**交通信息;跟驰模型;理论驱动模型;数据驱动模型;人类因素

**中图分类号:**U491.2

**文献标志码:**A

## Research progress on car-following models

YANG Long-hai<sup>1</sup>, ZHANG Chun<sup>2</sup>, QIU Xiao-yun<sup>1</sup>, LI Shuai<sup>1</sup>, WANG Hui<sup>1</sup>

(1. School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, Heilongjiang, China; 2. Shenzhen Urban Transport Planning Center, Shenzhen 518057, Guangdong, China)

**Abstract:** The researches on the car-following models in the past 70 years were reviewed. According to the modeling methods, car-following models were divided into two types: theory-driven model and data-driven model, and the hotspots were summarized. The theory-driven car-following model was reviewed from five aspects: human factor, infrastructure, traffic information, heterogeneous traffic flow, and new modeling theory. According to different machine learning algorithms, the data-driven car-following model was also reviewed from five aspects: fuzzy logic, artificial neural network, instance learning, support vector regression, and deep learning. Analysis result shows that the theory-driven car-following model can theoretically deduces the traffic phenomenon. But it is difficult to comprehensively consider the influencing factors, and some human factors are difficult to quantify, and the explanation of driver decision-making process is not accurate enough. The car-following model of heterogeneous traffic flow lacks effective theoretical basis and formal proof under general traffic conditions. The data-driven

收稿日期:2019-04-23

基金项目:国家自然科学基金项目(71471046);吉林省交通运输厅交通运输科技项目(2017-1-18)

作者简介:杨龙海(1970-),男,安徽巢湖人,哈尔滨工业大学副教授,工学博士,从事交通流理论研究。

car-following models summarize the traffic rules by traffic phenomenon. Due to different of data sources, evaluation indicators and methods, the models based on machine learning algorithms cannot be systematically compared. The data-driven models focus on micro-angles to study driving behavior characteristics, but are not very explanatory for complex traffic phenomena (such as traffic oscillation, hysteresis, etc.). The research of the car-following models should innovate the data collection method, and capture the drivers' psychological tendencies, perceptual characteristics and cognitive abilities, as well as quantify the influence of human factors and make full use of big data. The data-driven car-following models should provide technical support for the development of driverless technology. Before the automatic driving is fully popularized, the characteristics of drivers' car-following behaviors in the mixed scene of manual driving and automatic driving need to be further studied. 4 figs, 83 refs.

**Key words:** traffic information; car-following model; theory-driven model; data-driven model; human factor

**Author resume:** YANG Long-hai(1970-), male, associate, professor, PhD, yanglonghai@hit.edu.cn.

## 0 引 言

车辆跟驰模型一直是交通流理论领域的研究热点。对跟驰行为进行建模可量化跟驰车辆间的纵向相互作用,从而理解交通流运行特性,揭示交通拥堵等交通现象的内在机理。车辆跟驰的概念首先由 Reuschel 等提出,该模型假设驾驶人通过控制车辆的速度与前车保持一个期望的相对距离,并假定该期望距离与后随车的速度成线性关系<sup>[1-2]</sup>。近 70 年来,车辆跟驰模型吸引了众多学者,对于跟驰模型的研究历程,已有一些学者进行了回顾。

Brackstone 等在 1999 年首先发表了跟驰模型综述,文章对 Gazis-Herman-Rothery(GHR)模型、安全距离模型、线性模型、生理心理模型、模糊逻辑模型的发展历程、模型标定、拓展研究进行了详细回顾,肯定了跟驰模型在智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)及汽车防撞预警等方面的潜在应用,同时也指出了当前跟驰模型研究未充分考虑人类因素这一缺陷<sup>[3]</sup>,且未对 NaSch(NS)模型<sup>[4]</sup>、Fukui-Ishibashi(FI)模型<sup>[5]</sup>、Krauss 模型<sup>[6-7]</sup>及 Velocity-Dependent Randomization(VDR)模型<sup>[8]</sup>等元胞自动机模型进行综述。

Hoogendoorn 等在 2001 年综述了交通流模型的研究成果,其中在微观交通流建模部分介绍了跟驰模型的发展历程<sup>[9]</sup>;Olstam 等在 2004 年对比了 AIMSUN、MITSIM、VISSIM、Paramics 这 4 种仿真软件中使用的跟驰模型<sup>[10]</sup>;Panwai 等在 2005 年使用相同数据集评估了 AIMSUN、VISSIM、

Paramics 这 3 种仿真软件使用跟驰模型的表现<sup>[11]</sup>;Toledo 在 2007 年从驾驶行为的角度出发,介绍了跟驰模型、换道模型、间隙接受模型的研究进展,其中对跟驰模型的综述是从交通工程角度进行的<sup>[12]</sup>。

王殿海等在 2012 年系统回顾了跟驰理论 60 年的发展历程,将跟驰模型分为交通工程和统计物理 2 类,其中从交通工程角度研究的跟驰模型包括刺激-反应类、安全距离类、生理-心理类及人工智能类;从统计物理角度研究的跟驰模型包括优化速度模型、智能驾驶模型和元胞自动机模型<sup>[13]</sup>。对各类模型的建模思路、模型结构、参数标定及相关拓展进行了详细阐述,其中人工智能类跟驰模型包括模糊逻辑跟驰模型与人工神经网络跟驰模型,这 2 种模型在建模过程中采用的模糊逻辑方法与神经网络方法均属于典型的数据驱动类建模方法,因此,本文在数据驱动类跟驰模型部分未对这 2 种模型进行详细综述。

此外,Saifuzzaman 等在 2014 年从交通工程和人类因素角度对跟驰模型的发展历程进行了全面的回顾<sup>[14]</sup>。其中交通工程角度的跟驰模型包含 GHR 模型、期望度量类模型、安全距离模型、优化速度模型、Newell 模型与元胞自动机模型。人类因素角度则从三方面进行了阐述,分别是考虑驾驶人感知阈值的模型,考虑驾驶人视觉角度的模型及考虑驾驶人的风险感知、分心及失误的模型。文章分析了各种模型的优点和局限性,并指出了考虑人类因素跟驰模型的研究方向。

本文整理了上述综述文章中涉及到的跟驰模型

的分支和进展,绘制了跟驰模型发展历程树图,以直

观展示跟驰模型发展历程,见图1。

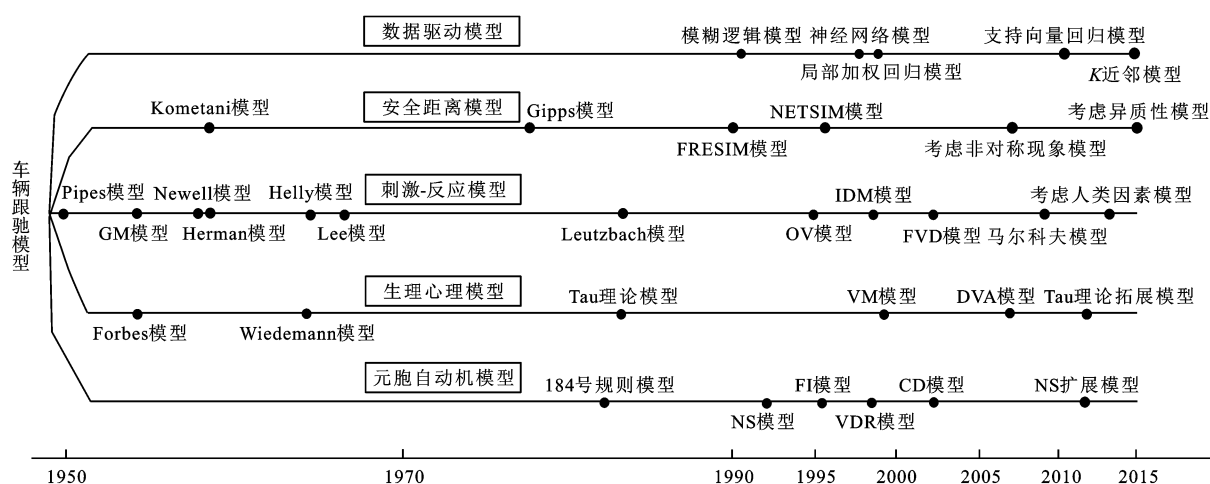


图1 跟驰模型发展历程

Fig. 1 Development process of car-following models

近年来,随着车联网、大数据等新技术的发展,跟驰模型的研究从内容及方法上都出现了新的变化。跟驰模型在早期研究中,学者致力于应用不同的建模思想描述驾驶人的跟驰行为,但对驾驶人跟驰过程中的影响因素进行了不同程度的简化,近年来越来越多的学者将多种影响微观驾驶行为的因素结合到跟驰模型的研究中,也有应用新建模型理论研究跟驰行为,或是将新的机器学习方法应用到跟驰行为建模中,这些内容及方法上的创新进一步提高了模型的预测精度。本文根据建模方法的不同将跟驰模型分为理论驱动类与数据驱动类,其中理论驱动类跟驰模型是指基于车辆跟驰理论,采用传统数学、物理学方法构建出的具有明确物理意义的跟驰模型,通过对模型的变换、推演、实测或试验数据的拟合及参数标定,以仿真或计算的结果与交通现象进行验证,然后形成理论来描述跟驰现象;而数据驱动类跟驰模型则是依据实测车辆时空轨迹数据,通过样本数据的训练、学习、迭代、进化得到机器学习类的跟驰模型,即由跟驰现象的观测数据学习归纳出跟驰现象的内在规律。本文在分析近年来跟驰模型研究成果的基础上,归纳了理论驱动类及数据驱动类模型的最新热点研究方向,从考虑人类因素、基础设施、交通信息、异质交通流、新建模型理论5个方面对理论驱动类跟驰模型近年来的研究进展进行综述。根据模型所用机器学习方法的不同,从模糊逻辑、人工神经网络、实例学习、支持向量回归、深度学习5个方面对数据驱动类跟驰模型近年来的研究进展进行综述,跟驰模型研究方向见图2。

