

考虑多车响应的网联混行车流跟驰模型及稳态分析

宋 慧¹, 曲大义¹, 王少杰¹, 王 韬^{1,2}, 杨子奕¹

(1. 青岛理工大学机械与汽车工程学院, 山东 青岛 266520; 2. 淄博职业学院人工智能与大数据学院, 山东 淄博 255300)

摘要:为研究网联混行车流跟驰特性, 本文建立网联混行车流跟驰模型帮助理解其跟驰特性, 从而提高混行车流稳定性。考虑前后车头间距最优速度与最优速度记忆项, 多前车速度差与加速度差, 构建适用于智能网联汽车(CAV)与人工驾驶车辆(HV)交互渗透的混行车流跟驰模型(MFROVCM)。对模型进行稳定性分析, 结果显示, MFROVCM模型与OVCM模型相比, 不稳定区域减少 53.17%; 与BL-OVCM模型相比, 不稳定区域减少 15.44%, 模型稳定性优于其他对比模型。数值仿真结果显示: 相同扰动条件下, MFROVCM模型具有更好的交通流致稳性能, 随着CAV渗透率的增大, 整体交通流速度波动幅度减小, 且恢复稳定的时间逐渐减小。该模型可应用于CAV与HV混行的车流跟驰仿真, 为网联混合车流的交通控制策略提供理论依据与模型基础。

关键词: 交通工程; 网联混行车流; 跟驰模型; 数值仿真; 多车响应; 最优速度记忆

中图分类号: U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2024)11-3220-11

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20221645

Connected mixed traffic flow car-following model and stability analysis considering multiple vehicles response

SONG Hui¹, QU Da-yi¹, WANG Shao-jie¹, WANG Tao^{1,2}, YANG Zi-yi¹

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China; 2. School of Artificial Intelligence and Big Data, Zibo Vocational Institute, Zibo 255300, China)

Abstract: In order to study the car-following characteristics of Internet connected mixed traffic flow, the establishment of Internet connected mixed traffic flow car-following model can help to understand its car-following characteristics and improve the stability of mixed traffic flow. Considering the optimal velocity and optimal velocity changes with memory based on front and rear headway space, the velocity difference and acceleration difference of multiple front vehicles, a car-following model named multiple front and rear optimal velocity changes with memory (MFROVCM) which is suitable for the interactive penetration of mixed traffic flow with connected and autonomous vehicles (CAV) and human-driven vehicles (HV) was

收稿日期: 2022-12-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目(52272311; 51678320).

作者简介: 宋慧(1981-), 女, 讲师, 博士. 研究方向: 车路协同及安全控制. E-mail: songhui@qut.edu.cn

通信作者: 曲大义(1973-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 车路协同及安全控制. E-mail: dayiqu@qtech.edu.cn

constructed. The stability analysis of the model shows: Compared with OVCM model, the unstable area is reduced by 53.17%; compared with BL-OVCM model, the unstable area is reduced by 15.44%, and the stability of MFROVCM model is better than other comparison models. The simulation results show that under the same disturbance conditions, MFROVCM model has better traffic flow stabilization performance. With the increase of CAV permeability, the fluctuation amplitude of overall traffic flow velocity decreases, and the time to restore stability gradually decreases. The model can be applied to the car-following simulation of CAV and HV mixed traffic flow, and provides a theoretical basis and model basis for the traffic control strategy of networked mixed traffic flow.

Key words: traffic engineering; connected mixed traffic flow; car-following model; numerical simulation; multiple vehicles response; optimal velocity changes with memory

0 引 言

随着智能网联汽车的不断发展,未来很长一段时间会存在人工驾驶车辆(Human-driven vehicles, HV)与不同等级的智能网联汽车(Connected and automated vehicles, CAV)混行的情况。由于CAV的跟驰特性与HV存在差异,混行车流的跟驰行为与单纯人工车流存在一定差异。跟驰行为建模是微观交通流理论研究的热点,可以理解微观交通流运行特性。跟驰模型作为交通流理论微观与宏观之间的纽带,为缓解拥堵等交通问题提供了理论基础。智能网联混行车流跟驰行为建模已成为交通流理论研究的热点。

目前学者们对于混行车流跟驰行为的研究,主要从建立CAV跟驰模型,与采用传统HV跟驰模型组成网联混行车流的思路进行。对CAV跟驰模型的研究中,学者们主要从改进HV跟驰模型和研究CAV跟驰特性两种思路进行建模。在改进HV跟驰模型方面,Zhang等^[1]建立了一种基于FVD模型的CAV跟驰模型;纪艺等^[2]考虑多前车的最优速度和加速度建立MHOVA模型,具备更优的稳定区域,有利于提高车流稳定性。在CAV跟驰特性研究方面,Milanes等^[3]基于车间距与期望车间距的误差、车间距误差、速度差和车间距误差微分等权重参数,提出了ACC和CACC的跟驰模型。

对于混行车流的研究,大多研究对CAV和HV分别选择不同的跟驰模型。宗芳等^[4]根据FVD模型建模,考虑前后多车运行状态信息,在曲大义等^[5]、李娟等^[6]分子动力学研究基础上,引入分子动力学表征周围车辆对主体车的影响,建立CAV跟驰模型;秦严严等^[7]分别应用IDM和PATH实验室模型,推导出异质交通流条件下不

同CACC渗透率下的交通流基本图模型。上述学者对网联混行车流进行了大量的研究,但对建立可用于刻画混行车流中不同车辆类型的跟驰特性单一模型研究较少。Xie等^[8]基于IDM模型提出一种通用跟驰模型框架,并推导出线性稳定性条件。仿真结果表明,CAV比例的增加可以明显提高交通流稳定性。吴兵等^[9]基于纵向控制模型,在智能网联环境下,建立可刻画不同车辆的跟驰特性的纵向控制模型;宗芳等^[10]考虑多前后车头间距、多前车速度差、加速度差等信息,建立可刻画混行车流不同车辆跟驰特性的模型,并进行仿真验证;宗芳等^[11]考虑多前车作用势建立可刻画网联混行车流不同车辆跟驰特性的模型。

目前相关研究中较少考虑网联混行车流中主体车前后车辆类型对跟驰特性产生的影响,而前后车辆类型不同会造成跟驰特性的变化。基于此,本文研究网联混行车流中不同类型的车辆跟驰特性,建立可刻画多种类型车辆跟驰特性的跟驰模型,并进行稳定性分析以及数值仿真验证分析。

