

# 考虑后视效应和多前车信息的跟驰模型<sup>①</sup>



惠 飞<sup>1</sup>, 张凯望<sup>1</sup>, 刘见振<sup>2</sup>, 席 辉<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(长安大学 信息工程学院, 西安 710064)

<sup>2</sup>(北京交科公路勘察设计研究院有限公司, 北京 110191)

通讯作者: 张凯望, E-mail: 2020124057@chd.edu.cn

**摘 要:** 网联车跟驰模型的研究可为未来实施大规模的实地测试提供模型参考, 已成为交通流及智能交通领域的研究热点. 为了更好地研究智能网联车的跟驰特性, 在 MVD 模型的基础上, 提出了一种考虑后视效应和多前车信息的跟驰模型 (BL-MVDAM), 利用线性稳定性分析方法推导出 BL-MVDAM 模型的交通流稳定性判断依据, 并分别分析了模型中各参数对系统稳定性的影响, 给出分析结果并进行了数值仿真实验. 仿真实验选取在环形道路上给行驶过程中的车队施加轻微扰动, 并根据跟驰车对后车的关注程度  $P$  和前车数量  $k$  设计数值模拟实验, 当其他条件一致时, 本文模型相比 FVD, MVD, OMVC 和 BLVD 模型, BL-MVDAM 模型中车队的速度波动率较小, 尤其是当  $P=0.8$ ,  $k=3$  时, 车队速度平均波动率最小可达 0.24%, 实验分析结果表明, 所提出模型在引入后视效应和多前车信息后, 具备更优的稳定区域, 能较好地吸收扰动且有利于增强车队行驶的稳定性.

**关键词:** 交通流; 跟驰模型; 后视效应; 稳定性分析

引用格式: 惠飞, 张凯望, 刘见振, 席辉. 考虑后视效应和多前车信息的跟驰模型. 计算机系统应用, 2021, 30(11): 231-239. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8182.html>

## Car-Following Model Considering Multiple Headway Information and Backward Looking Effect

HUI Fei<sup>1</sup>, ZHANG Kai-Wang<sup>1</sup>, LIU Jian-Zhen<sup>2</sup>, XI Hui<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

<sup>2</sup>(Beijing Jiaoko Highway Survey and Design Research Institute Co. Ltd., Beijing 110191, China)

**Abstract:** The research on the car-following model of Connected and Autonomous Vehicles (CAVs) can provide a model reference for large-scale field testing in the future, and the model has become a research hotspot in the field of traffic flow and intelligent transportation. To better study the car-following characteristics of CAVs, this study proposes a car-following model BL-MVDAM considering the multiple preceding vehicle information and backward looking effect on the basis of the MVD model. The judgment basis for the traffic flow stability of the BL-MVDAM model is deduced by linear stability analysis. The effects of different parameters in the model on the system stability are analyzed. The analysis results are verified by a simulation experiment. In the experiment, a slight disturbance is applied to a vehicle group in the car-following process on a circular road. This experiment is designed according to the attention  $P$  of a car in the group to the follower and the number  $k$  of cars in front. The speed fluctuation of the vehicle group in the proposed model is small in comparison with the FVD, MVD, OMVC and BLVD models under the same initial conditions. Especially, when  $P$  is 0.8 and  $k$  is 3, the average speed fluctuation can be as low as 0.24%. The experimental results show that the model considering the multiple preceding vehicle information and backward looking effect has a better stability region, which

① 基金项目: 国家重点研发计划子课题 (2018YFB1600604); 河北省省级科技计划 (20470801D)

Foundation item: Sub-Project of National Key Research and Development Program of China (2018YFB1600604); Science and Technology Plan of Hebei Province (20470801D)

收稿时间: 2021-02-02; 修改时间: 2021-03-05, 2021-03-11; 采用时间: 2021-03-16; csa 在线出版时间: 2021-10-22

can better absorb the disturbance and enhance the driving stability of a vehicle group.

**Key words:** traffic flow; car-following model; backward looking; stability analysis

随着车联网技术的发展,跟驰车在智能网联环境中利用车载终端可以有效获取多辆前车的行驶信息,优化加速度输出,可从车辆微观层面改善交通流运行质量<sup>[1]</sup>.网联车跟驰模型的研究可为未来实施大规模的实地测试提供模型参考,已成为交通流及智能交通领域的研究热点<sup>[2]</sup>.

20世纪中叶,Brackstone等<sup>[3]</sup>通过对微观交通流的不断研究,提出车辆跟驰模型的基本思想,随后人们就开始了跟驰模型的不断探索和研究.Gazis等<sup>[4]</sup>根据通用汽车公司提出的GM模型概念,成功推导出GM模型的函数表达式,成为用刺激-反应原理来描述跟驰行为的典型模型.Bando等<sup>[5]</sup>提出OV跟驰模型,可以用来描述很多现实中的交通现象(例如:走走停停,阻塞相变等),但是该模型中有不切合实际的加速度和减速行为,与实际不相符合.为了解决OV模型中存在的各种问题,姜锐等<sup>[6]</sup>提出FVD模型,该模型考虑了正负速度差对跟驰车流的影响,更加全面地描述了车辆的跟驰行为.近几年,人们对跟驰模型进行了更加深入的研究,在FVD模型的基础上,开始引入紧贴前车的加速度和速度差等信息来增强跟驰车流的稳定性<sup>[7-14]</sup>.但是现有的跟驰模型未能考虑智能网联车可以获取的多辆前车的信息以及后车的速度信息,从而对跟驰车驾驶状态进行调整.如果不考虑多辆前车的行驶信息,一旦前车进行先加速后减速(或先减速后加速)的运动,那么跟驰车的速度就会出现较大的起伏,

其主要原因就是前车也要考虑它自己前车的行驶状态,但是跟驰车无法获得前车所考虑的车辆的行驶状态的变化而引起的波动.此外为了更加安全的行驶,在驾驶过程中,考虑后车的速度信息及时对车辆驾驶进行调整也有利于跟驰车流的稳定性.