## 1 理论驱动类跟驰模型

当前理论驱动类跟驰模型得到了较为广泛的应用,其侧重于对驾驶人的反应进行假设,模型设计者一般是在观察车辆跟驰行为的基础上,提出各种切合实际的理论假设,从而建立车辆跟驰模型。图1分类中的安全距离模型、刺激反应模型、生理心理模型、元胞自动机模型均为理论驱动类跟驰模型,在前述学者的综述里对这几类模型的经典形式已经进行了回顾。近年来随着理论驱动类模型研究的深入,学者们或是在跟驰模型研究中考虑人类因素、基础设施、交通信息、异质交通流等影响微观驾驶行为的因素,或是将新的建模理论应用于跟驰模型研究。

### 1.1 人类因素

大多数跟驰模型没有对驾驶人如何思考及采取措施的过程进行合理阐述。由于驾驶人在经验上或者在时间上的不充足,使得在正常情况下,驾驶人倾向于选择可接受的策略而不是最优策略。对于驾驶人来说,如果当前的驾驶状况是可以接受的,驾驶人就没有理由去寻找和评估替代方案,传统跟驰模型在描述这个现象上存在瑕疵<sup>[10]</sup>。

当前考虑人类因素的跟驰模型可分为考虑感知阈值的模型<sup>[15-17]</sup>,考虑驾驶人视觉角度的模型<sup>[18-20]</sup>,考虑风险感知<sup>[21-23]</sup>、分心及失误<sup>[24-28]</sup>的跟驰模型。Michaels提出了考虑视觉角度模型,指出当驾驶人接近前车时,相对速度是通过前车的视觉角度的变化来感知的<sup>[18]</sup>。近年来,越来越多的学者开始考虑驾驶人风险感知、分心及失误对跟驰行为的影响。驾驶人在感知到风险时,认知过程包括感知、判断和

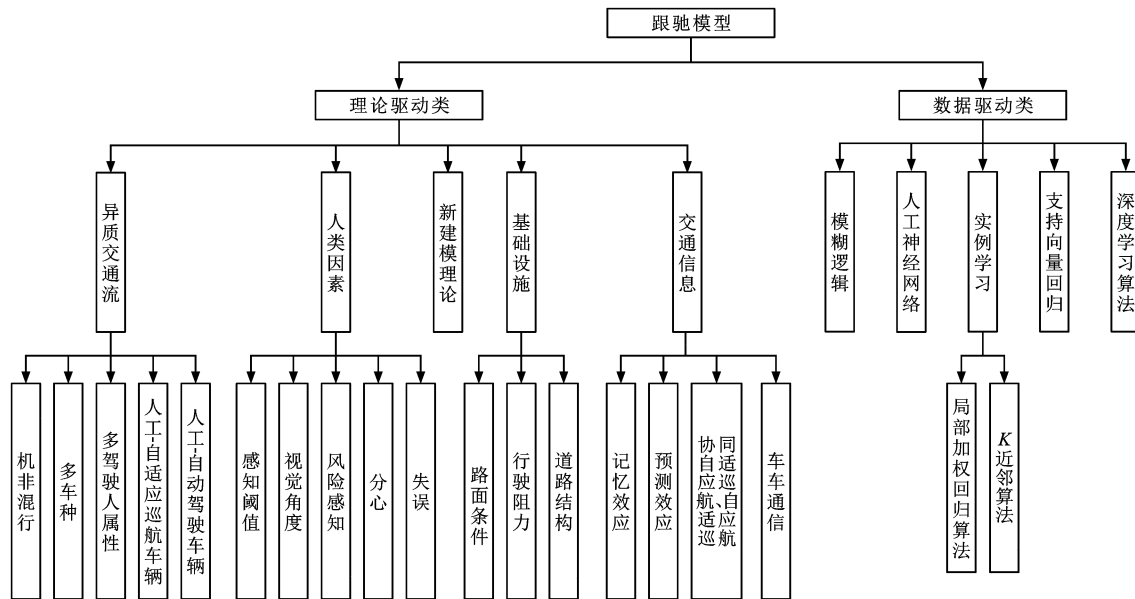


图2 跟驰模型研究方向分类

Fig. 2 Research direction classifications of car-following models

执行决策(刹车或变道)。这个过程可看作是一个驾驶人的决策问题,周围交通状况、环境和驾驶人特性(年龄、性别、驾驶经验和对于风险的态度)都可能影响驾驶人的决策。分心及失误是导致碰撞事故的主要原因,而传统跟驰模型设置了各种规则以防止出现碰撞,这与现实不符。Saifuzzaman 等对上述3种考虑人类因素的跟驰模型进行了详细回顾<sup>[14]</sup>。

近年来,仍然有大量学者继续对考虑人类因素的跟驰模型进行研究。Fuller 提出了任务能力交互模型,该模型认为驾驶行为由驾驶任务难度(Task-Difficult, TD)控制,而驾驶任务难度是由驾驶人能力与任务需求之间的动态交互产生的<sup>[29-30]</sup>。任务能力交互模型的核心是任务难度均衡理论,根据这一理论,驾驶人会不断做出实时决策,通过调整速度和车头时距等控制变量来维持驾驶任务的难度在可接受范围内。Saifuzzaman 等基于任务能力交互模型,将TD模块嵌入到Gipps的安全距离模型和智能驾驶人模型(Intelligent Driver Model, IDM)中,建立了TDGipps和TDIDM模型,研究了驾驶人注意力分散情况和正常情况下的跟驰行为<sup>[31]</sup>。

## 1.2 基础设施

道路基础设施对跟驰行为的影响因素主要有路面条件、行驶阻力与道路几何条件,并有学者对其进行了研究。

在研究路面条件对跟驰行为的影响方面,Tang 等认为较差的路面条件会使驾驶人减速,而良好的路面条件会使驾驶人加速<sup>[32]</sup>,在全速度差(Full Velocity

Difference, FVD)模型的基础上提出了一个考虑道路条件的跟驰模型,表达式为

$$a_n(t) = \kappa \left\{ V[\Delta x_n(t)] - v_n(t) \right\} + \lambda \Delta v_n(t) + \mu a_r \quad (1)$$

式中: $a_n(t)$ 为 $t$ 时刻第 $n$ 辆车的加速度; $V[\Delta x_n(t)]$ 为FVD模型中的优化速度函数,其中 $\Delta x_n(t)$ 为 $t$ 时刻第 $n$ 辆车与前车车头间距; $v_n(t)$ 为 $t$ 时刻第 $n$ 辆车的速度; $\kappa$ 为驾驶人反应灵敏度系数; $\lambda$ 为速度差项权重系数; $\Delta v_n(t)$ 为 $t$ 时刻第 $n$ 辆车与前车的速度差; $a_r$ 为第 $r$ 种道路条件产生的加速度调整项; $\mu$ 为调整系数,可反映不同的道路条件对跟驰行为的影响程度。

Tang 等认为 $\mu$ 受车头间距的影响,当车头间距大于某个临界值时, $\mu$ 随车头间距的增大而增大,即道路条件对跟驰行为的影响随车头间距的增大而增大;而当车头间距小于这个临界值时,车头间距对其的影响可忽略, $\mu$ 可近似为零。