1 混行车流跟驰特性分析

考虑由HV与CAV组成的混行车流,HV行驶过程中,驾驶人根据前后车辆运行状态以及周围行车环境,进行驾驶决策。通常情况下,驾驶人对前后车辆加速度变化并不敏感,故HV跟驰行为建模仅考虑紧邻前后车车头间距和速度差信息。CAV可通过车载传感器、路侧传感器以及通信设备获得紧邻前后HV的运行状态以及车队中所有CAV的运行状态信息。跟驰过程中主体车辆类型不同会导致跟驰特性的差异,进而导致跟驰模型表达形式的不同。混行车流跟驰情况如图1所示。

由于HV仅通过驾驶人进行感知信息,故HV

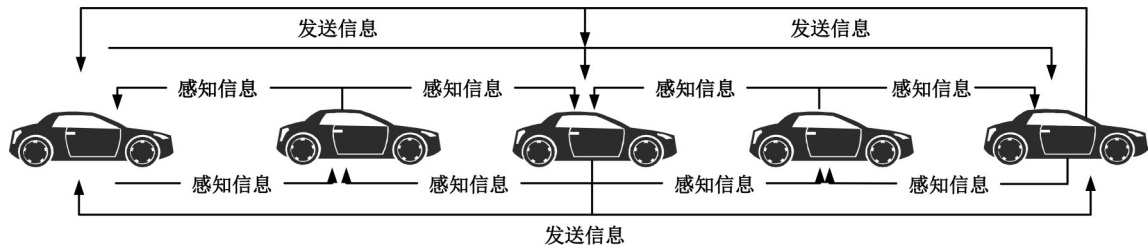


图 1 混行车流跟驰

Fig. 1 Car-following of mixed traffic flow

紧邻前后车辆类型不影响跟驰特性。当 CAV 紧邻前车或紧邻后车为 HV 时,由于 HV 无车-车通信功能,CAV 相对于紧邻 HV,前后车辆信息反馈以及通信能力无法实现,仅依靠车载传感器获得紧邻 HV 的运行状态信息,CAV 会退化为 AV,如图 2 所示。

由图 2(a)可知,当 CAV 紧邻前后车均为 HV 时,则 CAV 相对于紧邻前后 HV,仅依靠车载传感器获得紧邻前后 HV 的运行状态信息,均退化

为 AV;由图 2(b)可知,当 CAV 紧邻前车为 CAV,紧邻后车为 HV 时,CAV 相对于紧邻后 HV,仅依靠车载传感器获得紧邻后 HV 的运行状态信息,可与紧邻前 CAV 进行运行状态信息通信,故相对于紧邻后 HV,退化为 AV;由图 2(c)可知,当 CAV 紧邻前车为 HV,紧邻后车为 CAV 时,仅依靠车载传感器获得紧邻前 HV 的运行状态信息,可与紧邻后 CAV 进行运行状态信息通信,故相对于紧邻前 HV,退化为 AV。

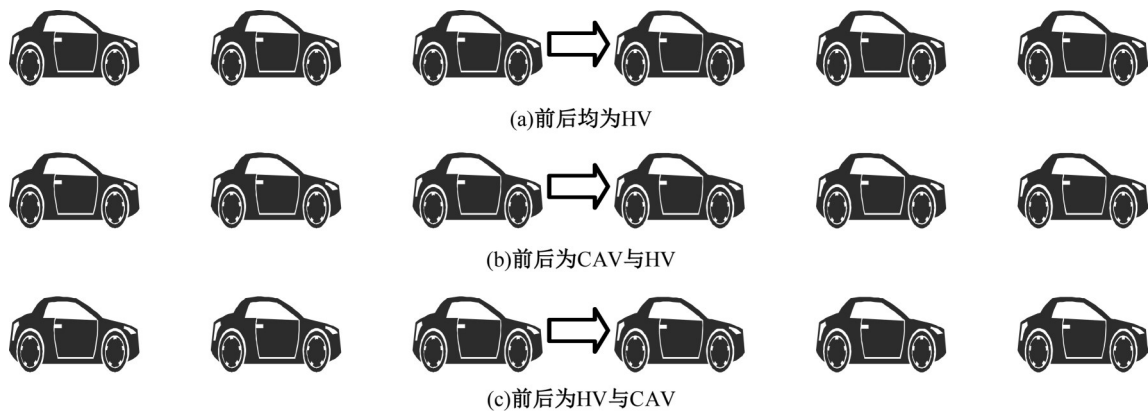


图 2 CAV 退化为 AV

Fig. 2 CAV degenerates to AV

2 网联混行跟驰行为建模

2.1 跟驰行为分析

考虑由 CAV 和 HV 组成的混行车流,分析学者们对网联混行车流跟驰行为建模的研究可知,车辆跟驰行为受前后多车的运行状态影响。对现有相关研究分析可知,考虑前后多车车头间距、速度差以及加速度差等信息进行跟驰建模,可提高交通流稳定性。

对 OVCM 和 BL-OVCM 模型进行跟驰行为建模分析。OVCM 模型^[12]如下所示:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = \alpha [V(\Delta x_n(t)) - v_n(t)] + \lambda \Delta v_n(t) +$$

$$\gamma [V(\Delta x_n(t)) - V(\Delta x_n(t - \tau))] \quad (1)$$

式中: α 为最优速度敏感系数; λ 为速度差敏感系数; γ 为最优速度记忆项敏感系数; $\Delta x_n(t)$ 为 t 时刻主体车与前车的车头间距; $v_n(t)$ 为 t 时刻主体车的速度; $\Delta v_n(t)$ 为 t 时刻主体车与前车的速度差; τ 为记忆时间步长; $V(\bullet)$ 为最优速度函数,其表达式如下所示:

$$V(\Delta x_n(t)) = a \left[\tan h(\Delta x_n(t) - h_c) + \tan h(h_c) \right] \quad (2)$$

式中: a' 、 h_c 为待标定的正常数; $\tan h(\bullet)$ 为双曲正切函数。

BL-OVCM 模型^[13]如下所示:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = \alpha \left\{ PV_F[\Delta x_n(t)] + (1-P)V_B[\Delta x_{n-1}(t)] - v_n(t) \right\} + \lambda \Delta v_n(t) + \gamma \left\{ V_F[\Delta x_n(t)] - V_F[\Delta x_n(t-\tau)] \right\} \quad (3)$$

式中: $P \in (0, 1)$, 为前车对主体车的影响程度, 其影响程度随 P 增加而增大; $V_F[\cdot]$ 和 $V_B[\cdot]$ 分别为主体车对前后车的最优速度函数, 其表达式如下所示^[14]:

$$V_F[\Delta x_n(t)] = a' \left\{ \tan h[\Delta x_n(t) - h_c] + \tan h(h_c) \right\} \quad (4)$$

$$V_B[\Delta x_{n-1}(t)] = -a'' \left\{ \tan h[\Delta x_n(t) - h_c] + \tan h(h_c) \right\} \quad (5)$$