因此本文提出了一种基于智能网联车的跟驰模型——考虑后视镜效应和多前车速度差信息及加速度信息的跟驰模型(Backward Looking-Multiple Velocity Difference and Accelerations with Memory, BL-MVDAM),并且探究了当考虑多少数量的前车行驶信息及对后车关注程度为多少时,可以较大程度提高跟驰车流的稳定性.为了验证BL-MVDAM模型的合理性,首先对其进行线性稳定性分析,分别分析模型中各参数对系统稳定性的影响;最后使用Matlab仿真平台对模型进行仿真验证,证明改进模型可以提高跟驰车队行驶的稳定性.

### 1 BL-MVDAM 模型建立

本文在MVD模型的基础上,引入后视镜效应和多前车的行驶信息(加速度信息<sup>[15]</sup>,速度差信息及历史驾驶信息)综合影响,得到改进模型:

$$v_n(t+T) = V_{BL-MVDAM} \left( \sum_{i=1}^k \Delta x_{n+i-1}, \sum_{i=1}^k \Delta v_{n+i-1}, \sum_{i=1}^k a_{n+i-1}(t), \Delta x_n \right) \quad (1)$$

对式(1)进行展开描述为:

$$V_{BL-MVDAM} = \alpha [PV_F(\Delta x_n(t)) + (1-P)V_B(\Delta x_{n-1}(t)) - v_n(t)] + T \sum_{i=1}^k \lambda_i \Delta v_{n+i-1}(t) + \sum_{i=1}^k \gamma_i [V_F(\Delta x_{n+i-1}(t)) - V_F(\Delta x_{n+i-1}(t-\tau))] + \sum_{i=1}^k \omega_i T a_{n+i-1}(t) \quad (2)$$

其中, $\alpha$ 为最优速度的敏感系数, $t$ 为当前时刻, $P$ 为驾驶员对前车的关注程度 $P \leq 0.5$ 时,表示驾驶员对后车关注程度高于前车), $v(t)$ 为 $t$ 时刻的车速, $\lambda_i$ 为速度差的反应系数, $k$ 为含前车数量, $T$ 为外界不可控因素产生的延时, $\Delta x_n(t)$ 表示相邻两辆车车头与车尾的间距<sup>[16]</sup>; $V(\cdot)$ 表示跟驰车的最优速度函数, $\tau$ 表示记忆步长; $\gamma_i$ 是第 $n+i-1$ 辆车的最优速度记忆项的敏感系数, $a_{n+i-1}$ 表示

第 $n+i-1$ 辆车的加速度, $\omega_i$ 表示第 $n+i-1$ 辆车的加速度敏感系数.

本文使用的最优速度函数<sup>[17]</sup>为 $V(\Delta x_n(t))$ 的表达式为:

$$V_F(\Delta x_n(t)) = \alpha_1 (\tanh(\Delta x_n(t) - h_c) + \tanh(h_c))$$

$$V_B(\Delta x_n(t)) = \alpha_2 (\tanh(\Delta x_{n-1}(t) - h_c) + \tanh(h_c)) \quad (3)$$

其中, $\alpha_1, \alpha_2$ 为 $V_F, V_B$ 最优速度函数系数, $h_c$ 为车辆间的

安全距离。

因为 $T$ 的存在不利于我们对模型进行模拟和分析, 参照文献 [9] 通过下列各式对 $T$ 进行简化:

$$v_n(t+T) = v_n(t) + T a_n(t) \quad (4)$$

将式 (4) 带入式 (2) 中得到:

$$a_n(t) = \frac{1}{T} \left[ V \left( \sum_{i=1}^k \Delta x_{n+i-1}, \sum_{i=1}^k \Delta v_{n+i-1}, \sum_{i=1}^k a_{n+i-1}, \Delta x_n \right) \right] - v_n(t) \quad (5)$$

取 $\alpha = \frac{1}{T}$  则可以将式 (5) 转化为:

$$\begin{aligned} \frac{dv_n(t)}{dt} = & \alpha [PV_F(\Delta x_n(t) + (1-P)V_B \\ & (\Delta x_{n-1}(t)) - v_n(t))] + \sum_{i=1}^k \lambda_i \Delta v_{n+i-1}(t) \\ & + \sum_{i=1}^k \gamma_i [V_F(\Delta x_{n+i-1}(t) \\ & - V_F(\Delta x_{n+i-1}(t-\tau))] + \sum_{i=1}^k \omega_i a_{n+i-1} \quad (6) \end{aligned}$$

为了简化运算 $\Delta x_n(t-\tau)$ , 对 $\Delta x_n(t-\tau)$ 进行泰勒展开, 并通过:

$$\Delta x_n(t-\tau) = \Delta x_n(t) + \tau \Delta v_n(t) \quad (7)$$

对其进行忽略其非线性项。

同理可得:

$$\begin{aligned} V(\Delta x_n(t-\tau)) = & V(\Delta x_n(t) - \tau \Delta v_n(t)) \\ = & V(\Delta x_n(t)) - \tau \Delta v_n(t) V'(\Delta x_n(t)) \quad (8) \end{aligned}$$

将式 (8) 的结果带入式 (6) 得:

$$\begin{aligned} \frac{dv_n(t)}{dt} = & \alpha [PV_F(\Delta x_n(t) + (1-P)V_B \\ & (\Delta x_{n-1}(t)) - v_n(t))] + \sum_{i=1}^k \lambda_i \Delta v_{n+i-1}(t) \\ & + \sum_{i=1}^k \gamma_i \tau \Delta v_{n+i-1}(t) V'_F(\Delta x_{n+i-1}(t)) \\ & + \sum_{i=1}^k \omega_i a_{n+i-1} \quad (9) \end{aligned}$$

