

# 考虑驾驶风格的网联自动驾驶车辆 集聚换道模型

冯天军<sup>1</sup>, 郝延铭<sup>1</sup>, 李飞燕<sup>1</sup>, 高赫遥<sup>1</sup>, 刘一贤<sup>1</sup>, 刘楠<sup>1</sup>, 李金凤<sup>2</sup>

(1. 吉林建筑大学 交通科学与工程学院, 长春 130118; 2. 长春建筑学院 交通学院, 长春 130607)

**摘要:**考虑到未来会出现大量网联自动驾驶车辆(CAV)和人工驾驶车辆(HV)混行的情况,提出了一种考虑驾驶员驾驶风格的集聚换道模型,使CAV实现局部聚集,促进交通流同质化,从而提升交通运行效率。研究驾驶风格在集聚中的影响,定量分析激进、保守以及自动驾驶车辆行驶风格对目标队列集聚(CDA)换道策略、常规集聚(CVA)换道策略、无集聚(NO A)换道策略3种集聚换道模型的影响。基于NGSIM数据库,利用主成分分析法和K-means分析法对车辆驾驶风格进行分类,最后利用Matlab进行仿真模拟,分析3种换道模型下的道路通行能力。研究表明,集聚换道模型的应用和激进型驾驶员渗透率的增加有效提高了道路通行能力,所研究的两条道路通行能力最大提升了7%以上,提高保守型驾驶员占比能够提高道路交通流稳定性和安全水平,提高CAV渗透率能够在提高道路通行能力的同时显著提高道路交通流稳定性和安全性。

**关键词:**交通运输系统工程;元胞自动机;集聚换道模型;驾驶风格;自动驾驶;异质交通流

**中图分类号:**U491.112 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2026)07-1834-11

**DOI:**10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250552

## Lane-changing model for connected and automated vehicle aggregation considering driving styles

FENG Tian-jun<sup>1</sup>, HAO Yan-ming<sup>1</sup>, LI Fei-yan<sup>1</sup>, GAO He-yao<sup>1</sup>, LIU Yi-xian<sup>1</sup>, LIU Nan<sup>1</sup>, LI Jin-feng<sup>2</sup>

(1. School of Transportation Science and Engineering, Jilin Architecture University, Changchun 130018, China; 2. School of Transportation, Changchun Architecture College, Changchun 130607, China)

**Abstract:** Considering that a large number of CAV and HV will mix in the future, an agglomeration lane-changing model considering drivers' driving styles was proposed to enable CAV vehicles to achieve local agglomeration, promote traffic flow homogenization, and enhance traffic operation efficiency. The influence of driving styles in agglomeration was investigated, and the effects of aggressive, conservative, and autonomous vehicle driving styles on the three agglomeration lane-changing models CDA, CVA, and NOA were quantitatively analyzed. The agglomeration lane-changing model is based on the NGSIM database, and vehicle driving styles were classified using principal component analysis and K-means analysis, and finally simulated using Matlab to analyze the road capacity under the three lane-changing models. The research

收稿日期: 2025-06-24.

基金项目: 吉林省科技发展规划项目(20250203079SF).

作者简介: 冯天军(1978-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 交通管控及交通安全. E-mail: fengtianjun@jlju.edu.cn

results indicate that the application of the lane-changing model and the increase in the penetration rate of aggressive drivers effectively improved road capacity, with the two roads studied showing a maximum increase of more than 7% in capacity. The increase in the proportion of conservative drivers improved road traffic flow stability and safety levels, while the increase in CAV penetration rate significantly improved road traffic flow stability and safety levels while also improving road capacity.

**Key words:** engineering of communication and transportation; elementary cellular automaton; agglomeration lane-changing model; driving style; autonomous driving; heterogeneous traffic flow

## 0 引言

近年来自动驾驶相关技术飞速发展,在未来会出现网联自动驾驶车辆(Connected and automated vehicle, CAV)与传统人工驾驶车辆(Human-driven vehicle, HV)混行的状态,考虑到自动驾驶汽车的高度互联性,通过在自动驾驶决策系统层面设置集聚换道策略,使得道路上的CAV实现局部聚集,从而形成更多协同自适应巡航控制(Cooperative adaptive cruise control, CACC)跟驰模式,进一步提高道路通行能力。