式中: a'' 为待标定的正常数。

BL-OVCM 模型在 OVCM 模型的基础上引入后视效应, 经过仿真验证, 引入后视效应可提高交通流稳定性。OVCM 模型与 BL-OVCM 模型引入最优速度记忆项可提高交通流稳定性, 但在智能网联环境下, CAV 可获得车辆加速度差信息, 而 OVCM 模型与 BL-OVCM 模型并未考虑加速度差信息。同时, CAV 基于通信技术可获得前后多车的运行状态信息, OVCM 模型与 BL-OVCM 模型并未考虑车辆前后多车运行状态信息, 不能全面刻画网联环境下的车辆跟驰行为。

2.2 网联混行跟驰行为建模

通过跟驰行为建模分析, 在智能网联环境下, OVCM 模型与 BL-OVCM 模型缺少对车辆加速度差信息以及前后多车运行状态信息的考虑, 无法有效描述混行车流跟驰特性, 故本文在 BL-OVCM 模型基础上引入多前车速度差项以及多前车加速度差项进行混行车流跟驰行为建模, 建立考虑多车响应的网联混行车流跟驰模型(Multiple front and rear optimal velocity changes with memory, MFROVCM)。模型表达式由 4 个部分构成, 分别为考虑前后车头间距的最优速度项、多前车速度差项、多前车加速度差项以及考虑前后车头间距的最优速度记忆项。

$$M_1 = \alpha_I \left\{ PV_F[\Delta x_n(t)] + (1-P)V_B[\Delta v_{n-1}(t)] - v_n(t) \right\} \quad (6)$$

式中: $\alpha_I \in R$ 且 $\alpha_I > 0$, 为不同车辆类型的最优速度敏感系数, $I=1, 2, 3$ 分别代表 HV、CAV 退化的 AV 与 CAV。

$$M_2 = \lambda_I \sum_{j=1}^q \xi_j \Delta v_{n+j-1}(t) \quad (7)$$

式中: $\lambda_I \in R$ 且 $\lambda_I \geq 0$, 为不同车辆类型的速度差敏感系数; $q \in N$, 为主体车可获得信息的前方车辆数, 一般取为 3^[15]; $\xi_j \geq 0$ 且 $\sum_{j=1}^q \xi_j = 1$, 为第 j 辆前车的速度差权重系数; $\Delta v_{n+j-1}(t)$ 为 t 时刻主体车与第 j 辆前车的速度差。

$$M_3 = k_I \sum_{j=1}^q \epsilon_j \Delta a_{n+j-1}(t) \quad (8)$$

式中: $k_I \in R$ 且 $k_I \geq 0$, 为不同车辆类型的加速度差敏感系数; $\epsilon_j \geq 0$ 且 $\sum_{j=1}^q \epsilon_j = 1$, 为第 j 辆前车的加速度差权重系数; $\Delta a_{n+j-1}(t)$ 为 t 时刻主体车与第 j 辆前车的加速度差。

驾驶员根据最佳速度随记忆的变化, 调整当前速度达到个人预期最佳速度。考虑前后车头间距的最优速度记忆项, 可掌握前后车为达到最优记忆速度产生的加速度, 从而提高整体车流稳定性, 分为 m_1 与 m_2 两项。

m_1 为考虑前车的最佳速度记忆项, 表达式如下所示:

$$m_1 = V_F[\Delta x_n(t)] - V_F[\Delta x_n(t-\tau)] \quad (9)$$

式中: $V_F[\Delta x_n(t)]$ 为 t 时刻考虑前车车头间距的最优速度; $V_F[\Delta x_n(t-\tau)]$ 为 $(t-\tau)$ 时刻考虑前车车头间距的最优速度。

m_2 为考虑后车的最佳速度记忆项, 表达式如下所示:

$$m_2 = V_B[\Delta x_{n-1}(t)] - V_B[\Delta x_{n-1}(t-\tau)] \quad (10)$$

式中: $V_B[\Delta x_{n-1}(t)]$ 为 t 时刻考虑后车车头间距的最优速度; $V_B[\Delta x_{n-1}(t-\tau)]$ 为 $(t-\tau)$ 时刻考虑后车车头间距的最优速度。

考虑前后车的最佳速度记忆项表达式如下所示:

$$M_4 = \gamma_I \left[P m_1 + (1-P) m_2 \right] = \gamma_I \left\{ P \left\{ V_F[\Delta x_n(t)] - V_F[\Delta x_n(t-\tau)] \right\} + (1-P) \left\{ V_B[\Delta x_{n-1}(t)] - V_B[\Delta x_{n-1}(t-\tau)] \right\} \right\} \quad (11)$$

式中: $\gamma_I \in R$ 且 $\gamma_I \geq 0$, 为不同车辆类型的最佳速度记忆项敏感系数。

为简化式(11)中的 $\Delta x_n(t-\tau)$,使忽略其泰勒展开式中非线性项,如下所示:

$$\Delta x_n(t-\tau) = \Delta x_n(t) - \tau \frac{d\Delta x_n(t)}{dt} = \Delta x_n(t) - \tau \Delta v_n(t) \quad (12)$$

$$M_4 = \gamma_I [Pm_1 + (1-P)m_2] = \gamma_I \{ P\tau V'_F[\Delta x_n(t)]\Delta v_n(t) + (1-P)\tau V'_B[\Delta x_{n-1}(t)]\Delta v_{n-1}(t) \} \quad (14)$$

则跟驰模型通用表达式为:

$$\begin{aligned} \frac{dv_n(t)}{dt} &= M_1 + M_2 + M_3 + M_4 \\ &= \alpha_I \{ PV'_F[\Delta x_n(t)] + (1-P)V'_B[\Delta x_{n-1}(t)] - v_n(t) \} + \lambda_I \sum_{j=1}^q \xi_j \Delta v_{n+j-1}(t) + \\ &\quad k_I \sum_{j=1}^q \epsilon_j \Delta a_{n+j-1}(t) + \gamma_I \{ P\tau V'_F[\Delta x_n(t)]\Delta v_n(t) + (1-P)\tau V'_B[\Delta x_{n-1}(t)]\Delta v_{n-1}(t) \} \end{aligned} \quad (15)$$