## 2 线性稳定性分析

在周期边界条件下, 对 BL-MVDAM 模型进行线

性谱波微扰法<sup>[18]</sup> 进行稳定性分析, 即对一个匀速行驶的跟驰车流, 施加一个轻微的扰动, 如稍微调整车辆位置, 使交通系统略微偏离原始的稳定状态, 以便对扰动的传播变化规律进行研究<sup>[19]</sup>。

其周期边界条件设为: 假设给定初始状态为稳定态, 车辆的车头间距均匀分布, 都为 $h$ , 则其对应的优化速度为 $V(t)$ 。则每一辆车的初始位置为:

$$x_n^{(0)}(t) = V(h)t + hn \quad (10)$$

给稳定交通系统中施加一个扰动:

$$y_n(t) = e^{jkn+zt} \quad (11)$$

则每辆车的位置转变为:

$$x_n(t) = x_n^{(0)}(t) + y_n(t) \quad (12)$$

则有:

$$\Delta x_n(t) = h + \Delta y_n(t) \quad (13)$$

$$\frac{d^2 y_n(t)}{dt^2} = \frac{dV_n(t)}{dt} \quad (14)$$

$$V(\Delta x_n(t)) = V(h) + V'(h) \Delta y_n(t) \quad (15)$$

$$V_n(t) = V(h) + \frac{dy_n(t)}{dt} \quad (16)$$

联立式 (15)、式 (16) 得:

$$\begin{aligned} PV_F(\Delta x_n(t)) + (1-P)V_B(\Delta x_{n-1}(t)) - v_n(t) \\ = PV'_F(h) \Delta y_n(t) + (1-P)V_B(h) \Delta y_{n-1} - \frac{dy_n(t)}{dt} \quad (17) \end{aligned}$$

将式 (13)–式 (16) 带入式 (17) 中得到关于 $y_n(t)$ 的微分方程:

$$\begin{aligned} \frac{d^2 y_n(t)}{dt^2} = & \alpha [PV'_F(h) \Delta y_n(t) + (1-P) \\ & V_B(h) \Delta y_{n-1}(t) - \frac{dy_n(t)}{dt}] + \sum_{i=1}^k \lambda_i \frac{dy_{n+i-1}}{dt} \\ & + \sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'(\Delta x_{n+i-1}(t)) \frac{d\Delta y_{n+i-1}(t)}{dt} \\ & + \sum_{i=1}^k \omega_i \frac{d^2 y_{n+i-1}(t)}{dt^2} \quad (18) \end{aligned}$$

$$\text{其中, } \begin{cases} V'_F(h) = \frac{dV_F(\Delta x_n)}{d\Delta x_n} |_{\Delta x_n = h}, \\ V'_B(h) = \frac{dV_B(\Delta x_n)}{d\Delta x_n} |_{\Delta x_n = h}. \end{cases}$$

由 $y_n(t) = e^{jkn+zt}$ , 并且设 $e^{jkn+zt} = e^\beta$ , 然后对式 (16) 进行 Fourier 展开可得:

$$z^2 e^\beta = \alpha e^\beta (PV'_F(h)(e^{jk} - 1) + (1 - P)V'_B(h)(1 - e^{-jk}) - z) + \sum_{i=1}^k \lambda_i z e^\beta (e^{jk} - 1) + \sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'_F(h) z e^\beta (e^{jk} - 1) + z^2 \sum_{i=1}^k \omega_i e^{jk} (e^\beta) \quad (19)$$

简化式(19)得:

$$z^2 = \alpha (PV'_F(h)(e^{jk} - 1) + (1 - P)V'_B(h)(e^{jk} - 1) - z)V'_B(h)(1 - e^{-jk}) - z + \sum_{i=1}^k \lambda_i z e^\beta (e^{jk} - 1) + \sum_{i=1}^k \lambda_i z (e^{jk} - 1) + \sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'_F(h) z (e^{jk} - 1) + z^2 \sum_{i=1}^k \omega_i e^{jk(i-1)} \quad (20)$$

对 $y_n(t)$ 进行傅里叶级数展开,并将参数 $z$ 展开为 $z = z_1(ik) + z_2(ik)^2$ ,根据 $(ik)$ , $(ik)^2$ 系数对应可得:

$$z_1 = PV'_F(h) + (1 - P)V'_B(h);$$

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

$$z_1^2 - \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i z_1 - \sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'_F(h) z_1}{\alpha} - \frac{z_1^2 \sum_{i=1}^k \omega_i}{a} \quad (21)$$

若 $z_2$ 为正,则交通系统保持稳定状态,反之,若 $z_2$ 为负数,则交通系统无法保证稳定性<sup>[20]</sup>.为了方便表示令:

$$M = PV'_F(h) + (1 - P)V'_B(h) \quad (22)$$

则由式(21)可得临界稳定性曲线方程为:

$$\alpha = \frac{2M^2}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} - \frac{2 \sum_{i=1}^k \lambda_i M}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} - \frac{\sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'_F(h) M}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} + \frac{\sum_{i=1}^k \omega_i M^2}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} \quad (23)$$

则当车头间距满足下式条件时,交通系统处于稳定状态.

$$\alpha > \frac{2M^2}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} - \frac{2 \sum_{i=1}^k \lambda_i M}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} - \frac{\sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'_F(h) M}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} + \frac{\sum_{i=1}^k \omega_i M^2}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} \quad (24)$$

当车头间距满足下式条件时,交通系统处于不稳定状态.

$$\alpha < \frac{2M^2}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} - \frac{2 \sum_{i=1}^k \lambda_i M}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} - \frac{\sum_{i=1}^k \gamma_i \tau V'_F(h) M}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} + \frac{\sum_{i=1}^k \omega_i M^2}{PV'_F(h) - (1 - P)V'_B(h)} \quad (25)$$

图1为OV模型,FVD模型,MVD模型,BLVD模型和BL-MVDAM模型(考虑3辆前导车)的稳定性边界曲线对比图,其中优化速度函数使用式(3)所示函数.通过对比图1中的曲线,我们可以清楚地发现,与其他模型相比,BL-MVDAM模型的稳定性区域更大,不稳定区域更小.从现行稳定性的角度来看,BL-MVDAM模型比上述模型具有更好的稳定性.