国内外针对驾驶风格和换道模型的研究主要集中在两方面:通过建立数学模型使得模型在映射现实驾驶员行为时更精细化;利用CAV在车辆互联以及处理决策方面的高效性,制定更高效、合理的换道模型。

在交通运输领域, Nagel等提出了经典的NaSch模型<sup>[1]</sup>,该模型通过加速、减速、随机慢化、位置更新4条简单规则,实现对道路上车辆驾驶员驾驶行为的简单模拟,能够描述道路上的幽灵堵车以及走停波的传播现象。简单的NaSch模型能够映射一些简单的交通现象,若要进一步模拟复杂的交通流,还需引入其他规则<sup>[2,3]</sup>。传统NaSch模型仅依靠车头间距限制车辆行驶距离,未纳入前车速度因素;为此后续模型引入Gipps安全距离规则<sup>[4]</sup>,并优化跟驰规则,兼顾前车速度效应而非将前车视作静止粒子<sup>[5]</sup>。依托智能网联车辆(CAV)的强信息交互能力,前车速度效应可充分释放CAV运行优势,仿真结果<sup>[6]</sup>证实,结合Gipps安全规则与前车速度效应可明显提升道路通行效率。针对现实中各种影响因素,许多学者借助NaSch模型进行了一系列研究, Wei等<sup>[7]</sup>利用经典NaSch模型研究了限速大小和限速区长度对交通流的影响,得出限速区越小,区域长度越长,相应的车流量也会越小。 Yan等<sup>[8]</sup>利用NaSch

模型研究了不良天气对车流的影响,所建立模型能够有效地预测道路交通流情况,提高道路安全。

由于基本图理论在解释交通流现象过程中存在局限,无法解释交通流中同步流的现象,故Kerner等<sup>[9]</sup>提出了三相交通流理论,并建立KKW模型,实现了道路中车流三相态之间的转变。后续提出了引入过加速规则的KKS模型,认为传统人类驾驶员不仅会随机减速,同时伴随着随机加速的行为。

后来学者逐渐发现,驾驶员的驾驶风格和行为习惯对道路交通效率影响很大,武毅等<sup>[10]</sup>基于三相交通流理论,建立了考虑驾驶员行为偏好的改进KKW模型,考虑了现实中人类驾驶员反应延迟、行为惯性,证明当车流处于同步流状态,驾驶员的行为偏好差异对车流具有显著影响。Feng等<sup>[11]</sup>和Liu等<sup>[12]</sup>通过传统元胞自动机(Cellular automaton, CA)模型融入驾驶员行驶风格,引入过加速和速度自适应机制模拟三相交通流相态转化,采用K-means聚类解析智能网联与人工车辆混行异质交通流数据、提取驾驶风格和车辆参数,提升交通流模型的实际表征能力。Vranken等<sup>[13]</sup>考虑到车辆间的安全问题,引入刹车灯效应,根据道路车流情况选择乐观状态决策还是悲观状态决策。同时,证明了在同步流状态中,不同仿真步长所得出的结果不同的,说明仿真步长对交通流模拟的影响是不可忽视的。诸多学者<sup>[14,15]</sup>为了进一步提取道路车辆行驶特征,将元胞自动机与深度学习进行结合。通过与传统元胞自动机模型仿真得到的交通流特性进行对比,得出深度学习模型能够有效还原三相交通流理论下交通流在各个相位的状态。

基于CAV的高度互联性,CACC跟驰状态效率要远高于传统车辆之间的跟驰规则,学者提出能否为CAV制定换道策略,使得道路上的CAV形成CAV队列,从而提高道路交通效率。