2.3 网联混行跟驰行为表达形式

混行车流中主体车与紧邻前后车辆类型不同导致跟驰行为的差异,进而导致跟驰模型表达形式的不同。

(1)当主体车为HV时,即 $I=1$,紧邻前后车辆类型并不影响模型表达形式。由于HV对加速度差变化不敏感,则主体车为HV时不考虑 M_3 ,且HV仅可获取紧邻前后车的信息,即 M_1, M_4 为 $I=1$ 时表达式, M_2 为 $q=1$ 时表达式,故模型表达式为:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = M_1 + M_2' + M_4 \quad (16)$$

$$M_2' = \lambda_1 \Delta v_n(t) \quad (17)$$

(2)当主体车为CAV时,即 $I=3$,由混行车流跟驰特性分析可知,紧邻前后车辆类型会影响模型表达形式。

①紧邻前后车均为CAV,模型表达式为式(15) $I=3$ 的形式:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = M_1 + M_2 + M_3 + M_4 \quad (18)$$

②紧邻前后车均为HV, M_1, M_4 为 $I=2$ 时表达式, M_2, M_3 均由相对于紧邻前后HV退化为AV ($I=2$) 与相对于其他CAV ($I=3$) 两部分构成,模型表达式为:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = M_1 + M_2' + M_3' + M_4 \quad (19)$$

$$M_2' = \lambda_2 \xi_1 \Delta v_n(t) + \lambda_3 \sum_{j=2}^q \xi_j \Delta v_{n+j-1}(t) \quad (20)$$

$$M_3' = k_2 \epsilon_1 \Delta a_n(t-1) + k_3 \sum_{j=2}^q \epsilon_j \Delta a_{n+j-1}(t-1) \quad (21)$$

简化后的 $V[\Delta x_n(t-\tau)]$ 如下所示:

$$V(\Delta x_n(t-\tau)) = V(\Delta x_n(t)) - \tau \Delta v_n(t) V'(\Delta x_n(t)) \quad (13)$$

则简化后的 M_4 如下所示:

③紧邻后车为HV,紧邻前车为CAV,故模型中多前车项 M_2, M_3 表达形式不变,为 $I=3$ 时表达式, M_1, M_4 发生变化,均由紧邻前CAV ($I=3$) 与相对于紧邻后HV退化为AV ($I=2$) 两部分构成,模型表达式为:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = M_1' + M_2 + M_3 + M_4' \quad (22)$$

$$M_1' = \{ \alpha_3 PV'_F[\Delta x_n(t)] + \alpha_2(1-P)V'_B[\Delta v_{n-1}(t) - \alpha_3 P + \alpha_2(1-P)]v_n(t) \} \quad (23)$$

$$M_4' = \gamma_3 P\tau V'_F[\Delta x_n(t)]\Delta x_n(t) + \gamma_2(1-P)\tau V'_B[\Delta v_{n-1}(t)]\Delta v_{n-1}(t) \quad (24)$$

④紧邻后车为CAV,紧邻前车为HV,模型中 M_1, M_2, M_3, M_4 表达形式均发生变化,均由相对于紧邻前HV退化为AV ($I=2$) 与相对于其他CAV ($I=3$) 两部分构成,模型表达式为:

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = M_1' + M_2' + M_3' + M_4' \quad (25)$$

$$M_1' = \{ \alpha_2 PV'_F[\Delta x_n(t)] + \alpha_3(1-P)V'_B[\Delta v_{n-1}(t)] - [\alpha_2 P + \alpha_3(1-P)]v_n(t) \} \quad (26)$$

$$M_2' = \lambda_2 \xi_1 \Delta v_n(t) + \lambda_3 \sum_{j=2}^q \xi_j \Delta v_{n+j-1}(t) \quad (27)$$

$$M_3' = k_2 \epsilon_1 \Delta a_n(t-1) + k_3 \sum_{j=2}^q \epsilon_j \Delta a_{n+j-1}(t-1) \quad (28)$$

$$M_4' = \{ \gamma_2 P\tau V'_F[\Delta x_n(t)]\Delta v_n(t) + \gamma_3(1-P)\tau V'_B[\Delta v_{n-1}(t)]\Delta v_{n-1}(t) \} \quad (29)$$

2.4 模型参数标定

根据文献[16]进行最优速度函数参数标定, $a'=1, a''=1, h_c=4$ 。由HV、AV与CAV跟驰特性可知,HV车辆敏感性最小,CAV最大。根据

献[17], α_1 取值0.8;根据文献[18], α_3 取值1。根据文献[10], λ_1 取0.1;根据文献[19], λ_3 取0.2。根据文献[20], k_3 取0.1。根据文献[11], γ_1 取0.1;根据文献[2], γ_3 取0.2。根据HV、AV与CAV跟驰特性进行参数标定,参数标定情况如表1所示。

表 1 模型参数值

Table 1 Parameter value of model

项目	α_i	λ_i	k_i	γ_i	τ	P
$I=1$	0.8	0.10	0.00	0.10	0.2	0.9
$I=2$	0.9	0.15	0.05	0.15	0.2	0.9
$I=3$	1.0	0.20	0.10	0.20	0.2	0.9

根据 $\xi_j \geq 0$ 且 $\sum_{j=1}^q \xi_j = 1, \epsilon_j \geq 0$ 且 $\sum_{j=1}^q \epsilon_j = 1$ 的

约束条件,赋值方式如下所示^[21]:

$$\xi_j, \epsilon_j = \begin{cases} \frac{q-1}{q^j}, j \neq q \\ 1 \\ \frac{1}{q^{j-1}}, j = q \end{cases} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \frac{dv_n(t)}{dt} = & \alpha_i \{ PV'_F(h) [\Delta y_n(t)] + (1-P)V'_B(h) [\Delta y_{n-1}(t)] - y_n(i) \} + \lambda_i \sum_{j=1}^q \xi_j \Delta y_{n+j-1}(i) + \\ & k_i \sum_{j=1}^q \epsilon_j \Delta y_{n+j-1}(i-1) + \gamma_i \{ P\tau V'_F(h) \Delta y_n \dot{y}(t) + (1-P)\tau V'_B(h) \Delta y_{n-1}(i) \} \end{aligned} \quad (36)$$