在最初模型中,Tang 等假设路面条件非好即坏,并假设 $\mu$ 、 $a_r$ 是常数。其后,Tang 等认为路面条件是实时变化的, $\mu$ 、 $a_r$ 、 $V[\Delta x_n(t)]$ 会随交通状态实时变化,提出了实时路面条件的跟驰模型,并研究了对燃料消耗及废气排放的影响<sup>[33]</sup>。模型表达式为

$$a_n(t) = \kappa \left\{ [1 + \epsilon(R(x + \varphi, t) - R(x, t))] \cdot V[\Delta x_n(t)] - v_n(t) \right\} + \lambda \Delta v_n(t) + \mu [R(x + \varphi, t) - R(x, t)] a_r \quad (2)$$



$$a_r = \begin{cases} 0 & \Delta x_n(t) < 13.33 \text{ 或 } \Delta x_n(t) > 100 \\ 0.5 & 13.33 \leq \Delta x_n(t) \leq 100 \end{cases} \quad (3)$$

$$\varepsilon = \mu = \begin{cases} 0 & \Delta x_n(t) < 13.33 \text{ 或 } \Delta x_n(t) > 100 \\ 0.5 & 13.33 \leq \Delta x_n(t) \leq 100 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\varphi$ 为驾驶人能够注意到的前方距离; $R(x,t)$ 为 $t$ 时刻点 $x$ 处的道路条件; $R(x,t) > 0$ 表示路面条件好, $R(x,t) < 0$ 表示路面条件差,驾驶人在点 $x$ 处的驾驶行为与点 $x + \varphi$ 处的道路条件有关系; $\varepsilon$ 为反映道路条件对跟驰行为影响程度的调整系数。

Yang等认为大多数跟驰模型的最大减速度是常数,没有考虑实时路面条件的影响,基于此提出了考虑实时最大减速度的跟驰模型<sup>[34]</sup>。仿真车辆从干燥的沥青路面行驶到结冰路面,结果显示此模型不仅能够保证车辆行驶的安全性和舒适性,还能提高车辆行驶稳定性。模型结构为

$$\dot{v}_n(t) = a_1 \left[ 1 - \left( \frac{s_1}{s_2} \right)^2 \right] \quad s_2 \leq 125 \quad (5)$$

$$s_1 = s_3 + v_n(t)T + \frac{k_1}{2} \left[ \frac{v_n^2(t)}{a_2} - \frac{v_{n-1}^2(t)}{a_3} \right] + \frac{k_2}{2\sqrt{a_1b}} \frac{v_n(t)\Delta v_n(t)}{2\sqrt{a_1b}} \quad (6)$$

$$a_4 = \frac{(l_2 u_1 + l_1 u_2)g}{(l_1 + l_2) + h(u_1 - u_2)} \quad (7)$$

式中: $a_1$ 为期望最大加速度; $s_1$ 为最小期望间距; $s_2$ 为实际间距; $s_3$ 为拥挤交通中车辆所需的最小间距; $T$ 为期望车头时距; $k_1, k_2$ 为调整系数,当车辆以不小于 $6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的速度并入相邻车道两车中间时, $k_1 = 0, k_2 = 1$ ,当车辆处于其他跟驰状态时, $k_1 = 1, k_2 = 0$ ;  $a_2, a_3$ 分别为自车和前车的实时最大减速度,其实际值与路面摩擦系数相关,并由车辆动力学模型给出; $a_4$ 为对应路面条件下的实时最大减速度; $l_1, l_2$ 分别为重心与前、后轮之间的水平距离; $h$ 为重心高度; $u_1, u_2$ 分别为前、后车轮与路面的摩擦系数; $g$ 为重力加速度; $b$ 为舒适减速度。

除了路面条件,行驶阻力也会影响车辆的跟驰行为。Li等考虑了滚动阻力及加速阻力对驾驶行为的影响,提出了考虑行驶阻力的跟驰模型,数值计算结果表明,该模型能够描述车辆在启动和制动过程中的动态特性<sup>[35]</sup>。

此外,还有一些学者在跟驰行为建模过程中考虑了道路几何条件的影响。Jin等指出车辆不会严格地沿着车道中心线行驶,横向偏移服从正态分布,并可能随着车道宽度的增加而增加,因此,基于FVD模型,提出了一种考虑横向偏移特性的跟驰模

型<sup>[36]</sup>;梁玉娟等考虑了行驶弯道的曲率半径、弧长及路面摩擦系数等,对NS模型的演化规则进行改进,建立了改进的适应特殊路况的单车道元胞自动机模型<sup>[37]</sup>。

路面条件、行驶阻力、道路几何条件等道路基础设施对驾驶行为存在影响,传统跟驰模型未考虑这些因素,因而无法解释由这些因素导致的微观交通流变化情况。此外,考虑道路基础设施因素的跟驰模型,可为车辆主动安全系统(如碰撞预警)和驾驶辅助系统(如自适应巡航)提供技术支持。

### 1.3 交通信息

交通系统中存在很多交通信息(如驾驶人的记忆效应、预测效应等),近年来随着驾驶辅助系统及车联网技术发展,使得驾驶人能及时获取更多的交通信息,从而影响驾驶人的驾驶行为,引起交通流运行状态的变化。

Zhang指出交通流模型需要考虑驾驶人记忆效应,提出了一个考虑驾驶人记忆效应的宏观交通流模型<sup>[38]</sup>;在模型构建中,Zhang从考虑驾驶人记忆效应的跟驰模型出发,得到了这一宏观交通流模型,但他只将跟驰模型作为中间步骤,没有分析其具体的微观行为。

Tang等提出了考虑驾驶人记忆效应的优化速度(Optimal Velocity, OV)模型,稳定性分析及仿真结果显示,驾驶人记忆效应可以提高交通流的稳定性<sup>[39]</sup>。模型为

$$v_n(t + \tau_1) = \beta_1 V[\Delta x_n(t)] + \beta_2 V[\Delta x_n(t - \tau_1)] \quad (8)$$

式中: $\tau_1$ 为反应时间; $\beta_1, \beta_2$ 分别为优化速度函数 $V[\Delta x_n(t)]$ 和 $V[\Delta x_n(t - \tau_1)]$ 的权重, $\beta_1 + \beta_2 = 1$ ,且 $\beta_1 > \beta_2$ 。

ITS可以根据当前的交通状况预测未来的交通状况,从而为驾驶人提供引导信息。为了研究这些引导信息导致的预测效应对跟驰行为的影响,Tang等提出了一种考虑驾驶人预测效应的跟驰模型<sup>[40]</sup>,为

$$v_n(t + \tau_2) = \beta_3 V[\Delta x_n(t)] + \beta_4 V[\Delta x_n(t + \tau_2)] \quad (9)$$

式中: $\tau_2$ 为预测时间; $\beta_3, \beta_4$ 分别为 $V[\Delta x_n(t)]$ 和 $V[\Delta x_n(t + \tau_2)]$ 的权重。

模型分析和数值结果表明:随着预测效应系数和预测时间的增加,交通流的稳定性将逐渐提高。

自适应巡航控制(Adaptive Cruise Control, ACC)系统通过车载检测设备实时获取信息,相比人类驾驶人可更及时、精确地检测到前车状态。协同自适应巡航控制(Cooperative Adaptive Cruise Control, CACC)系统则是应用车-车通信(Vehicle-

to-Vehicle, V2V)技术接收前车传来的行驶状态信息,从而进一步提升了车辆的感知能力。同时由于能够获得精度较高的前车加速度信息,CACC车辆可保持比ACC更小的车间时距。秦严严等将ACC/CACC车辆跟驰模型划分为基于IDM模型的车辆跟驰模型、PATH实验室车辆跟驰模型和基于控制论的车辆跟驰模型,并对3种ACC/CACC车辆跟驰模型的建模思路、优缺点等进行了详细阐述<sup>[41]</sup>。

V2V技术使得驾驶人能够实时接收邻近多车的运行状态,从而针对性地调整驾驶行为,因此,V2V技术的发展必然在一定程度上造成交通流运行特征的变化。华雪东等认为引入V2V技术后,交通流的运行会出现2种变化趋势,首先交通系统敏感度增加(反应时间缩短),其次驾驶人可以提前预判交通流变化趋势,从而调整车辆状态。基于Newell跟驰模型,提出了引入V2V技术的车辆跟驰模型<sup>[42]</sup>,为

$$v_n(t + \tau_2) = V[\Delta x_n(t + \delta\tau_2)] \quad (10)$$

式中: $\delta$ 为驾驶人对交通流运行状况的提前反应程度。

Wang等基于FVD模型,提出了V2V环境下无信号交叉口的车辆跟驰模型,数值计算结果表明,该模型可预测潜在冲突并通过采取减速措施来避免,从而提高了驾驶舒适性及运行效率<sup>[43]</sup>;Tang等提出了一种考虑V2V的跟驰模型<sup>[44-45]</sup>,研究了发生交通事故时的驾驶行为;Ou等基于FVD模型,提出了一种考虑V2V的跟驰模型,并引入换道规则,研究了双车道交通系统发生事故时的车辆运行状况<sup>[46]</sup>。

以往研究中交通信息主要是指驾驶人的记忆效应及预测效应。驾驶辅助系统及车联网技术的发展极大地扩展了驾驶人能够感知到的交通信息,在这个前提下,驾驶人势必会出现不同的驾驶行为,如何刻画这种影响对于提高车联网环境下的交通流运行效率、保证行驶安全、提高驾驶舒适性都有重要意义。