李燕青<sup>[16]</sup>在传统 CAV 集聚换道策略基础上,加入网联人工驾驶车辆(Connected human driven vehicle, CHV)换道思想,构建了 CAV 混行车流集聚策略(Mixed traffic flow agglomeration control strategy, MTF-ACS),将无集聚换道策略(No agglomeration control strategy, NO-ACS)、CAV 集聚控制策略(CAV agglomeration control strategy, CAV-ACS)和 MTF-ACS 在道路车流中的应用进行模拟,得出 MTF-ACS 在 CAV 渗透率较低、车流密度较低时会存在负效率,在 CAV 渗透率较高、车流密度较高时,MTF-ACS 在提高道路交通效率以及降低混行交通流不确定性方面具有显著优势。吴德华等<sup>[17]</sup>在传统 CAV 集聚换道策略的基础上,提出目标队列集聚(Conventional destination aggregation, CDA)换道策略,并提出采用相对熵对车流有序性进行量化,针对客货混行的车流进行了模拟,得出 CDA 换道策略能够显著提升道路最大通行能力。蒋阳升等<sup>[18]</sup>在建立 CACC 跟驰模式过程中充分发挥了 CAV 的高度互联性,仿真结果表明,CAV 渗透率的提高不仅能提高交通流量和平均车速,也能提高交通流的稳定性。商学成<sup>[19]</sup>在建立换道模型时,对车辆在换道过程中的运行轨迹、换道角度、运行时间进行了分析,创新性地建立虚拟车道,成功模拟了现实中车辆不成功换道的现象,该模型能够反映现实中的交通“崩溃”现象。同时,为了提高模型精度,还将机器学习与元胞自动机模型进行结合,极大提高了模型的精度,使得分析结果更具有现实意义。

综上,很多学者为了更好发挥 CAV 的优势,针对 CAV 的跟驰策略提出了一系列研究,包括考虑前车速度的跟驰状态<sup>[5]</sup>。同时,一部分学者考虑到道路上 CACC 跟驰状态占比越大,道路交通效率越高,提出集聚换道策略,使得道路上的 CAV 能够通过换道实现相对聚集,证明了换道策略的可行性<sup>[20]</sup>。考虑到现有集聚换道模型普遍缺少对驾驶员驾驶风格的考量,不同驾驶风格会造成车辆安全判定、换道意愿差异,进而改变交通流运行状态。本文基于 NGSIM 车辆轨迹数据划分激进、保守两类驾驶风格,搭建了融合 Gipps 安全距离与改进 KKW 模型的元胞自动机模型,仿真对比 CDA、常规集聚(Conventional aggregation, CVA)、无集聚(No aggregation, NOA)3种换

道策略,量化探究了驾驶风格、CAV 渗透率对道路通行能力和车流稳定性的作用规律。

## 1 模型建立

道路上行驶的不同车辆具有不同行驶风格,且对交通流具有不同影响,所采用的跟驰模型也不同。由于 CAV 优先以安全为第一保障,故在加速度、最大速度方面,CAV 的对应参数设定为与保守型驾驶风格一致。HV 驾驶员分为保守型驾驶风格和激进型驾驶风格。

### 1.1 安全距离感知

本文引入经典的 Gipps 安全规则<sup>[3]</sup>反映 CAV 在现实中行驶时以安全为主的行驶风格。Gipps 安全规则如式(1)(2)所示:

$$d_{n, \text{safe}} = x_{n+1} - x_n - l_{n+1} = v_n \tau_n + \frac{v_n^2}{2b_n} - \frac{v_{n+1}^2}{2b_{n+1}} \quad (1)$$

$$v_{n, \text{safe}} = -b_n \tau_n + \sqrt{b_n^2 \tau_n^2 + b_n \left( 2d_{n, \text{safe}} - \tau_n v_n + \frac{v_{n+1}^2}{b_{n+1}} \right)} \quad (2)$$

式中: $d_{n, \text{safe}}$ 为车辆为避免与前车发生碰撞的安全距离; $v_{n, \text{safe}}$ 为车辆与前车在一定距离下的安全速度; $x_{n+1}$ 为前车车头的位置; $x_n$ 为目标车辆的位置; $l_{n+1}$ 为前车车身长度; $v_n$ 和  $v_{n+1}$ 分别为目标车辆与前方车辆的行驶速度; $\tau_n$ 为目标车辆驾驶员的反应时间; $b_n$ 和  $b_{n+1}$ 分别为目标车辆和前方车辆的最大减速度。