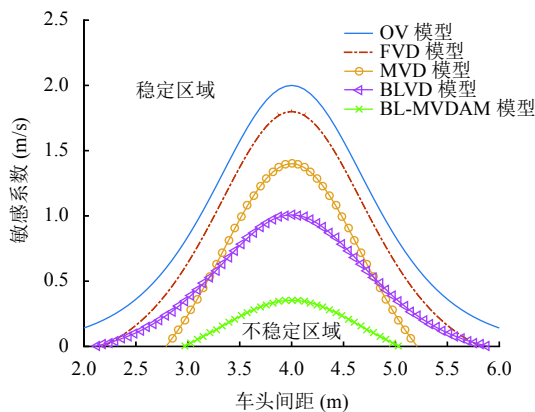


图1 模型的稳定性边界曲线对比

图2为BL-MVDAM模型在取不同前导车数量时的车头间距与驾驶员敏感系数相位图对,曲线上方为稳定区域,下方为不稳定区域.通过观察图2中的曲线可以发现,当我们考虑信息联合的前导车数量合理时,交通系统的稳定性区域也在逐步增大,表明引入多前车的信息有利于交通流的稳定性.

由图3可以发现,当 $P$ 值不同时,跟驰系统的稳定性也会发生改变.观察中稳定性线可以发现,在车联网环境下,当我们考虑多辆前车信息联合(选取合理的前车数量)时,并且增强对后车的关注程度可以明显提高跟驰系统的稳定性.由此可以证明,BL-MVDAM模型

在车联网环境下,考虑多导车的数量以及后视效应对交通系统稳定性有实际意义。

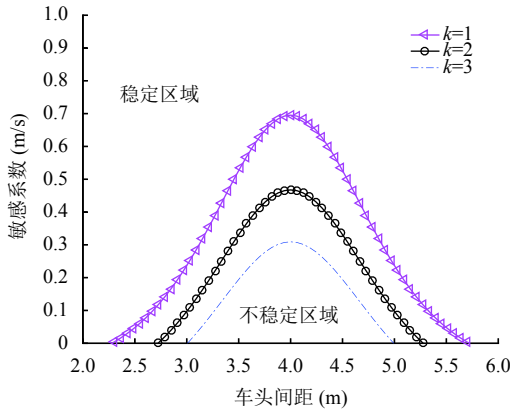


图2 不同 $k$ 值下车头间距与敏感系数相位图

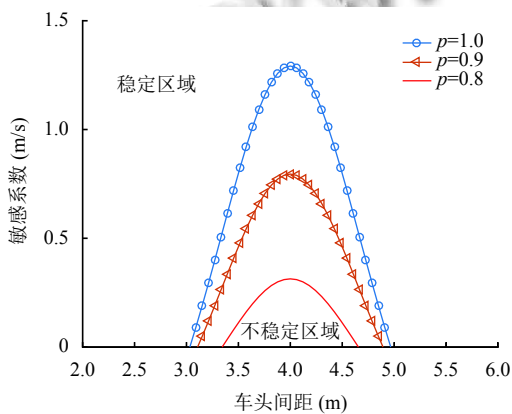


图3 不同 $P$ 值下车头间距与敏感系数相位图

### 3 数值仿真与模拟

利用数值仿真和模拟对 BL-MVDAM 模型的稳定性进行验证和分析。

测试环境参照文献 [9] 设置如下: 选取一个总长度为  $L=400$  m 的环形道路, 均匀分布着  $N=100$  辆车, 安全车头距离为初始车距, 即  $H_c=4$  m, 车辆的最大速度取  $7.2$  km/h (即  $2$  m/s),  $\alpha_1, \alpha_2$  均取  $1$ , 驾驶员的最优速度敏感系数<sup>[21]</sup> 取为  $\alpha = 0.85$ , 根据文献 [22] 设置多前车速度差敏感系数取为  $\lambda_i = \{0.15, 0.05, 0.01\}$ , 根据文献 [20] 设置最优速度随记忆项改变的敏感系数取为  $\gamma_i = \{0.2, 0.15, 0.1\}$ , 多前车加速度敏感系数取值为  $\omega_i = \{0.1, 0.08, 0.06\}$ , 记忆步长  $\tau=0.2$  s, 设置采样间隔为  $0.2$  s。

给稳定车流的第 100 辆车施加一个轻微扰动, 车

辆初始状态为:

$$x_n(0) = \frac{(n-1)L}{N}, (n=1, 2, \dots, 99) \quad (26)$$

$$v_n(0) = PV_F\left(\frac{L}{N}\right) + (1-P)V_B\left(\frac{L}{N}\right) \quad (27)$$

$$x_{100}(0) = \frac{(n-1)L}{N} + 0.3 \quad (28)$$

#### 3.1 仿真环境 1

测试只考虑紧贴车的情况下,  $P, \lambda, \omega$  参数对跟驰车流稳定性的影响。

图 4 是不同  $P$  值下, 100 辆车的速度分布对比图, 经分析可以看出, 当其他参数保持一定时 ( $\lambda=0.3, \gamma=0.2, \omega=0.1$ ) 时, 施加扰动后, 车流速度开始出现波动。并且与施加扰动的第  $N$  辆车相距越近的车辆的速度波动就越明显, 并且随着时间的推移, 车辆速度慢慢趋于稳定, 交通流呈现较为稳定状态。由图中可以发现  $P=0.8$  时的速度变化波动率明显小于  $P=1$  和  $P=0.9$  时的速度变化波动率<sup>[23]</sup>, 并且时间的推移,  $P=0.8$  的跟驰车流速度波动率收敛到一个较小的值 (向上波动率为  $4.60\%$ , 向下波动率为  $5.32\%$ ), 而  $P=0.9$  的跟驰车流波动率 (向上波动率为  $7.13\%$ , 向下波动率为  $10.13\%$ ) 和  $P=1.0$  的跟驰车流波动率 (向上波动率为  $12.79\%$ , 向下波动率为  $11.05\%$ ) 仍处于一个较大的值。因此为了更好地进行数值模拟, 所以在后续仿真过程中我们设置  $P=0.8$ 。