#### 1.4 异质交通流

中国城市交通普遍存在交通流混杂的异质现象。交通流异质现象不仅包括机动车、非机动车和行人各种交通流的混行,还包括多车种的混行及多种驾驶人属性的混行。关于这几种交通流的异质现象,沈逢春等给出了详细阐述<sup>[47-48]</sup>。随着驾驶辅助系统、车联网、自动驾驶技术的发展,必将出现人工-ACC/CACC、人工-V2V、人工-自动驾驶混合的异质交通流。

已有学者对CACC、ACC、人工驾驶混合行驶的异质交通流进行了研究。秦严严等采用PATH实验室给出的ACC、CACC模型及IDM模型进行仿真,建立了异质交通流中3类车辆的相互关系,并推导了不同CACC车辆渗透率下的基本图模型<sup>[49]</sup>。

V2V技术提供了通信范围内所有安装V2V设备车辆的速度和位置信息,人工-V2V车辆混合交通流也会出现新的运行特征。Knorr等对该种混合交通流进行了仿真分析,发现装有V2V的车辆对交通流运行效率及稳定性都有积极影响,并针对装有V2V的车辆提出了一种提升交通流稳定性和减少行程时间的策略<sup>[50]</sup>。

驾驶辅助系统的终极目标是实现自动驾驶。未来在自动驾驶技术完全普及之前,必然出现人工-自动驾驶混合车流。这一交通流异质现象得到了广大学者的关注。Bose等对手动-半自动驾驶车辆的异质车流进行了建模,分析了手动驾驶不确定性对交通流及环境的影响<sup>[51-52]</sup>,该研究为全自动驾驶车辆的设计提供了依据;邱小平等综合考虑车辆物理尺寸、加减速性能、反应时间等,通过引入经典Gipps模型的安全距离规则,改进了元胞自动机NS模型,提出了基于安全距离的自动驾驶元胞自动机模型,并对不同反应时间下的交通流特征进行了分析,结果显示,调整自动驾驶车辆反应时间可提高通行能力,还分析了驾驶方式比例对交通流基本图的影响<sup>[53]</sup>;Zhu等利用跟驰模型研究了手动-自动驾驶混合交通流的基本图与密度波,采用OV模型来描述人类驾驶人的车辆跟驰行为,并基于OV模型提出了自动驾驶车辆的跟驰模型<sup>[54]</sup>,为

$$a_n(t) = \partial \{ V[\Delta x_n(t), \Delta x_{n-1}(t)] - v_n(t) \} \quad (11)$$

$$V[\Delta x_n(t), \Delta x_{n-1}(t)] = (1+p)V[\Delta x_n(t)] - pV[\Delta x_{n-1}(t)] \quad (12)$$

式中: $V[\Delta x_n(t), \Delta x_{n-1}(t)]$ 为基于车辆前后传感器的优化速度函数; $\partial$ 为自动驾驶车辆传感器敏感系数,可根据实际情况进行调整; $p$ 为平滑因子,是一个常数。

自动驾驶环境下,人工-自动驾驶异质交通流使得交通流的复杂性大大提高,驾驶人与自动驾驶车辆的反应时间不相同,不仅导致交通流运行状态发生改变,还会导致交通安全问题。当前车联网及自动驾驶技术仍处于发展阶段,对于人工-V2V、人工-自动驾驶混合异质交通流的研究都是从仿真角度出发进行的

前瞻性研究。这些研究对于提高未来交通流运行效率及交通安全状况都有重要意义。

### 1.5 新建模型理论

上述理论驱动类跟驰模型考虑了多种影响微观驾驶行为的因素,也有部分学者建立了考虑新建模型理论的跟驰模型,如 Wang 等提出的弹簧车跟驰理论<sup>[55]</sup>,该理论将行驶中的车辆划分为3个状态,分别是加速过程、跟驰过程、减速过程,将加减速过程视为弹簧系统,并进行建模。减速、加速过程分别见图3、4。Wang 等利用虎克定律与牛顿第二定律对加减速过程进行量化建模,减速过程模型表达式为

$$\begin{cases} a_{1n}(t) = a_5 [A \sin(\phi + \eta t) - 1] \\ v_{n-1}(t) - v_n(t) = a_5 \eta^{-1} A \cos(\phi + \eta t) \\ x_{n-1}(t) - x_n(t) = a_5 \eta^{-2} A \sin(\phi + \eta t) + \omega \end{cases} \quad (13)$$

$$A = \sqrt{1 + \frac{2\zeta\eta^2}{a_5}}$$

$$\omega = -a_5 \eta^{-2} + L - \zeta$$

$$\eta = \sqrt{\frac{k}{m}}$$

$$\zeta = \frac{f}{k}$$

加速过程为

$$\begin{cases} a_{2n}(t) = a_6 [A \sin(\phi + \eta t) - 1] \\ v_{n-1}(t) - v_n(t) = a_6 \eta^{-1} A \cos(\phi + \eta t) \\ x_{n-1}(t) - x_n(t) = a_6 \eta^{-2} A \sin(\phi + \eta t) + y \end{cases} \quad (14)$$

$$y = a_6 \eta^{-2} + d + \zeta$$

式中: $a_{1n}(t)$ 为车辆在 $t$ 时刻的减速度; $a_5$ 为头车减速时维持的减速度; $A$ 为加速度振幅,表示驾驶人对加速度的调整强度; $\phi$ 为初相角,决定了跟驰车辆减速度的初始时刻; $\eta$ 为距离变化一个单位所产生的加速度,其量纲为时间平方的倒数; $x_n(t)$ 为 $t$ 时刻

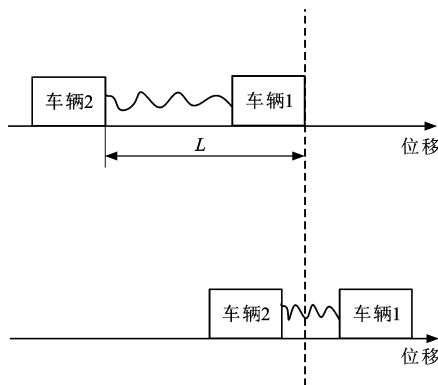


图3 减速过程

Fig. 3 Process of deceleration

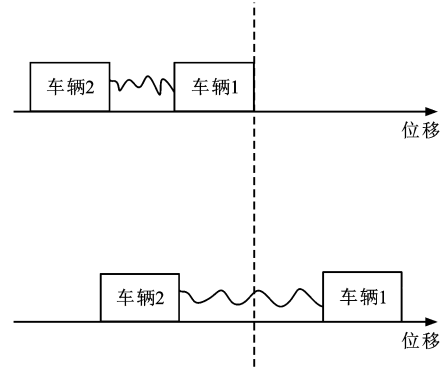


图4 加速过程

Fig. 4 Process of acceleration

第 $n$ 辆车的位置; $f$ 为摩擦力; $\zeta$ 为克服摩擦力 $f$ 所需的弹簧变形量; $\omega$ 为停车过程中两车间距离的变化值,受驾驶人的反应强度、停车延迟的影响; $k$ 为弹簧系统倔强系数; $m$ 为车辆质量; $L$ 为正常行驶状态下两车之间保持的距离; $a_{2n}(t)$ 为车辆在 $t$ 时刻的加速度; $a_6$ 为头车加速时维持的加速度; $d$ 为停车间距, $\phi$ 为初相角,决定了跟驰车辆加速度的初始时刻; $y$ 为起动过程中两车间距离的变化值。

## 2 数据驱动类跟驰模型

近年来科学技术的发展使得大规模高精轨迹数据的获取成为可能,基于非参数方法(人工智能、机器学习、深度学习等)的数据驱动类跟驰模型逐渐发展起来。数据驱动类跟驰模型不拘泥于各种理论假设,不追求严格意义上的数学推导,而是采用非参数方法来挖掘轨迹数据的内在信息,建立具有高预测精度的跟驰模型。目前,数据驱动类跟驰模型按照使用方法的的不同分为模糊逻辑类、人工神经网络类、实例学习类(包括局部加权回归算法和 $K$ 近邻算法)、支持向量回归类、深度学习算法类。

### 2.1 模糊逻辑类

模糊逻辑是应用模糊集合及模糊规则对定性问题进行描述,从而实现对未知模型和系统的综合判断<sup>[56]</sup>。模糊逻辑在车辆跟驰模型中的应用,使得跟驰模型能够更切合实际地描述驾驶人的驾驶行为特性。但如何准确标定模糊集合和相对应的隶属度函数依然存在问题,因而该类模型的应用范围较为有限<sup>[57]</sup>。

### 2.2 人工神经网络类

人工神经网络方法是通过对样本数据的学习建立起一般性的描述,具有较高预测精度,因此,使用人工神经网络建模车辆跟驰行为也一直是研究热点,BP神经网络<sup>[58]</sup>、径向基神经网络<sup>[59-60]</sup>、模糊神