李硕等<sup>[5,6]</sup>在建立模型时,没有将前车视为静止的个体,计算目标车辆与前车间的距离时考虑到 CAV 彼此之间的互联性,将前车接下来的速度考虑其中。本文基于上述思想,建立了考虑前车速度和加速度的车辆与车辆之间的距离预估模型,如下所示:

$$v_{n+1}^{\text{virtual}}(t+1) = \min \{ V_{\max} - 1, v_{n+1}(t) + a_{n+1}, \max [0, d_{n+1}^{\text{virtual}}(t) - 1] \} \quad (3)$$

$$d_{n+1}^{\text{virtual}}(t) = \begin{cases} \min [v_{n+1, \text{safe}}, d_{n+1}], & \text{if } d_{n+1, \text{safe}} \geq d_{n+1} \\ d_{n+1}, & \text{if } d_{n+1, \text{safe}} < d_{n+1} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $d_{n+1}^{\text{virtual}}$ 为前车安全性距离; $v_{n+1}^{\text{virtual}}(t+1)$ 为目标车辆通过接收来自前车的信息对接下来前车行驶速度的估计。

目标车辆的安全感知距离  $d_n^{\text{range}}(t)$  是车辆依据

自己所能接收和处理的信息对下阶段前方所能运行的安全距离所作出的判断,由于 CAV 和 HV 存在诸多差异,故其  $d_n^{\text{range}}(t)$  的计算方式不同。

CAV 的安全感知距离为:

$$d_{n,\text{CAV}}^{\text{range}}(t) = d_n(t) + v_{n+1}^{\text{virtual}}(t) - g_{\text{safe}} \quad (5)$$

式中:  $g_{\text{safe}}$  为车辆与车辆之间为了避免碰撞所需的最小安全距离。

HV 的安全感知距离为:

$$d_{n,\text{HV}}^{\text{range}}(t) = d_n(t) \quad (6)$$

## 1.2 驾驶员的驾驶风格

为进一步考虑不同车辆驾驶员的驾驶风格,引入了考虑驾驶员行为倾向的 KKW 模型<sup>[9]</sup>,改进 KKW 模型在通过车辆间的同步距离和速度自适应机制描述相应车辆运动过程的基础上,考虑了不同类型驾驶员的驾驶行为。本文在考虑不同驾驶员驾驶风格方面,在改进 KKW 模型基础上进一步考虑了自动驾驶这个特殊的车辆群体。

依据 KKW 模型,引入两个新的参数,其中,  $v_{n,\text{des}}$  为自适应速度;  $D$  为同步流边界。当车辆与车辆之间的距离在一定范围内时,道路上的车流进入同步流状态,车辆根据与前车的速度差异对行驶速度进行调整。其中  $v_{n,\text{des}}$  定义为:

$$v_{n,\text{des}} = \begin{cases} v_n + a_n \tau, & \text{if } d_n > D \\ v_n + a_n \tau \cdot \text{sign}(v_{n+1} - v_n), & \text{if } d_n \leq D \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\tau$  为车辆反应时间。  $\text{sign}(x)$  为一个特殊函数,当  $x > 0$  时,  $\text{sign}(x) = 1$ ; 当  $x = 0$  时,  $\text{sign}(x) = 0$ ; 当  $x < 0$  时,  $\text{sign}(x) = -1$ 。

车辆的初始速度  $v_n$  为:

$$v_n = \max[0, \min(v_{\text{max}}, v_{n,\text{dec}}, d_n)] \quad (8)$$

式中:  $v_{\text{max}}$  为车辆最大速度。

式(7)可以理解为,当车辆速度与前车距离大于约束距离时,为了提高运行效率,车辆会提高运行速度;当车辆与前车距离小于约束距离时,车辆会逐步调整自己的速度以达到与前车速度相同的状态。在这个过程中,为了避免车辆发生碰撞,本文提出了  $D$  的约束条件。

$$D = D_0 + k_s \times v_n \times \tau \quad (9)$$

式中:  $D_0$  和  $k_s$  均为正常数。

通过分析车辆行驶特性,在速度自适应阶段可以将 HV 驾驶员分为激进型和保守型两种。CAV 部分参数与保守型保持一致。

根据实践经验判断,激进型驾驶员通常以较高的车速行驶,同时与前车的车间距离较短;保守

型驾驶员通常速度较低,且与前车保持较远的车间距离<sup>[11]</sup>。在出现加速时,激进型驾驶员通常采用更大的加速度,减速时由于车辆速度更大,便会采用更大减速度。