将扰动 $y_n(t) = e^{ikn+zt}$ 及式(35)代入式(36), 同时将 e^{ik} 运用二阶泰勒展开式展开为 $e^{ik} = 1 +$

3 稳定性分析

为验证所建立模型的稳定性,研究 $\alpha, \lambda, k, \gamma, \tau$ 等参数对模型稳定性的影响。假设稳态交通流相邻两车的平均车头间距 h 和车辆速度为 $V(h)$, 稳态交通流中车辆的位置 $X_n(t)$ 如下:

$$X_n(t) = nh + V(h)t \quad (31)$$

式中: $n \in N$, 为车辆数。

假设在稳态交通流基础上产生扰动 $y_n(t) = e^{ikn+zt}$, 车辆 n 位置及车头间距表示为:

$$x_n(t) = y_n(t) + X_n(t) \quad (32)$$

$$\Delta x_n(t) = \Delta y_n(t) + h \quad (33)$$

为实现平衡位置线性化,分别对式(32)求一阶导、二阶导可得:

$$v_n(t) = y_n(i) + V(h) \quad (34)$$

$$a_n(t) = y_n(i) \quad (35)$$

将式(33)~(35)代入模型通用表达式,在平衡位置线性化可得:

$ik + \frac{(ik)^2}{2}$, 并将 z 展开为 $z = z_1(ik) + z_2(ik)^2$ 可得:

$$\begin{aligned} [z_1(ik) + z_2(ik)^2]^2 = & \alpha_i PV'_F(h) \left(ik + \frac{(ik)^2}{2} \right) + \alpha_i (1-P) V'_B(h) \left(ik - \frac{(ik)^2}{2} \right) - \\ & \alpha_i [z_1(ik) + z_2(ik)^2] + \lambda_i [z_1(ik) + z_2(ik)^2] \sum_{j=1}^q \xi_j \left(ik + \frac{(ik)^2}{2} (2j-1) \right) + \\ & k_i [z_1(ik) + z_2(ik)^2]^2 e^{-[z_1(ik) + z_2(ik)^2]} \sum_{j=1}^q \epsilon_j \left(ik + \frac{(ik)^2}{2} (2j-1) \right) + \\ & \gamma_i [z_1(ik) + z_2(ik)^2] \tau PV'_F(h) \left(ik + \frac{(ik)^2}{2} \right) + \\ & \gamma_i [z_1(ik) + z_2(ik)^2] \tau (1-P) V'_B(h) \left(ik - \frac{(ik)^2}{2} \right) \end{aligned} \quad (37)$$

根据 ik 和 $(ik)^2$ 对应系数相等,可得:

$$z_1 = PV'_F(h) + (1-P)V'_B(h) \quad (38)$$

$$z_2 = \frac{1}{2} PV'_F(h) - \frac{1}{2} (1-P) V'_B(h) +$$

$$\frac{\lambda_i z_1 + (\gamma_i \tau + k_i - 1) z_1^2}{\alpha_i} \quad (39)$$

$z_2 < 0$ 时,交通流不稳定,受到扰动会造成交通拥堵; $z_2 > 0$ 时,交通流稳定,受到扰动后会恢复稳定,则交通流稳定状态条件为:

$$\alpha_l > \frac{2\lambda_l [PV'_F(h) + (1-P)V'_B(h)] + 2(\gamma_l\tau + k_l - 1) [PV'_F(h) + (1-P)V'_B(h)]^2}{(1-P)V'_B(h) - PV'_F(h)} \quad (40)$$

为验证模型稳定性的优劣,选择OV^[22]、FVD^[23]、OVCM^[11]、BLVD^[16]、BL-OVCM^[13]模型进行比较。通过Matlab绘制模型的中性稳定性曲线,各模型参数设置如表2所示。

图3(a)为各模型稳定性对比图,图中对称曲线即模型中性稳定性曲线,将平面区域划分为上下两部分,上部为稳定区域,下部为非稳定区域。根据模型稳定性区域面积可判断各模型稳定性排序为:MFROVCM、BL-OVCM、BLVD、

表 2 对比模型参数设置

Table 2 Parameter settings of comparative models

模型	α	λ	k	γ	τ	P
OV	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
FVD	1.0	0.2	0.0	0.0	0.0	1.0
OVCM	1.0	0.2	0.0	0.2	0.2	1.0
BLVD	1.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.9
BL-OVCM	1.0	0.2	0.0	0.2	0.2	0.9
MFROVCM	1.0	0.2	0.1	0.2	0.2	0.9