神经网络<sup>[61-63]</sup>等方法不断应用到跟驰行为建模中。目前随着神经网络技术的进步,隐含层数目更多的深度神经网络受到了研究学者更多关注。

### 2.3 实例学习类

有学者利用局部加权回归、K 近邻等机器学习方法建模跟驰行为,并将采用这些方法的跟驰模型称为实例学习类模型。该类模型在初次训练时,只是简单将训练样本进行存储,在预测新的实例时,模型无需在整个实例空间上一次性地估计目标函数,而是针对待求解的新实例作出局部的估计。

Toledo 等利用局部加权回归的方法建立了车辆跟驰模型,利用加权最小二乘法逐次对每一车辆的位置进行局部拟合,得到多项式函数即为回归函数在该点的估计<sup>[64]</sup>,表达式为

$$x_n(t) = \mathbf{Z}(t)\boldsymbol{\beta}_{t_0} + \epsilon_{t_0,t} \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\beta}_{t_0} = (\beta_{t_0,0}, \beta_{t_0,1}, \dots, \beta_{t_0,M})$$

$$\mathbf{Z}(t) = (1, t, t^2, \dots, t^M)$$

$$\omega(t, t_0) = \left[ 1 - \left( \frac{2}{N+1} |t - t_0| \right)^3 \right]^3 \quad (16)$$

式中:  $M$  为多项式阶数;  $t_0$  为拟合中心时间点;  $\epsilon_{t_0,t}$  为正态分布误差项;  $\boldsymbol{\beta}_{t_0}$  为拟合曲线参数向量估计,即利用加权最小二乘法在拟合时间点  $t_0$  处得到的点估计;  $\mathbf{Z}(t)$  为与  $t$  时刻相关的自变量向量,即含时间自变量的多项式;  $\omega(t, t_0)$  为  $\boldsymbol{\beta}_{t_0}$  对应的权重;  $N$  为参与拟合的数据点个数。

式(15)、(16)需标定的参数为  $M$  和  $N$ 。

Papathanasopoulou 等也利用局部加权线性回归方法建立了跟驰模型,并与重新标定的 Gipps 模型进行对比,误差结果显示基于局部加权线性回归的跟驰模型精度更高<sup>[65]</sup>。

除了局部加权回归方法,He 等提出了基于  $K$  近邻算法的跟驰模型<sup>[66]</sup>。该模型的基本假设是驾驶人在相似的交通环境下会重复采取相同的驾驶行为。具体规则是在历史数据库中寻找与待预测数据最接近的  $k$  个历史数据点,并计算这  $k$  个数据点的相似度(欧式距离),从而得到待预测数据的预测值,即在当前情况下驾驶人最有可能采取的驾驶行为。模型表达式为

$$s_n(t + \Delta t) = f[s_{n-1}(t + \Delta t), s_{n-1}(t), \Delta x_n(t), \Delta x_n(t - \Delta t)] \quad (17)$$

式中:  $s_n(t + \Delta t)$  为后车在  $t + \Delta t$  时刻的位移;  $\Delta t$  为仿真步长;  $s_{n-1}(t)$  为前车  $t$  时刻的位移。

该方法确定的参数即为估计误差最小时的临近点个数  $k$ 。

### 2.4 支持向量回归类

支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)是在支持向量机(Support Vector Machine, SVM)思想中引入回归算法,可用于车辆轨迹数据的回归拟合。该方法遵循结构风险最小化原则,理论上较人工神经网络有更强的数据学习能力和泛化能力。

Wei 等提出了基于支持向量回归的车辆跟驰模型,研究了车辆跟驰行为的不对称特性及其对交通流演变的影响<sup>[67]</sup>。模型输入变量为车头间距、跟驰车辆速度和相对速度,输出变量为跟驰车辆在下一时刻的速度。误差评价结果显示,模型达到了较高的预测精度。训练后的模型得到了车辆跟驰过程中的平衡状态,进而对驾驶行为的加减速非对称性给出了合理的解释。

### 2.5 深度学习算法类

深度学习是机器学习的分支,其核心来源于人工神经网络。深度学习通过构建多层隐含层模型,分析大量训练数据,提高分类或预测的准确性。2006 年, Hinton 利用预训练方法缓解了局部最优解问题,将隐含层增加到了 7 层<sup>[68]</sup>,由此揭开了深度学习的热潮,随后的深度信念神经网络、卷积神经网络、递归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)、长短期记忆网络(Long-Short Term Memory, LSTM)等逐渐出现,其中一些方法已经被应用到跟驰模型的研究中。

RNN 是一种专门用于序列数据建模的神经网络,在跟驰模型中的应用较为广泛。Zhou 等提出了一种基于 RNN 的跟驰模型,模型输入变量包括间距、速度差和速度,输出变量为加速度,由于输入变量考虑了时间序列数据,因此,能够捕获人类驾驶人的反应时间、预测能力或记忆效应,仿真结果显示该模型具有较好的重现交通震荡和区分驾驶人特征的能力<sup>[69]</sup>; Wang 等提出了一种基于门控循环单元神经网络(RNN 的一种)的跟驰模型,模型输入变量为最近几个时步的速度、速度差和位移,输出变量为速度,仿真结果显示模型预测精度明显提高<sup>[70]</sup>; Huang 等针对非对称驾驶行为,提出了一种基于 LSTM 神经网络的跟驰模型,将该模型与驾驶记忆相结合,以获取真实的交通流特征,仿真结果显示长短期记忆神经网络(Long-Short Term Memory Neural Network, LSTM-NN)模型能够较好地捕获



非对称驾驶行为,再现真实的交通流特征<sup>[71]</sup>;孙倩等考虑驾驶人不确定性和记忆效应,基于实车跟驰试验数据,提出并训练了一种基于 LSTM 神经网络方法的车辆跟驰模型;仿真结果显示模型预测结果误差较小且更加平滑,能够消散交通流中的扰动,抗干扰能力和稳定性较好<sup>[72]</sup>。

深度强化学习是将强化学习算法与深度学习算法相结合,创造出能够在复杂情况下智能行动的智能体<sup>[73]</sup>。Zhu 等提出了一种基于深度强化学习的跟驰模型,评价发现模型在轨迹精度再现、泛化能力和自适应方面具有良好的性能<sup>[74]</sup>。

### 3 跟驰模型发展现状评述

#### 3.1 理论驱动类跟驰模型

传统跟驰模型定义的条件比较苛刻,推导过程比较严谨,物理意义明确。但只能抽象驾驶人的部分因素且相对简化,对驾驶人决策制定过程的解释还不够准确,这就导致传统跟驰模型无法准确解释与驾驶人行为相关的交通现象,如碰撞、交通震荡等。这种不完善与考虑人类因素建模的复杂性有关,主要表现在以下方面:一是当前驾驶环境对驾驶人跟驰行为有影响,如视觉干扰、路面条件等;二是不同驾驶人的驾驶行为不同,对于风险感知的程度存在差异;三是同一驾驶人在不同驾驶任务中的驾驶风格会发生变化,即驾驶任务需求影响驾驶人的驾驶风格。近年来越来越多的模型考虑了驾驶人的风险感知、分心及失误等人类因素,此类模型得到了极大发展。理论上,只有当跟驰模型的结构能全面反映不同交通状态中驾驶人不同的驾驶行为时,模型的预测精度才能表现出较高水平。但是,在跟驰模型中融入更多人类因素,势必会增加模型复杂性,给模型标定带来困难,降低模型实用性。此外,虽然很多学者已经提出各种反映人类因素参数,但是这些参数对于跟驰行为的影响价值仍缺乏量化。

对于传统依靠驾驶人的车辆,驾驶人决定着车辆的跟驰行为,即根据驾驶人自身对前车运动状态变化的敏感性和反应时间,确定自车速度、加速度及与前车的间距。试验和理论结果表明:不当的跟驰行为,如反应过度或过于保守的驾驶行为,是引发交通拥堵、震荡(走走停停或慢速行驶)和交通事故的关键因素之一<sup>[75]</sup>。近年来随着互联网、通信、自动化控制等科学技术的飞速发展,机动车装载了越来越多的驾驶辅助功能的相关设备,如 ACC、CACC、车联网设备等。这些新技术的应用在一定程度上影

响交通流的运行特征。装备有 ACC 和 CACC 的车辆可通过检测设备或 V2V 设备实时获取前车行驶信息,对交通状况的感知能力更强。鉴于此,众多学者致力于研究 ACC、CACC 车辆跟驰模型,以寻找更合适的车辆行驶控制机理。车联网技术的应用,使得驾驶人能够通过 V2V 通讯设备实时接收前车运行状态并及时调整驾驶行为。很多学者开发考虑 V2V 的跟驰模型,以刻画 V2V 对交通流的微观影响。自动驾驶技术是驾驶辅助系统发展的终极目标,跟驰模型可为自动驾驶车辆提供驾驶原理方面的支持,有助于自动驾驶控制技术的研发,因此,适用于自动驾驶车辆的跟驰模型同样成为研究热点。另外,随着装载相关驾驶辅助系统汽车的市场渗透率的不断提高,这些智能汽车与人工驾驶汽车在道路上共存的问题也不容忽视。考虑人工-ACC/CACC、人工-V2V、人工-自动驾驶异质交通流的跟驰模型也得到了大量学者的关注,这些研究有助于提高行车安全水平、交通流稳定性和效率。但目前相关模型或算法的性能主要是通过仿真来评价的,而不是作为直接控制目标,因此,这一研究方向缺乏一般交通条件下有效性的理论基础和形式化证明<sup>[76]</sup>。