$$v_{\text{max}} = \begin{cases} v_{\text{max agg}}, & \text{驾驶员为激进型} \\ v_{\text{max con}}, & \text{驾驶员为保守型} \\ v_{\text{max cav}}, & \text{车辆为智能驾驶车辆} \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{acc}_n = \begin{cases} \text{acc}_{\text{max agg}}, & \text{驾驶员为激进型} \\ \text{acc}_{\text{max con}}, & \text{驾驶员为保守型} \\ \text{acc}_{\text{max cav}}, & \text{车辆为智能驾驶车辆} \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{dec}_n = \begin{cases} \text{dec}_{\text{max agg}}, & \text{驾驶员为激进型} \\ \text{dec}_{\text{max con}}, & \text{驾驶员为保守型} \\ \text{dec}_{\text{max cav}}, & \text{车辆为智能驾驶车辆} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\text{acc}_n$  为目标车辆加速度;  $\text{dec}_n$  为目标车辆减速度。

## 1.3 元胞自动机模型

由于自动驾驶车辆在现实生活中并未普及,故针对自动驾驶车辆的相关研究采用了仿真模拟的方法,其中元胞自动机模型是较为常用的模型,以下是本文所用元胞自动机模型的四大规则<sup>[11,12]</sup>:

加速规则: if  $d_{\text{range}} > d_{\text{safe}}$

$$v_n(t+1) = \min(v_n(t) + a_n, v_{n,\text{max}}, d_{\text{safe}}) \quad (13)$$

减速规则: if  $d_{\text{range}} < d_{\text{safe}}$

$$v_n(t+1) = \max(0, \min(v_n(t) - \text{dec}_n, d_{\text{range}})) \quad (14)$$

匀速规则: if  $d_{\text{range}} = d_{\text{safe}}$

$$v_n(t+1) = \min(v_n(t), d_{\text{safe}}) \quad (15)$$

式中:  $d_{\text{range}}$ 、 $d_{\text{safe}}$  分别为车辆安全感知距离和车辆安全距离。

随机慢化规则: 为了模拟人类驾驶员的行为习惯,根据文献[7]可得,车辆在同步流状态“走走停停”的现象会更明显,故设定 HV 随机慢化概率如式(16)(17)所示:

$$p_b = \begin{cases} p_{b1}, & \text{if } v_n > v_{n+1} \\ p_{b2}, & \text{if } v_n < v_{n+1} \end{cases} \quad (16)$$

$$p_{b1} = \begin{cases} p_{\text{sts}}, & \text{if } v_n = 0 \\ p_{\text{slow}}, & \text{if } v_n > 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $p_b$ 、 $p_{b1}$ 、 $p_{b2}$  分别为均为 HV 车辆随机慢化概率;  $p_{\text{sts}}$ 、 $p_{\text{slow}}$  分别为慢启动减速概率和常规行驶随机慢化概率。

随机慢化概率  $p_b$  在车辆速度大于前车速度时,  $p_b = p_{b1}$ , 表明目标车辆在适应前车车辆速度

时,车辆随机减速的概率会更大; $p_{b1}$ 在车辆速度为 0 时, $p_{b1}=p_{str}, p_{str}>p_{slow}$ ,以此映射现实生活中,车辆的慢启动现象。慢启动后速度更新公式为:

$$v_n = \max(v_n - 1, 0) \quad (18)$$

位置更新规则如下:

$$x_n(t+1) = x_n(t) + v_n(t) \quad (19)$$

#### 1.4 换道模型

根据相关研究<sup>[20]</sup>,CVA 换道策略相较于 NOA 换道策略,最大通行能力显著提升,故本文采用 CVA 换道策略作为车辆换道模型,研究该换道策略下车流的行驶特性,其换道策略如图 1 所示。