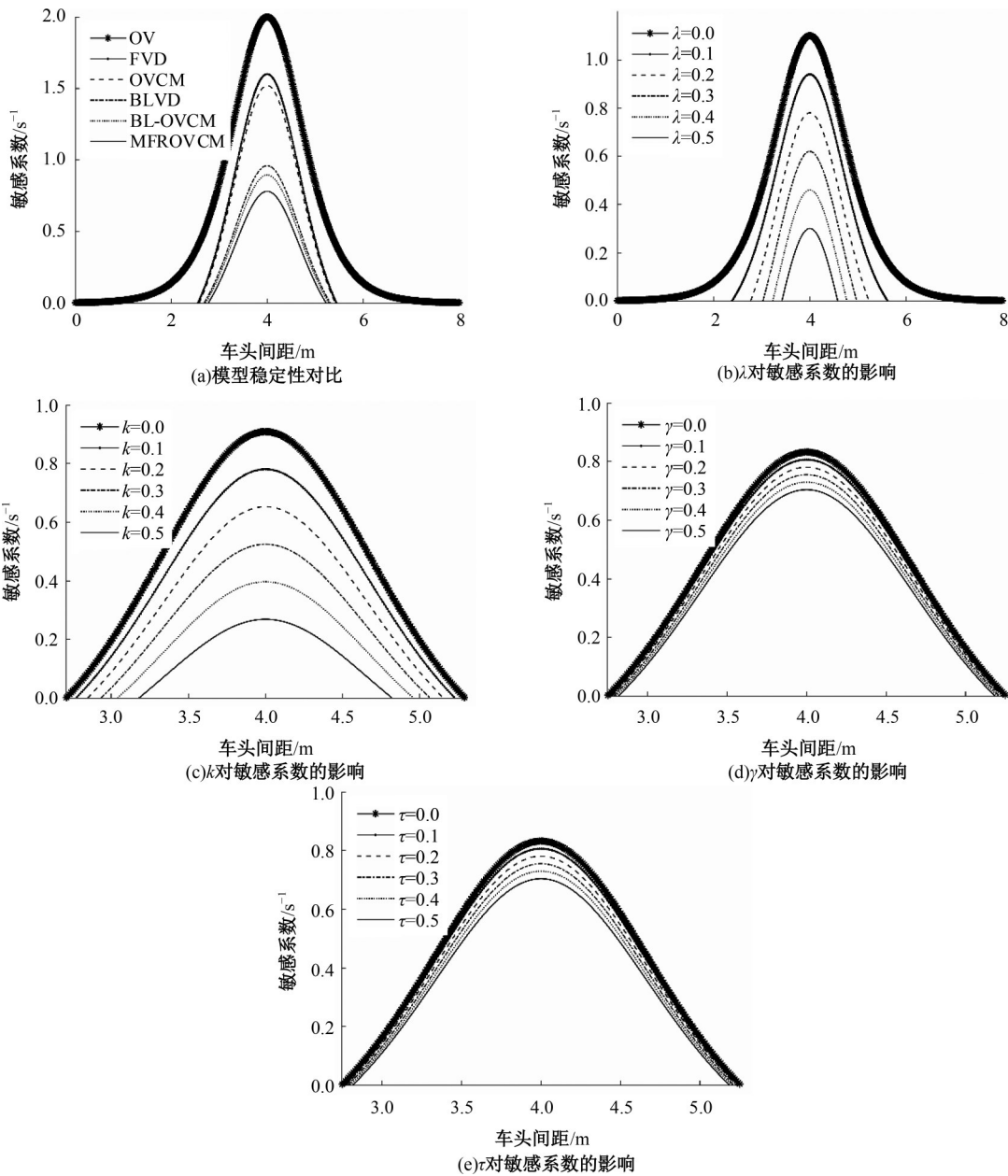


图 3 模型中性稳定性曲线

Fig. 3 Neutral stability curves of the models

OVCM、FVD、OV。MFROVCM模型与OVCM模型相比,不稳定区域减少53.17%,在OVCM模型基础上,通过引入前后车的车头间距和最优速度记忆项以及多前车速度差和加速度差等运行状态信息的关注,有利于提高混合车流稳定性。与BL-OVCM模型相比,不稳定区域减少15.44%,引入多前车速度差与加速度差等相关运行信息,有利于提高混合车流稳定性,验证了模型的稳定性。由图3(b)(c)(d)可知,随着速度差敏感系数、加速度差敏感系数、最优速度记忆项敏感系数的增加,稳定区域逐渐增大。由此可得,增强车辆对速度差、加速度差、最优速度记忆项等行车信息的感知程度,有利于提高车流的稳定程度。

4 数值仿真验证分析

为研究模型在网联混行车流环境下的稳定性,分析CAV渗透率对混行车流稳定性的影响,利用Matlab进行数值仿真。模拟单车道混行车流中车辆的跟驰行为,设置2 km的仿真直道,初始状态均匀排列100辆车,并设置初始车头间距为安全车头间距4 m(车辆看作质点),从100辆车里选择 m 辆车作为CAV随机分布,则渗透率为 $m/100$ 。若为HV,采用 $I=1$ 的模型;若为CAV,判断并应用 $I=3$ 时的模型表达形式。模型参数取值均采用前文参数标定数值,设置限速为2 m/s,仿真步长为0.2 s,仿真时长为600 s。车流初始状态下车辆初始状态为:

$$X_n(0) = (N - n)h_c \quad (41)$$

式中: N 为车辆总数100; $n=1,2,\dots,N$ 。

$$V_n(0) = PV_F(h_c) + (1 - P)V_B(h_c) \quad (42)$$

4.1 模型稳定性仿真分析

选取OV、FVD、OVCM、BLVD、BL-OVCM模型作为对比模型进行仿真分析,CAV与HV模型参数根据前文参数标定结果确定。CAV渗透率取0.3,前200 s车流处于稳定状态,在 $t=200$ s时,将头车位置添加扰动,分别绘制 $t=300$ s与 $t=350$ s时的车辆速度与加速度分布曲线图,分别如图4、图5所示。

由图4、图5可知: $t=300$ s时,OV模型与FVD模型速度有较大波动,加速度变化剧烈,且接近60辆车处于速度波动状态,OVCM模型、BLVD模型与BL-OVCM模型速度波动相对较小,加速度变化相对平稳,接近40辆车速度处于波动状态,MFROVCM模型的速度波动最小,加速度变化最平缓,仅有接近20辆车处于波动状态,模型致稳性优于其他对比模型。 $t=350$ s时,MFROVCM模型速度与加速度已恢复稳定,而OV模型、FVD模型与OVCM模型速度与加速度仍存在较大波动。所有模型速度波动范围随着车辆编号增加而增大,说明扰动造成的速度波动会随着车队的传播逐渐增大。由此可知,本文模型稳定性优于其他对比模型,数值仿真结果印证了图3(a)模型稳定性分析结果。

4.2 不同渗透率下仿真分析

为分析不同CAV渗透率对混合车流稳定性影响,分别在CAV渗透率为0.0、0.3、0.5、0.7、1.0时进行数值仿真。在 $t=300$ s时,将头车位置添加扰动。不同渗透率下各车速度曲线图如图6所示,图中线条灰度0.25、0.5、0.75分别代表