图 5 和图 6 分别是不同  $\omega$  和不同  $\lambda$  值下车头间距的变化图。对其进行分析, 可以发现当其他参数保持一致时 ( $P=0.8, \gamma=0.2$ ),  $\lambda$  和  $\omega$  的取值发生改变时, 都会对车头间距产生影响<sup>[22]</sup>。通过对比  $t=100$  s 和  $t=300$  s 时刻的 100 辆车的车头间距变化 (即将图 5(a) 和图 5(b) 进行对比, 图 6(a) 和图 6(b) 进行对比), 可以发现, 车头间距的波动幅度随着  $\lambda$  和  $\omega$  取值的不同发生着明显的变化。并且当  $\lambda=0.3$  时的车头间距波动幅度明显小于  $\lambda=0$  和  $0.1$  时, 当  $\omega=0.3$  时车头间距波动幅度明显小于  $\omega=0$  和  $\omega=0.1$  时。并且随着时间的推移,  $\lambda=0.3$  和  $\omega=0.3$  车队的车头间距波动幅度越来越小, 而其他两种情况的跟驰车流的车头间距波动幅度越来越大。由此可以说明, 前导车的加速度信息和速度差信息确实对跟驰模型的稳定性有着促进作用。

综上所述, 在跟驰模型中引入后视效应和多前导

车速度差信息以及加速度信息,有利于交通系统的稳定性,具有实际意义.

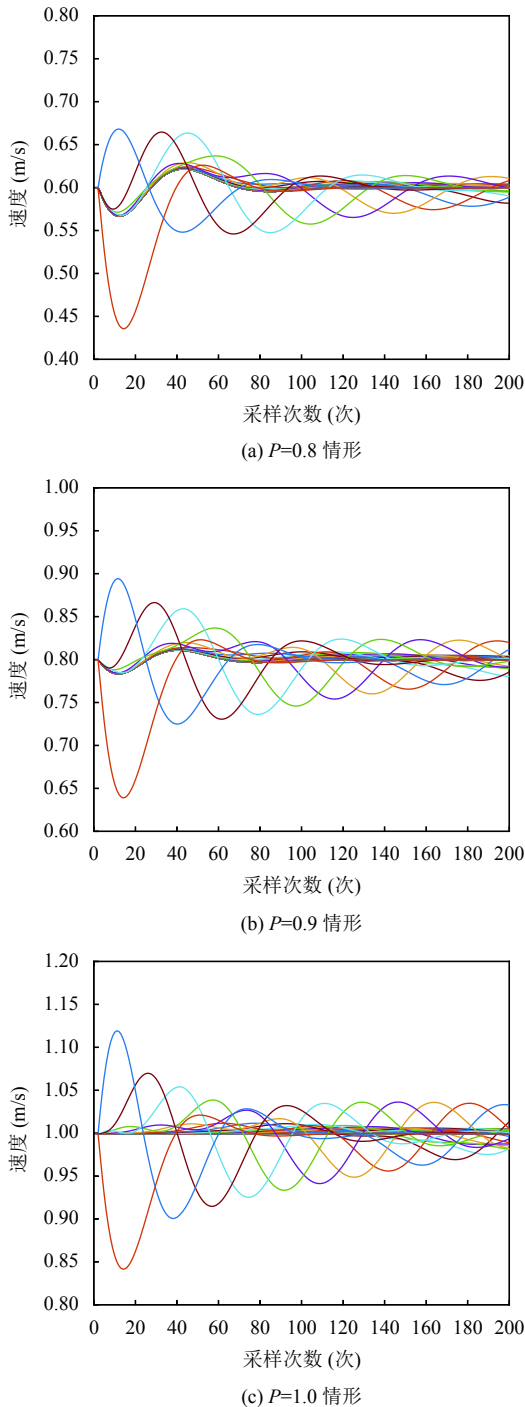


图4 不同  $P$  值下 100 辆车的速度变化对比图

### 3.2 仿真环境 2

模拟多前车情况下,前车数(含跟驰车) $k$ 对交通流稳定性的影响.

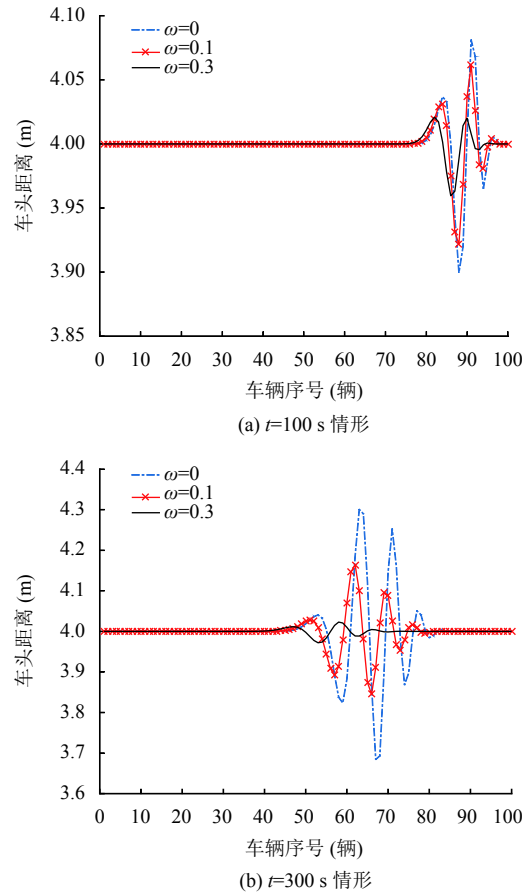


图5 不同 $\omega$ 值下车头间距变化对比图

多前车参数设置为 $\lambda_i=\{0.15, 0.05, 0.01\}$ ,  $\gamma_i=\{0.2, 0.15, 0.1\}$ ,  $\omega_i=\{0.1, 0.08, 0.06\}$ .  $k$ 的取值为 1、2、3、5. 车辆初始状态均与仿真环境 1 相同,对第 100 辆车施加轻微扰动(即 $x_{100}(0) = (n-1)L/N + 0.3$ )后进行仿真,分别对  $t=100$  s 和  $t=300$  s 时的测试结果进行分析.