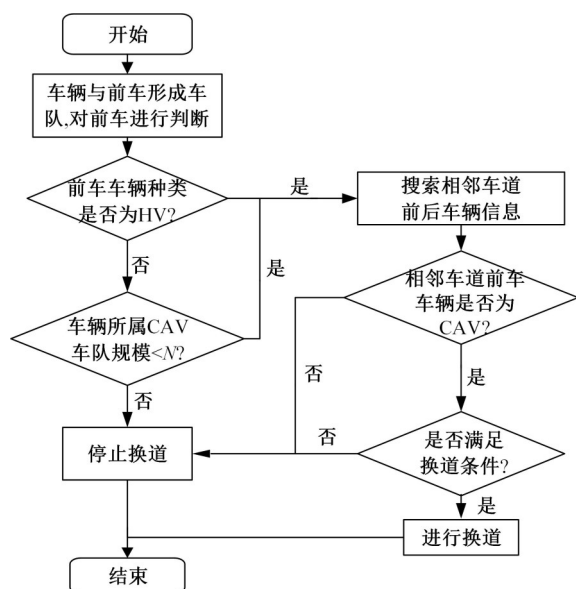


图 1 集聚换道策略逻辑图

Fig. 1 Logic diagram for agglomeration lane changing strategy

当目标车辆在本车道行驶条件受到约束且相邻车道行驶条件更佳时,车辆便会产生换道意图(见式(20)),在换道时还要注意与邻近车道后方车辆的安全情况,安全条件如式(21)所示:

$$\begin{cases} d_n = \min(v_n + a_n \cdot v_{\max}) \\ d_n^l > d_n \end{cases} \quad (20)$$

$$d_n^l > v_n^l + a_n^l \quad (21)$$

式中: $d_n^l$ 为目标车辆与前方车辆的距离; $d_n$ 为目标车辆距离邻近车道前车的距离; $v_n^l$ 、 $a_n^l$ 分别为邻近车道后方车辆的速度、加速度。

相较于 HV,CAV 凭借自身优势可以快速且精准地识别周围车辆并高效、快速地作出反应。使用恰当的换道策略能够让道路上的 CAV 实现

局部聚集,形成更多的 CACC 协同队列,更能发挥 CAV 的优势<sup>[21]</sup>。其换道标准如下:

$$\begin{cases} M = N \\ T = HV \\ T^l = CAV \\ d_n^l + v_n > v_{\max} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $M$ 为形成 CACC 跟驰模式的 CAV 队列长度; $N$ 为车队长度; $T$ 为前车类型; $T^l$ 为邻车道前车类型。

许多学者发现,如果  $N=2$  就禁止换道,并非最优策略。学者对不同限制队列  $N$  进行研究,得出当  $N=4$  时,集聚换道策略所带来的效益最佳<sup>[17]</sup>。故当  $N=4$  时,设为 CDA 换道策略。

## 2 参数标定

### 2.1 数据预处理

人类驾驶员有不同的驾驶习惯,例如激进型驾驶员的跟驰距离更短、加减速幅度更大、换道时所需要的安全距离更短等。而保守型驾驶员的跟驰距离更长(以保证安全距离)、加减速幅度更小、换道考虑的安全距离更长、换道频率更低。相对于传统人类驾驶员,CAV 有独属于自己的风格,CAV 会优先以保证安全为目的,跟驰距离会更长,加速度幅度会更低,相对于人工驾驶车辆,行驶风格会趋于保守<sup>[11]</sup>。

利用美国 NGSIM 数据库 us-101 数据集中上午 7:50~8:05 时间段数据作为基础,对车辆行驶风格进行提取。NGSIM 数据库是由美国联邦公路管理局(FHWA)所建立的高分辨率交通轨迹数据库,储存着相应道路车辆行驶的速度、加速度、变道行为、车头距离、车头时距等众多车辆行驶信息。本文利用 NGSIM 数据库相应道路时间段 80% 的数据进行驾驶风格确定和参数标定,其余 20% 数据进行模型验证。

首先,利用 SPSS 软件对数据进行预处理,以消除异常值和极端值;再利用指数平滑法对数据里的速度和加速度进行平滑处理,以消除由于检测设备原因而导致的噪声和异常值问题。平滑效果如图 2 所示。

### 2.2 主成分分析法

本文对驾驶员行驶数据里的行驶速度  $v\_Vel$ ,速度变化  $v\_Acc$ ,车辆之间的空间时距  $Time\_Hdwy$  进行处理,提取车辆的平均速度  $V\_mean$ ,最大速度  $V\_max$ ,平均加速度  $A\_mean$ ,平均减速度