#### 3.2 数据驱动类跟驰模型

数据采集能力的提高使得大规模高精轨迹数据的提取成为可能,极大地促进了数据驱动类跟驰模型的发展。数据驱动类跟驰模型与理论驱动类跟驰模型相比无确定的模型结构,也不追求严格的数学推导和明确的物理意义,而更重视模型或方法对真实交通流的拟合效果。依靠数据驱动类模型强大的数据学习能力,从微观车辆轨迹数据中提取驾驶行为特征。理论上只要用于训练模型的数据样本足够大,就能获得高预测精度的数据驱动类跟驰模型。当前数据驱动类跟驰模型的研究成果相对较少,且存在以下问题。

(1)当前数据驱动类模型在研究过程中使用了不同来源的轨迹数据,评价指标及评价方法也各有不同,应用各种机器学习方法得到的模型无法进行系统比较。有必要对模型评价标准进行统一,使得模型具有可比性。

(2)当前数据驱动类模型的研究主要关注预测精度的提高,该类模型对现实交通现象(如交通震荡、迟滞等)的解释性不强,如何利用数据驱动模型对复杂交通现象发生的机理进行探究,需要进一步研究。

(3)当前数据驱动类模型侧重于在微观角度对驾驶行为特性进行分析,未验证模型在宏观角度下

的表现。有必要对数据驱动类跟驰模型进行仿真,得到交通流基本图,以验证模型能否产生切合实际的宏观交通流特征。

## 4 跟驰模型发展趋势

交通仿真模型包括跟驰模型,其核心价值在于为现实交通提供指导。跟驰模型的研究要充分考虑人类因素以准确刻画与人类驾驶行为相关的交通现象。当前各类跟驰模型的可比性不强,应考虑建立统一的标定与评价标准。此外,车联网、大数据、自动驾驶等新技术飞速发展,为跟驰模型带来了新的发展机遇。未来跟驰模型发展应着重考虑以下方面。

### 4.1 充分考虑人类因素

在数据方面,与人类因素相关的模型参数在大多数情况下难以测量,因此,很难用主流的交通数据进行标定和验证。当前跟驰模型标定验证使用的主流交通数据为以下一代交通仿真(Next Generation Simulation, NGSIM)数据为主的车辆轨迹数据,这些高分辨率的轨迹数据只记录了车辆的运动学特征信息。在研究驾驶行为方面仅使用高分辨率的车辆轨迹数据是不够的,仍然需要创新数据采集方法来捕捉驾驶人在跟驰过程中的心理倾向、感知特性和认知能力,如利用驾驶模拟器采集驾驶人在不同驾驶环境中的行为表现<sup>[77]</sup>。尽管驾驶模拟器采集的数据可能与真实交通流情况下的数据有差异,但可以通过采用先进的数据分析技术,将这种差异的不良影响最小化。在模型构建方面,未来理论驱动类跟驰模型充分考虑人类因素仍是重点发展趋势,并且对于各种人类因素对跟驰行为的影响价值应进行量化。同时,模型融合人类因素势必增加模型复杂性,在模型预测和解释能力最大化及模型复杂性最小化之间保持平衡也是研究者要考虑的问题。

### 4.2 模型标定、评价标准统一化

在参数标定方面,数据采集方法、采集地点、交通状况、车辆性能等因素均会对标定结果造成影响。在模型评价方面,当前大多数模型都是通过数值分析或匹配特定的宏观交通流特征来进行测试,使得模型效果难以对比。由此可见,模型的标定与验证缺乏系统、严谨的标准。未来跟驰模型标定需设计统一的参数标定指南,另外模型评价应采用双级评价策略,在宏观层面上,模型应能够解释实际观测的交通流特征。在微观层面上,预测得到的车辆运动情况应在轨迹、速度、加速度层面接近实际观测值。

### 4.3 多种理论方法交叉融合

在跟驰模型的发展过程中,交通工程学者、心理学家、车辆工程学者、物理学家等对跟驰模型研究的侧重点不尽相同,都试图利用本学科的理论方法进行建模,各种理论方法有特定优势和局限。未来跟驰模型发展需综合考虑各种理论方法的优势,以普适性更强、精准度更高为目标。

### 4.4 充分利用大数据

跟驰模型经过近 70 年的发展,从理论驱动类跟驰模型到数据驱动类跟驰模型已有上百种,传统的理论驱动类跟驰模型由于受到数据量的限制,模型预测精度不高。当前跟驰模型标定验证使用的主流交通数据(如 NGSIM 数据)集中于西方发达国家,但是不同国家的驾驶人驾驶风格不同、车型不同、交通规则和驾驶习惯不同。例如,中国驾驶人面临着频繁换道、攻击性驾驶、大型卡车大量存在、机非混行等具有挑战性的驾驶环境,还面临着道路维护不善、道路建设管理不足等基础设施问题。这些影响可能会导致驾驶行为和交通运行状况的巨大差异。Huang 等发现,中国驾驶人比美国驾驶人更具攻击性<sup>[78]</sup>,因为跟驰模型是基于对驾驶行为的某些假设,所以在西方国家表现良好的跟驰模型,到发展中国家应用时可能表现不佳,因此,建立适合中国国情的跟驰模型数据库就显得十分迫切。近年来中国学者在跟驰数据采集方面也做了大量的工作,如 Jiang 等在开放路段进行的 25 车及 51 车跟驰试验<sup>[79-81]</sup>,Zhu 等进行的上海自然驾驶数据采集<sup>[82]</sup>,这些工作为建立适合中国交通流特性的跟驰模型做出了贡献。如今车联网大数据技术迅速发展,数据短缺、获取成本高和计算能力有限等问题都得到了解决,为跟驰模型带来新的发展机遇。

未来跟驰模型的发展应充分利用大数据。首先要有接入车联网和自动驾驶大数据的能力。未来城市所有车辆速度、密度等参数都可借助车联网自动驾驶数据化,跟驰模型可以充分利用大数据提高预测精度。同时,利用大数据进行模型参数标定并自动调优。传统跟驰模型进行参数标定时所用数据样本量少,获取成本较高,未来数据来源于各种传感器,具有精准、全时段、无抽样误差等优势。可利用大数据建立最优解的跟驰模型,设计算法进行最优解计算,从而提高标定过程的自动化程度,增强模型适用性。

### 4.5 数据驱动类跟驰模型发挥更大作用

当前智能交通技术蓬勃发展,车联网技术极大

地改变了交通信息的获取方式,从而影响驾驶人的驾驶行为,使得当前基于驾驶经验的理论假设不再适用,因此,当前理论驱动类跟驰模型需要改进其理论假设,从而准确反映车联网环境下的车辆跟驰行为。此外由于数据驱动方法的数据学习能力强,可从轨迹数据中挖掘新的驾驶行为特性,所以数据驱动类跟驰模型可更快适应驾驶行为的改变。基于此,数据驱动类跟驰模型将在车联网环境下的驾驶行为特性研究方面发挥重要作用。

另一方面,车辆驾驶正向着自动化方向发展,自动驾驶车辆需要采用高精度车辆跟驰模型作为其控制策略,以保证行驶可靠性和安全性。当前自动驾驶所采用的人工智能技术可分为2种类型,即自上而下的符号型人工智能和自下而上的数据驱动型人工智能。自上而下的符号型人工智能要求程序员必须先搭建出整体的理论模型,然后写出一系列应对各种状况的指令,在驾驶决策方面,该种人工智能技术需要构建高精度的理论驱动类跟驰模型作为基础。近年来,自动驾驶技术迅速发展,车载传感器等硬件设施的性能得到极大提升,增强了自动驾驶车辆对环境的感知能力,使得自动驾驶车辆在行驶过程中可获取大量的行驶信息及轨迹数据。故基于自下而上的数据驱动型人工智能技术得到了大量关注。例如机器学习,采用大量的数据算法并使用相应的技术进行数据处理,最终使得汽车软件无需人类监管,也能自主学习并识别固定的模式。数据驱动类跟驰模型具有强大的数据学习能力,可更好地为自动驾驶提供驾驶决策支持。综上所述,数据驱动类跟驰模型将为接下来的无人驾驶技术发展提供重要技术支持。

此外,车联网环境下的驾驶人认知机理、人车交互特性以及人工-V2V车辆混行状态下的车-车耦合机理正在吸引越来越多的学者进行研究。自动驾驶技术方面,未来自动驾驶完全普及之前,人工-自动驾驶混合交通流将会一定程度上长期存在,人工驾驶-自动驾驶混合场景下的驾驶行为机理同样成为研究热点。