图 7 是不同  $k$  值下车头间距变化对比图. 通过对  $t=100$  s 和  $t=300$  s 时刻考虑不同前车数量时跟驰车流的车头间距进行对比,可以明显看出从 $k=1, k=2$ 到 $k=3$ 随着 $k$ 值的增加,车头间距的波动幅度一直在减少(即稳定区域一直在扩大).而在 $k=5$ 时,其波动幅度超过了 $k=3$ 的波动幅度(即其不稳定区域超过了 $k=3$ 时),这是因为当我们考虑的前车距离跟驰车距离很远的时候,就会产生很多干扰信息,反倒不利交通系统的稳定性.对比图 7(a)和图 7(b)我们可以发现随着时间的推移,当我们考虑前导车数量为 3 时,跟驰系统逐渐趋于稳定,而当我们考虑的前车数量不合适的情况下(即过少如 $k=1$ 或 $k=2$ ,过多如 $k=5$ 时)跟驰系统仍处于较大的波动中,维持不稳定状态.因此在后面的仿真过程中,我

们的 $k$ 值取3.

由图7可以发现,后50辆车(即第51-100辆车)的波动幅度明显高于,前50辆车(即第1-50辆车).因此为了验证 $k=3$ 时,跟驰系统的稳定性最高,因此我们选取第85,80,75辆车的运动状态进行采样,并绘制其在考虑不同前车数量的情况下的速度变化图如图8所示.

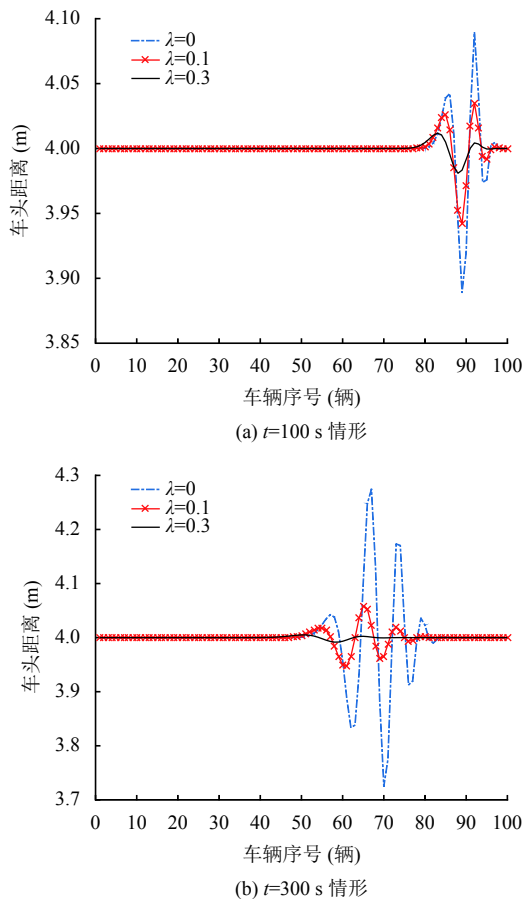


图6 不同 $\lambda$ 值下车头间距变化对比图

对第75辆车,第80辆车和第85辆车的运动情况进行采样,并绘制不同 $k$ 值下的车速分布对比图(即图8).可以明显发现随着时间的推移,当我们考虑的前车信息过少( $k=1$ 或者 $k=2$ )或者过多时( $k=5$ ),车辆的速度的波动幅度都会增加,而当我们考虑合适的前车数量时( $k=3$ )车辆速度的波动幅度会随着时间推移逐渐变小,交通流也会逐渐恢复稳定.因此在跟驰模型中,考虑合适数量的前车的行驶信息对跟驰车流的稳定性有实际意义.

### 3.3 仿真环境3

将FVD模型,MVD模型,BLVD模型与BL-MVDAM

模型进行速度波动率对比,验证引入后视镜效应和多车信息的跟驰模型的稳定性.