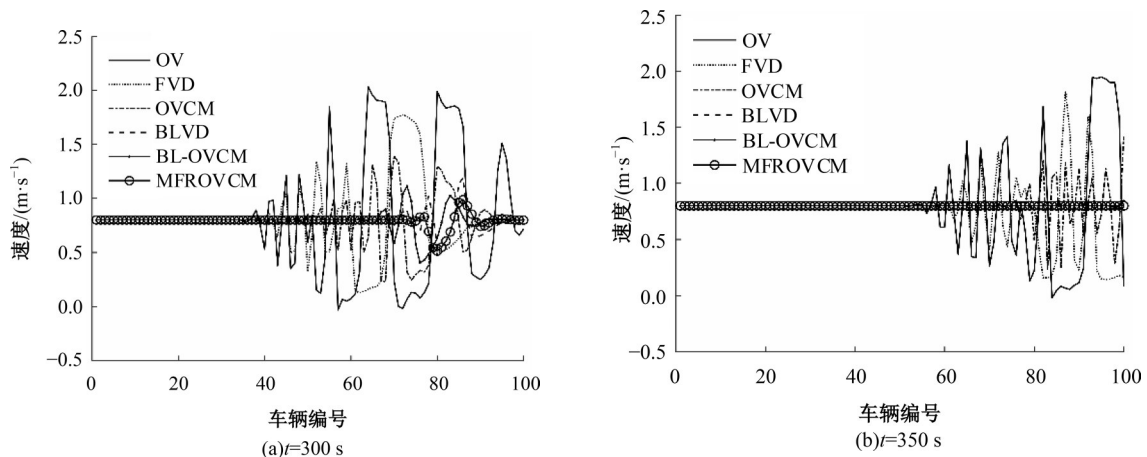


图4 车辆速度分布

Fig. 4 Velocity distribution of vehicles

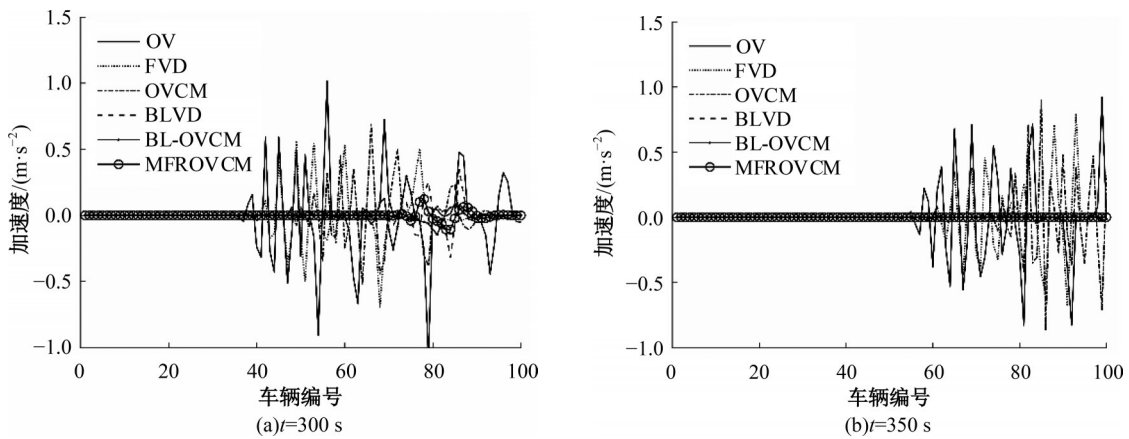


图 5 车辆加速度分布

Fig. 5 Acceleration distribution of vehicles

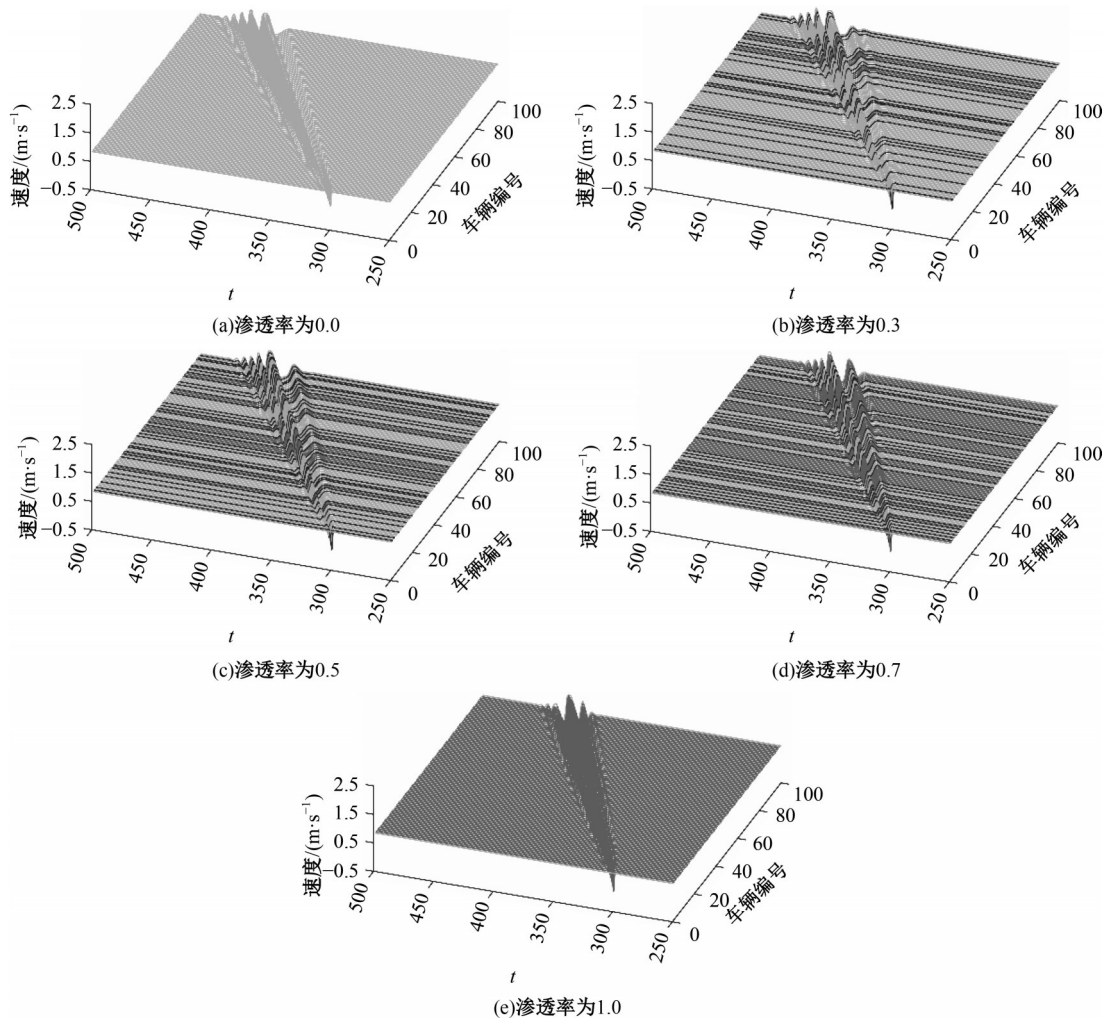


图 6 不同渗透率速度分布

Fig. 6 Velocity distribution of different permeability

HV、AV 以及 CAV。由图 6(a)可知,当 CAV 渗透率为 0 时,扰动造成较大的速度波动,呈现震荡现象,且随着车辆序号增加,速度波动范围逐渐增大,整体车流不稳定,且波动时间较长,以第 100

辆车为例,速度波动时间约为 80 s。随着 CAV 渗透率的增加,速度波动范围逐渐减小,整体车流速度震荡趋势逐步减小,波动时间逐步减小。由图 6(e)可知,CAV 渗透率为 1 时,速度波动范围最

小,且波动时间最短,以第 100 辆车为例,速度波动时间约为 50 s。由此可知,在网联混合车流中,增加 CAV 的比例可提高混行车流的稳定性。

5 结 论

(1) 基于前后车头间距的最优速度、多前车速度差、多前车加速度差和考虑前后车头间距的最优速度记忆,建立了考虑多车信息响应的网联混行跟驰模型,并进行稳定性分析以及数值仿真验证。