## 5 结 语

(1)理论驱动类跟驰模型以理论推演交通现象,通过对人类因素的考量和引入描述跟驰特性,但人类因素参数量化尚待深化。随着车辆驾驶辅助系统的介入,异质交通流的跟驰模型有待进一步研究。随着高精轨迹数据采集能力的提高,数据驱动类跟

驰模型的评价指标及评价方法有待规范,模型在微观机理和宏观现象的解释和互相验证还有待提高。

(2)随着车联网、大数据、云计算、人工智能、自动驾驶等新技术变革和应用的不断进化,人工驾驶-自动驾驶混合场景下的驾驶人跟驰行为特性研究尚待深入,跟驰模型在车联网环境人车耦合作用机理、自动驾驶车辆控制策略等方面的研究需进一步拓展,为无人驾驶技术发展进一步提供技术支持。

(3)数据驱动类模型不是为了取代理论驱动类模型,2类模型的建模思想不同,各有特点及优势。未来对于2类跟驰模型优势的融合值得进一步探索与研究。如罗颖等在近期研究中通过最优加权理论将理论驱动类跟驰模型与数据驱动类跟驰模型进行结合,建立了一种基于IDM模型与径向基函数神经网络的组合型车辆低速跟驰模型<sup>[83]</sup>,证明了组合模型具有比单一模型更优的预测效果。

(4)中国关于跟驰理论的研究起步较晚,早期研究主要集中于传统理论驱动类跟驰模型及相关拓展。近年来,在智能交通技术蓬勃发展的大背景下,中国学者在考虑车联网环境及自动驾驶环境的跟驰模型研究方面取得了显著进展,相关研究领域已处于领先地位。

## 参考文献:

### References :

- [1] REUSCHEL A. Vehicle movements in the column uniformly accelerated or delayed[J]. Oesterreich IngrArch, 1950, 4: 193-215.
- [2] PIPES L A. An operational analysis of traffic dynamics[J]. Journal of Applied Physics, 1953, 24(3): 274-281.
- [3] BRACKSTONE M, MCDONALD M. Car-following: a historical review[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 1999, 2(4): 181-196.
- [4] NAGEL K, SCHRECKENBERG M. A cellular automaton model for freeway traffic[J]. Journal de Physique I, 1992, 2(12): 2221-2229.
- [5] FUKUI M, ISHIBASHI Y. Traffic flow in 1D cellular automaton model including cars moving with high speed[J]. Journal of the Physical Society of Japan, 1996, 65(6): 1868-1870.
- [6] KRAUSS S, WAGNER P, GAWRON C. Continuous limit of the Nagel-Schreckenberg model[J]. Physical Review E: Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics, 1996, 54(4): 3707-3712.
- [7] KRAUSS S, WAGNER P, GAWRON C. Metastable states in a microscopic model of traffic flow[J]. Physical Review E: Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics, 1997, 55(5): 5597-5602.
- [8] BARLOVIC R, SANTEN L, SCHADSCHNEIDER A, et al.



- Metastable states in cellular automata for traffic flow[J]. *European Physical Journal B*, 1998, 5(3): 793-800.
- [9] HOOGENDOORN S P, BOVY P H L. State-of-the-art of vehicular traffic flow modelling[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2001, 215(4): 283-303.
- [10] OLSAM J J, TAPANI A. Comparison of car-following models[R]. Stockholm: Swedish National Road and Transport Research Institute, 2004.
- [11] PANWAI S, DIA H. Comparative evaluation of microscopic car-following behavior[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005, 6(3): 314-325.
- [12] TOLEDO T. Driving behaviour: models and challenges[J]. *Transport Reviews*, 2007, 27(1): 65-84.
- [13] 王殿海, 金 盛. 车辆跟驰行为建模的回顾与展望[J]. *中国公路学报*, 2012, 25(1): 115-127.  
WANG Dian-hai, JIN Sheng. Review and outlook of modeling of car following behavior[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2012, 25(1): 115-127. (in Chinese)
- [14] SAIFUZZAMAN M, ZHENG Zu-duo. Incorporating human-factors in car-following models: a review of recent developments and research needs[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2014, 48: 379-403.
- [15] WAHLE J, NEUBERT L, SCHRECKENBERG M. Modeling and simulation of traffic flow[J]. *Computer Physics Communications*, 1999, 121/122: 402-405.
- [16] FRITZSCHE H T. A model for traffic simulation[J]. *Traffic Engineering and Control*, 1994, 35(5): 317-321.
- [17] FANCHER P S, BAREKET Z. Evolving model for studying driver-vehicle system performance in longitudinal control of headway[J]. *Transportation Research Record*, 1998, 1631: 13-19.
- [18] MICHAELS R M, COZAN L W. Perceptual and field factors causing lateral displacement[J]. *Highway Research Record*, 1963, 25: 1-13.
- [19] GRAY R, REGAN D. Accuracy of estimating time to collision using binocular and monocular information[J]. *Vision Research*, 1998, 38(4): 499-512.
- [20] ANDERSEN G J, SAUER C W. Optical information for car following: the driving by visual angle (DVA) model[J]. *Human Factors*, 2007, 49(5): 878-896.
- [21] HAMDAR S H, TREIBER M, MAHMASSANI H S, et al. Modeling driver behavior as sequential risk-taking task[J]. *Transportation Research Record*, 2008(2088): 208-217.
- [22] HAMDAR S H, MAHMASSANI H S, TREIBER M. From behavioral psychology to acceleration modeling: calibration, validation, and exploration of drivers' cognitive and safety parameters in a risk-taking environment[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2015, 78: 32-53.
- [23] TALEBPOUR A, MAHMASSANI H S, HAMDAR S H. Multiregime sequential risk-taking model of car-following behavior: specification, calibration, and sensitivity analysis[J]. *Transportation Research Record*, 2016(2260): 60-66.
- [24] STANTON N A, SALMON P M. Human error taxonomies applied to driving: a generic driver error taxonomy and its implications for intelligent transport systems[J]. *Safety Science*, 2009, 47(2): 227-237.
- [25] YOUNG K L, SALMON P M. Examining the relationship between driver distraction and driving errors: a discussion of theory, studies and methods[J]. *Safety Science*, 2012, 50(2): 165-174.
- [26] PRZYBYLA J, TAYLOR J, JUPE J, et al. Simplified, data-driven, errorable car-following model to predict the safety effects of distracted driving[C]//IEEE. 2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. New York: IEEE, 2012: 1149-1154.
- [27] CHEN Dan-jue, LAVAL J, ZHENG Zu-duo, et al. A behavioral car-following model that captures traffic oscillations [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2012, 46(6): 744-761.
- [28] YANG H H, PENG H. Development of an errorable car-following driver model[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2010, 48(6): 751-773.
- [29] FULLER R. The task-capability interface model of the driving process[J]. *Recherche Transports Sécurité*, 2000, 66: 47-57.
- [30] FULLER R. Towards a general theory of driver behaviour[J]. *Accident Analysis and Prevention*, 2005, 37(3): 461-472.
- [31] SAIFUZZAMAN M, ZHENG Zu-duo, MAZHARUL HAQUE M, et al. Revisiting the task-capability interface model for incorporating human factors into car-following models[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2015, 82: 1-19.
- [32] TANG Tie-qiao, WANG Yun-peng, YANG Xiao-bao, et al. A new car-following model accounting for varying road condition[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2012, 70(2): 1397-1405.
- [33] TANG T Q, LI J G, HUANG H J, et al. A car-following model with real-time road conditions and numerical tests[J]. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 2014, 48: 63-76.
- [34] YANG Long-hai, ZHANG Xi-qiao, GONG Jie-kun, et al. The research of car-following model based on real-time maximum deceleration[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 2015: 1-9.
- [35] LI Chuan-yao, TANG Tie-qiao, HUANG Hai-jun, et al. A new car-following model with consideration of driving resistance[J]. *Chinese Physics Letters*, 2011, 28(3): 38902-1-4.
- [36] JIN Sheng, WANG Dian-hai, TAO Peng-fei, et al. Non-lane-based full velocity difference car following model[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, 389(21): 4654-4662.
- [37] 梁玉娟, 薛 郁. 道路弯道对交通流影响的研究[J]. *物理学报*, 2010, 59(8): 5325-5331.  
LIANG Yu-juan, XUE Yu. Study on traffic flow affected by the road turning[J]. *Acta Physica Sinica*, 2010, 59(8): 5325-