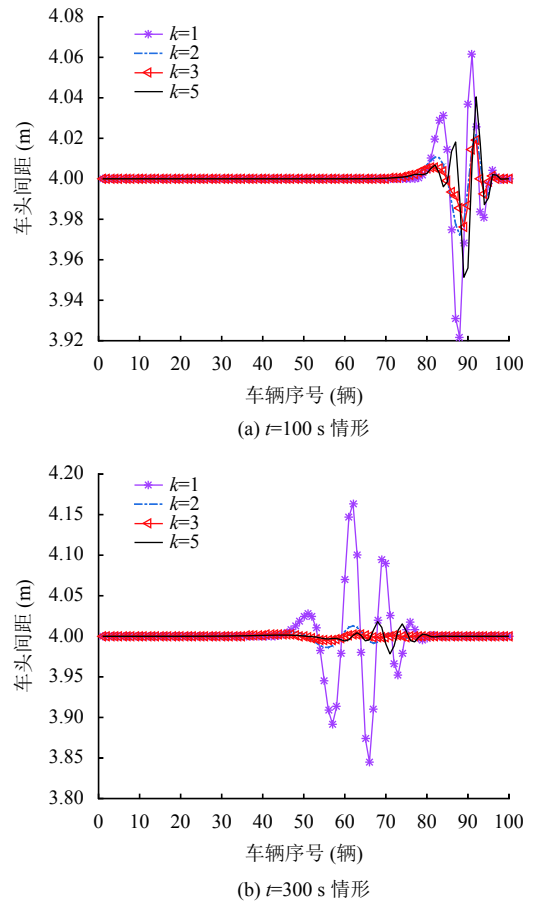


图7 不同 $k$ 值下车头间距变化对比图

当前导车数量为1时,设置参数为 $\lambda=0.15$ , $\gamma=0.2$ , $\omega=0.1$ , $P=0.8$ ;当考虑多车时,设置 $k=3$ , $\lambda$ , $\gamma$ , $\omega$ 取值与仿真环境2使用同样参数,车辆初始状态均与仿真环境1相同.对 $t=100$ s, $t=200$ s, $t=300$ s时车速进行数据采集然后整理.图9是不同采样时刻下,FVD模型,MVD模型,OVCN模型,BLVD和BL-MVDAM模型速度波动率对比图(包括平均速度波动率,向上速度波动率和向下速度波动率).

对图9进行分析,可以看出来在不同的采样时刻下FVD模型,MVD模型,OVCN模型以及BLVD模型的速度的波动率均较大,并且随着时间的推移,其波动幅度越来越大,表明在交通系统中,扰动会一直发展,将会严重影响到交通系统的稳定性.而BL-MVDAM模型的波动率最小,说明扰动对该模型影响较小,并且随着时间的推移,可以在较短时间内对交通系统的扰

动进行控制. 因此可以证明在后视效应的前提下, 引入合理数量的多前车信息具有一定的实际意义.

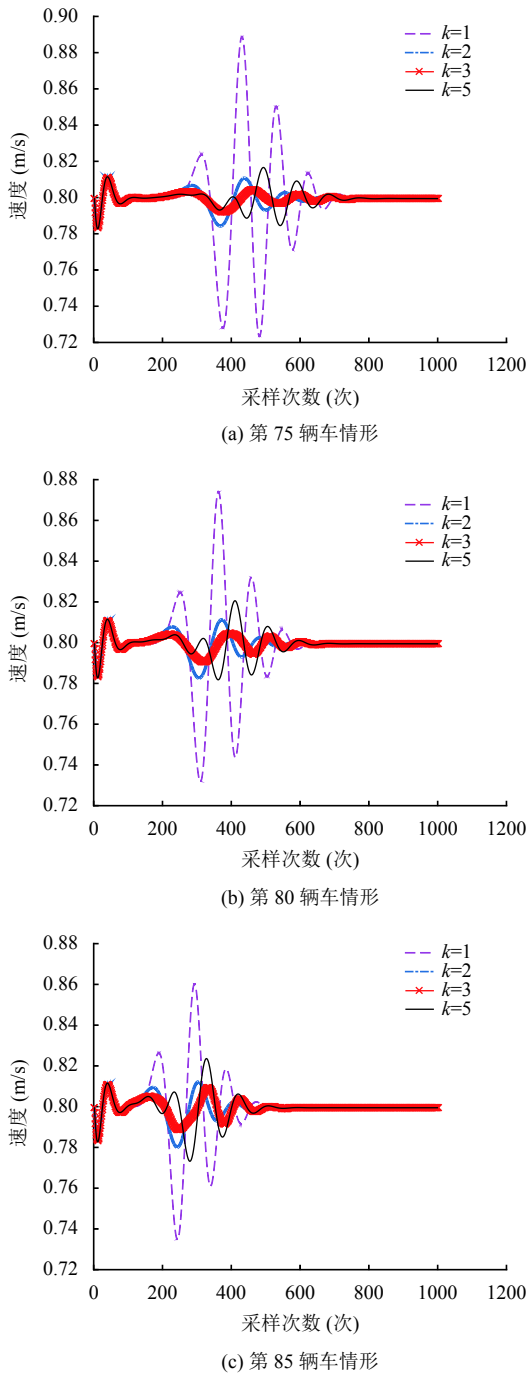


图8 不同k值下车速分布图

### 4 结束语

在车联网的环境下, 基于车-车信息联合的前提, 提出考虑后视效应和多前车信息的跟驰模型 BL-MVDAM 模型, 并且根据稳定性分析图可以看出, BL-MVDAM

模型的稳定性区域大于 OV, FVD 等模型的稳定性区域. 根据数值模拟和仿真可以看出: 在实际交通流中考虑后视效应, 多前车的加速度信息, 速度差信息及历史行驶信息是有实际意义的; 设置合理数量的前车信息 (在我们的仿真模拟中选择 3 辆车), 有利于增强跟驰车流的稳定性. 但是本模型并不完善, 并没有考虑不同车型以及车辆周边环境等对驾驶的影响, 这将是本文以后的研究方向.