(2) 提出的考虑前后多车的网联混合车流跟驰模型的稳定性分析结果表明:不稳定区域面积与 BL-OVCM 模型、BLVD 模型、OVCM 模型、FVD 模型、OV 模型相比分别减少 15.44%、22.31%、53.17%、55.91%、73.29%,MFROVCM 模型稳定性优于以上对比模型。增强车辆对速度差、加速度差、最优速度记忆项等行车信息的感知程度,有利于提高车流的稳定程度。

(3) 模型稳定性仿真分析结果表明:MFROVCM 模型与对比模型相比在受到扰动后速度波动范围最小,加速度变化最平缓,且受扰动波动的车辆数仅有约 20 辆,少于其他对比模型的受扰动车辆数,模型具有较高的稳定性。

(4) 不同渗透率仿真分析结果表明:随着 CAV 渗透率的增加,速度波动范围逐渐减小,整体车流速度震荡趋势逐步减小,且波动时间逐步减小,以第 100 辆车为例,随着 CAV 渗透率由 0 增加到 1,波动时间约由 80 s 减小到 50 s,车流稳定性逐步提升。在网联混行车流中,增加 CAV 所占比例,可提高稳定性。

参考文献:

- [1] Zhang X, Jarrett D F. Stability analysis of the classical car-following model[J]. Transportation Research B, 1997, 31: 441-462.
- [2] 纪艺, 史昕, 赵祥模. 基于多前车信息融合的智能网联车辆跟驰模型[J]. 计算机应用, 2019, 39(12): 3685-3690.
Ji Yi, Shi Xin, Zhao Xiang-mo. Car-following model for intelligent connected vehicles based on multiple headway information fusion[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(12): 3685-3690.
- [3] 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.
- [4] 宗芳, 王猛, 贺正冰. 考虑多车影响的分子动力学智能网联跟驰模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(1): 37-48.
Zong Fang, Wang Meng, He Zheng-bing. A molecular dynamics-based car-following model for connected and automated vehicles considering impact of multiple vehicles[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(1): 37-48.
- [5] 曲大义, 杨建, 陈秀锋, 等. 车辆跟驰的分子动力学特性及其模型[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2012, 42(5): 1198-1202.
Qu Da-yi, Yang Jian, Chen Xiu-feng, et al. Molecular kinetics behavior of car-following and its model [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2012, 42(5): 1198-1202.
- [6] 李娟, 曲大义, 刘聪, 等. 基于分子动力学的跟驰特性及其模型[J]. 公路交通科技, 2018, 35(3): 130-135.
Li Juan, Qu Da-yi, Liu Cong, et al. Car-following characteristics and its models based on molecular dynamics[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2018, 35(3): 130-135.
- [7] 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.
- [8] Xie D F, Zhao X M, He Z B. Heterogeneous traffic mixing regular and connected vehicles: modeling and stabilization[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(6): 2060-2071.
- [9] 吴兵, 王文璇, 李林波, 等. 多前车影响的智能网联车辆纵向控制模型[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(2): 184-194.
Wu Bing, Wang Wen-xuan, Li Lin-bo, et al. Longitudinal control model for connected autonomous vehicles influenced by multiple preceding vehicles[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(2): 184-194.
- [10] 宗芳, 石佩鑫, 王猛, 等. 考虑前后多车的网联自动驾驶车辆混流跟驰模型[J]. 中国公路学报, 2021, 34(7): 105-117.
Zong Fang, Shi Pei-xin, Wang Meng, et al. Con-

- nected and automated vehicle mixed-traffic car-following model considering states of multiple front and rear vehicles[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34(7): 105-117.
- [11] 宗芳, 王猛, 曾梦, 等. 考虑多前车作用势的混行交通流车辆跟驰模型[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(1): 250-262.
- Zong Fang, Wang Meng, Zeng Meng, et al. Vehicle following modeling mixed traffic flow considering interaction potential of multiple front vehicles[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(1): 250-262.
- [12] Peng G, Lu W, He H, et al. Nonlinear analysis of a new car-following model accounting for the optimal velocity changes with memory[J]. *Communications in Nonlinear Science & Numerical Simulation*, 2016, 40: 197-205.
- [13] 李腾龙, 惠飞. 考虑后视和最优速度记忆的跟驰模型及仿真[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(12): 249-254.
- Li Teng-long, Hui Fei. Numerical simulation of car-following model considering optimal velocity changes with memory and backward looking effect[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(12): 249-254.
- [14] Nakayama A, Sugiyama Y, Hasebe K. Effect of looking at the car that follows in an optimal velocity model of traffic flow[J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2002, 65(1): 016112.
- [15] 高青海. 智能网联车辆跟驰模型及交通流特性研究[J]. *公路*, 2021, 66(10): 229-235.
- Gao Qing-hai. Research on car-following model and traffic flow characteristics of intelligent and connected vehicle[J]. *Highway*, 2021, 66(10): 229-235.
- [16] 孙棣华, 张建厂, 赵敏, 等. 考虑后视效应和速度差信息的跟驰模型[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2012, 49(1): 115-120.
- Sun Di-hua, Zhang Jian-chang, Zhao Min, et al. Effect of backward looking and velocity difference in an extended car following model[J]. *Journal of Sichuan University (Natural Science Edition)*, 2012, 49(1): 115-120.
- [17] Lerner N D, Huey R W, Mcgee H W, et al. Older driver perception-reaction time for intersection sight distance and object detection. volume i: final report [J]. *Gap Acceptance*, 1995, 1: 33-40.
- [18] 蔡晓禹, 蔡明, 张有节, 等. 基于车联网环境的驾驶员反应时间研究[J]. *计算机应用*, 2017, 37(增刊2): 270-273.
- Cai Xiao-yu, Cai Ming, Zhang You-jie, et al. Research on driver reaction time in Internet of vehicles environment[J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(Sup. 2): 270-273.
- [19] Tang T, Shi W, Shang H, et al. A new car-following model with consideration of inter-vehicle communication[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2014, 76(4): 2017-2023.
- [20] Li Y, Sun D, Liu W, et al. Modeling and simulation for microscopic traffic flow based on multiple headway, velocity and acceleration difference[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2011, 66(1/2): 15-28.
- [21] Peng G H. Stabilisation analysis of multiple car-following model in traffic flow[J]. *Chinese Physics B*, 2010, 19(5): 438-445.
- [22] Bando M, Hasebe K, Nakayama A, et al. Dynamical model of traffic congestion and numerical simulation[J]. *Physical Review E*, 1995, 51(2): 1035-1042.
- [23] Jiang R, Wu Q S, Zhu Z J. Full velocity difference model for a car-following theory[J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear and Soft Matter Physics*, 2001, 64(1): 017010.