5331. (in Chinese)
- [38] ZHANG H M. Driver memory, traffic viscosity and a viscous vehicular traffic flow model[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2003, 37(1): 27-41.
- [39] TANG T Q, HUANG H J, ZHAO S G, et al. An extended OV model with consideration of driver's memory[J]. *International Journal of Modern Physics B*, 2009, 23(5): 743-752.
- [40] TANG T Q, LI C Y, HUANG H J. A new car-following model with the consideration of the driver's forecast effect[J]. *Physics Letters A*, 2010, 374(38): 3951-3956.
- [41] 秦严严,王 昊,王 炜,等. 自适应巡航控制车辆跟驰模型综述[J]. *交通运输工程学报*, 2017, 17(3): 121-130.
- QIN Yan-yan, WANG Hao, WANG Wei, et al. Review of car-following models of adaptive cruise control[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2017, 17(3): 121-130. (in Chinese)
- [42] 华雪东,王 炜,王 昊. 考虑车与车互联互通技术的交通流跟驰模型[J]. *物理学报*, 2016, 65(1): 44-55.
- HUA Xue-dong, WANG Wei, WANG Hao. A car-following model with the consideration of vehicle-to-vehicle communication technology[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(1): 44-55. (in Chinese)
- [43] WANG Tao, ZHAO Jing, LI Peng. An extended car-following model at un-signalized intersections under V2V communication environment[J]. *Plos One*, 2018, 13(2): 1-13.
- [44] TANG Tie-qiao, SHI Wei-feng, SHANG Hua-yan, et al. A new car-following model with consideration of inter-vehicle communication[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2014, 76(4): 2017-2023.
- [45] TANG Tie-qiao, SHI Wei-feng, SHANG Hua-yan, et al. An extended car-following model with consideration of the reliability of inter-vehicle communication[J]. *Measurement; Journal of the International Measurement Confederation*, 2014, 58: 286-293.
- [46] OU Hui, TANG Tie-qiao. An extended two-lane car-following model accounting for inter-vehicle communication[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 495: 260-268.
- [47] 沈逢春. 基于广义元胞自动机的混合交通流建模研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
- SHEN Feng-chun. Studies on mixed traffic flow modeling based on extended cellular automaton[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (in Chinese)
- [48] 于 丹. 基于元胞自动机的小汽车-卡车异质交通流特性研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.
- YU Dan. Research on characteristics analysis of car-truck heterogeneous traffic based on the cellular automata model[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016. (in Chinese)
- [49] 秦严严,王 昊,王 炜,等. 混有 CACC 车辆和 ACC 车辆的异质交通流基本图模型[J]. *中国公路学报*, 2017, 30(10): 127-136.
- QIN Yan-yan, WANG Hao, WANG Wei, et al. Fundamental diagram model of heterogeneous traffic flow mixed with cooperative adaptive cruise control vehicles and adaptive cruise control vehicles[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2017, 30(10): 127-136. (in Chinese)
- [50] KNORR F, SCHRECKENBERG M. Influence of inter-vehicle communication on peak hour traffic flow[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2012, 391(6): 2225-2231.
- [51] BOSE A, IOANNOU P. Analysis of traffic flow with mixed manual and semi-automated vehicles[C]//IEEE. *Proceedings of the 1999 American Control Conference*. New York: IEEE, 1999: 2173-2177.
- [52] BOSE A, IOANNOU P. Mixed manual/semi-automated traffic: a macroscopic analysis[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2003, 11(6): 439-462.
- [53] 邱小平,马丽娜,周小霞,等. 基于安全距离的手动-自动驾驶混合交通流研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2016, 16(4): 101-108, 124.
- QIU Xiao-ping, MA Li-na, ZHOU Xiao-xia, et al. The mixed traffic flow of manual-automated driving based on safety distance[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2016, 16(4): 101-108, 124. (in Chinese)
- [54] ZHU W X, ZHANG H M. Analysis of mixed traffic flow with human-driving and autonomous cars based on car-following model[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 496: 274-285.
- [55] WANG Dian-hai, YANG Shao-hui, CHU Lian-yu. Modeling car-following dynamics during the starting and stopping process based on a spring system model[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2004, 9(6): 643-652.
- [56] ZADEH L A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC-3(1): 28-44.
- [57] CHAKROBORTY P. Models of vehicular traffic: an engineering perspective[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2006, 372(1): 151-161.
- [58] 贾洪飞,隗志才,王晓原. 基于神经网络的车辆跟驰模型的建立[J]. *公路交通科技*, 2001, 18(4): 92-94.
- JIA Hong-fei, JUAN Zhi-cai, WANG Xiao-yuan. Development of a car-following model based on artificial neural networks[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2001, 18(4): 92-94. (in Chinese)
- [59] 徐学明,荣 建,王 丽. 混合神经网络跟驰模型的建立[J]. *公路交通科技*, 2007, 24(3): 130-132.
- XU Xue-ming, RONG Jian, WANG Li. Development of a car-following model based on combined neural network model[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2007, 24(3): 130-132. (in Chinese)
- [60] 周立军,王殿海,李卫青. 人工神经网络及粒子群优化算法在跟驰模型中的应用[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2009, 39(4): 896-899.
- ZHOU Li-jun, WANG Dian-hai, LI Wei-qing. Application of

- artificial neural network and particle swarm optimization in car-following model[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(4): 896-899. (in Chinese)
- [61] HUANG Su-nan, REN Wei. Use of neural fuzzy networks with mixed genetic/gradient algorithm in automated vehicle control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1999, 46(6): 1090-1102.
- [62] MA Xiao-liang. A neural-fuzzy framework for modeling car-following behavior[C]//IEEE. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. New York: IEEE, 2007: 1178-1183.
- [63] 李德慧, 刘小明, 荣建, 等. 基于模糊神经网络的车辆跟驰建模与仿真研究[J]. 北京工业大学学报, 2007, 33(4): 398-401. LI De-hui, LIU Xiao-ming, RONG Jian, et al. Car-following safety modeling and simulation with fuzzy neural network[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2007, 33(4): 398-401. (in Chinese)
- [64] TOLEDO T, KOUTSOPOULOS H N, AHMED K I. Estimation of vehicle trajectories with locally weighted regression[J]. Transportation Research Record, 2007(1999): 161-169.
- [65] PAPATHANASOPOULOU V, ANTONIOU C. Towards data-driven car-following models[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 55: 496-509.
- [66] HE Zheng-bing, ZHENG Liang, GUAN Wei. A simple nonparametric car-following model driven by field data[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2015, 80: 185-201.
- [67] WEI Da-li, LIU Hong-chao. Analysis of asymmetric driving behavior using a self-learning approach[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2013, 47: 1-14.
- [68] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [69] ZHOU Mo-fan, QU Xiao-bao, LI Xiao-peng. A recurrent neural network based microscopic car following model to predict traffic oscillation[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2017, 84: 245-264.
- [70] WANG Xiao, JIANG Rui, LI Li, et al. Capturing car-following behaviors by deep learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(3): 910-920.
- [71] HUANG Xiu-ling, SUN Jie, SUN Jian. A car-following model considering asymmetric driving behavior based on long short-term memory neural networks[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 95: 346-362.
- [72] 孙倩, 郭忠印. 基于 LSTM 神经网络方法的车辆跟驰模型[J]. 吉林大学学报(工学版), DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20190287. SUN Qian, GUO Zhong-yin. Vehicle following model based on LSTM neural network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20190287. (in Chinese)
- [73] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518: 529-533.
- [74] ZHU Mei-xin, WANG Xue-song, WANG Yin-hai. Human-like autonomous car-following model with deep reinforcement learning[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 97: 348-368.
- [75] LAVAL J A, LECLERCQ L. A mechanism to describe the formation and propagation of stop-and-go waves in congested freeway traffic[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2010, 368: 4519-4541.
- [76] GONG Si-yuan, SHEN Jing-lai, DU Li-li. Constrained optimization and distributed computation based car following control of a connected and autonomous vehicle platoon[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 94: 314-334.
- [77] HAMDAR S H, QIN Ling-qiao, TALEBPOUR A. Weather and road geometry impact on longitudinal driving behavior: exploratory analysis using an empirically supported acceleration modeling framework[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 67: 193-213.
- [78] HUANG Yueng-hsang, ZHANG Wei, ROETTING M, et al. Experiences from dual-country drivers: driving safely in China and the US[J]. Safety Science, 2006, 44(9): 785-795.
- [79] JIANG R, HU M B, ZHANG H M, et al. Traffic experiment reveals the nature of car-following[J]. Plos One, 2014, 9(4): 1-9.
- [80] JIANG R, HU M B, ZHANG H M, et al. On some experimental features of car-following behavior and how to model them[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2015, 80: 338-354.
- [81] JIANG R, JIN C J, ZHANG H M, et al. Experimental and empirical investigations of traffic flow instability[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 94: 83-98.
- [82] ZHU Mei-xin, WANG Xue-song, TARKO A, et al. Modeling car-following behavior on urban expressways in Shanghai: a naturalistic driving study[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 93: 425-445.
- [83] 罗颖, 秦文虎. 基于 IDM 与 RBFNN 的组合型车辆低速跟驰模型[J]. 计算机应用研究, 2019, 37(8): 1-7. LUO Ying, QIN Wen-hu. Combination low-speed car-following model based on IDM and RBFNN[J]. Application Research of Computers, 2019, 37(8): 1-7. (in Chinese)