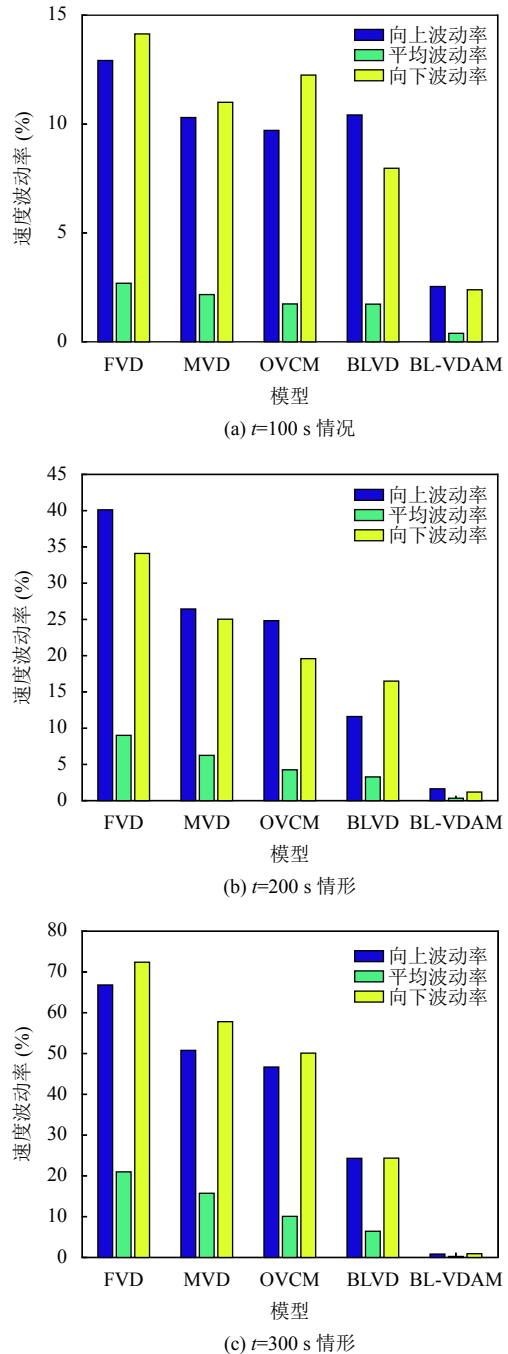


图9 不同时刻各模型速度波动率对比图



## 参考文献

- 1 赵祥模, 惠飞, 史昕, 等. 泛在交通信息服务系统的概念、架构与关键技术. 交通运输工程学报, 2014, 14(4): 109–119. [doi: 10.3969/j.issn.1671-1637.2014.04.013]
- 2 秦严严, 王昊, 何兆益, 等. ACC 车辆跟驰建模及模型特性分析. 重庆交通大学学报 (自然科学版), 2020, 39(11): 33–37.
- 3 Brackstone M, McDonald M. Car-following: A historical review. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 1999, 2(4): 181–196. [doi: 10.1016/S1369-8478(00)00005-X]
- 4 Gazis DC, Herman R, Rothery RW. Nonlinear follow-the-leader models of traffic flow. *Operations Research*, 1961, 9(4): 545–567. [doi: 10.1287/opre.9.4.545]
- 5 Bando M, Hasebe K, Nakayama A, et al. Dynamical model of traffic congestion and numerical simulation. *Physical Review E*, 1995, 51(2): 1035–1042. [doi: 10.1103/PhysRevE.51.1035]
- 6 Jiang R, Wu QS, Zhu ZJ. Full velocity difference model for a car-following theory. *Physical Review E*, 2001, 64(1): 017101. [doi: 10.1103/PhysRevE.64.017101]
- 7 Ge HX, Zhu HB, Dai SQ. Effect of looking backward on traffic flow in a cooperative driving car following model. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 2006, 54(4): 503–507. [doi: 10.1140/epjb/e2007-00014-x]
- 8 王涛, 高自友, 赵小梅. 多速度差模型及稳定性分析. 物理学报, 2006, 55(2): 634–640. [doi: 10.3321/j.issn:1000-3290.2006.02.028]
- 9 孙棣华, 张建厂, 赵敏, 等. 考虑后视镜效应和速度差信息的跟驰模型. 四川大学学报 (自然科学版), 2012, 49(1): 115–120.
- 10 Peng GH, LU WZ, HE HD, et al. Nonlinear analysis of a new car-following model accounting for the optimal velocity changes with memory. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2016, 40: 197–205. [doi: 10.1016/j.cnsns.2016.04.024]
- 11 魏福祿, 刘杨. 经典跟驰模型的发展综述. 吉林建筑大学学报, 2018, 35(4): 19–23. [doi: 10.3969/j.issn.1009-0185.2018.04.005]
- 12 秦严严, 王昊, 冉斌. CACC 车辆跟驰建模及混合交通流分析. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(2): 60–65.
- 13 杨龙海, 张春, 仇晓赟, 等. 车辆跟驰模型研究进展. 交通运输工程学报, 2019, 19(5): 125–138. [doi: 10.3969/j.issn.1671-1637.2019.05.014]
- 14 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. 计算机应用, 2019, 39(12): 3685–3690.
- 15 李修云, 周桐, 杨智勇. 基于最紧邻前车加速度信息的跟驰模型. 重庆大学学报, 2015, 38(6): 153–158. [doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2015.06.021]
- 16 任胜利, 黄益绍, 王正武, 宋宁. 考虑驾驶员和车型特征的全速度差跟驰模型与控制稳定性. 系统工程, 2020, 38(06): 90–96.
- 17 Nakayama A, Sugiyama Y, Hasebe K. Effect of looking at the car that follows in an optimal velocity model of traffic flow. *Physical Review. E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2002, 65(1 Pt 2): 016112.
- 18 王划一, 杨西侠, 林家恒. 现代控制理论基础. 北京: 国防工业出版社, 2004. 376–424.
- 19 李腾龙. 车联网环境下跟驰行为建模及交通流稳定性分析 [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2017. 20.
- 20 Tang TQ, Huang HJ, Zhao SG, et al. An extended OV model with consideration of driver's memory. *International Journal of Modern Physics B*, 2009, 23(5): 743–752. [doi: 10.1142/S0217979209051966]
- 21 Andrews S, Cops M. Final Report: Vehicle infrastructure integration proof of concept executive summary –Vehicle. Washington DC: Research and Innovative Technology Administration (RITA), U.S. Department of Transportation, 2009. 1–14.
- 22 董艳. 考虑前车加速度信息影响的多速度差模型. 计算机工程, 2013, 39(10): 317–321. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.10.070]
- 23 侯培国, 洪嘉阳, 余焊威, 等. 驾驶员视角和后视镜效应对交通流稳定性的影响分析. 北京交通大学学报, 2018, 42(4): 85–91. [doi: 10.11860/j.issn.1673-0291.2018.04.012]