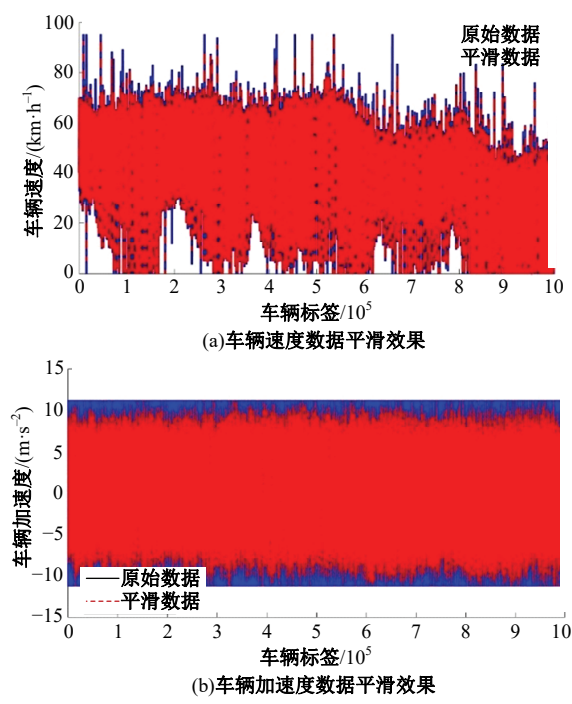


图 2 数据平滑处理效果

Fig. 2 Data smoothing effect

D\_mean,加速度方差 var\_acc,减速度方差 var\_dec,平均车头时距 T\_mean,车头时距 var\_T,换道次数 lane\_changes。各指标如表 1 所示。

表 1 提取驾驶风格指标

| Table 1 Extracting driving style indicators |                  |              |                  |
|---------------------------------------------|------------------|--------------|------------------|
| 变量                                          | 单位               | 变量           | 单位               |
| V_mean                                      | m/s              | var_dec      | m/s <sup>2</sup> |
| V_max                                       | m/s              | T_mean       | m                |
| A_mean                                      | m/s <sup>2</sup> | var_T        | m                |
| D_mean                                      | m/s <sup>2</sup> | lane_changes | —                |
| var_acc                                     | m/s <sup>2</sup> |              |                  |

由于参数多且相关性较近,为了提高分析效率和准确性,使用主成分分析法(PCA)对变量进行降维处理。使用 SPSS 对表 1 中的指标进行主成分分析,成分矩阵如表 2 所示,总方差解释如表 3 所示,可以得出,前 3 个指标累积贡献率已经达到 80% 以上,故选取前 3 个指标作为主成分。

主成分分析图的三维展示如图 3 所示。为了更直观展示各组样本与各变量的相关性,绘制二维展示图如图 4 所示<sup>[11,12]</sup>。其中图 3、图 4 具体代码的含义如表 4 所示。

从图 3 主成分分析图和图 4 二维平面展示效果图可以看出,所选样本车辆可以被分成两类驾驶风格。其中,第一类驾驶员即图 3、图 4 中黑据点所代表的组 1 样本,其所处的置信区间的方向与平均加速度 A\_mean、平均减速度 D\_mean、加

表 2 成分矩阵

Table 2 Component matrix

| 变量           | 成分         |            |            |
|--------------|------------|------------|------------|
|              | 1          | 2          | 3          |
| A_mean       | 0.893 890  | 0.133 980  | 0.218 912  |
| D_mean       | −0.619 719 | −0.652 869 | 0.335 879  |
| var_acc      | 0.855 496  | 0.294 655  | 0.172 866  |
| var_dec      | 0.610 886  | 0.698 697  | −0.291 248 |
| var_T        | −0.529 064 | 0.636 036  | 0.520 895  |
| V_mean       | 0.725 196  | −0.413 668 | 0.213 898  |
| T_mean       | −0.578 801 | 0.635 256  | 0.479 241  |
| V_max        | 0.574 072  | −0.372 473 | 0.583 595  |
| Lane_changes | 0.350 848  | 0.042 036  | 0.300 216  |

表 3 总方差解释

| Table 3 Total variance explained |       |        |         |
|----------------------------------|-------|--------|---------|
| 成分                               | 总计    | 方差百分比  | 累积%     |
| 1                                | 3.882 | 43.129 | 43.129  |
| 2                                | 2.139 | 23.766 | 66.895  |
| 3                                | 1.253 | 13.921 | 80.816  |
| 4                                | 0.903 | 10.032 | 90.848  |
| 5                                | 0.372 | 4.135  | 94.983  |
| 6                                | 0.289 | 3.211  | 98.194  |
| 7                                | 0.072 | 0.793  | 98.989  |
| 8                                | 0.048 | 0.528  | 99.517  |
| 9                                | 0.043 | 0.483  | 100.000 |

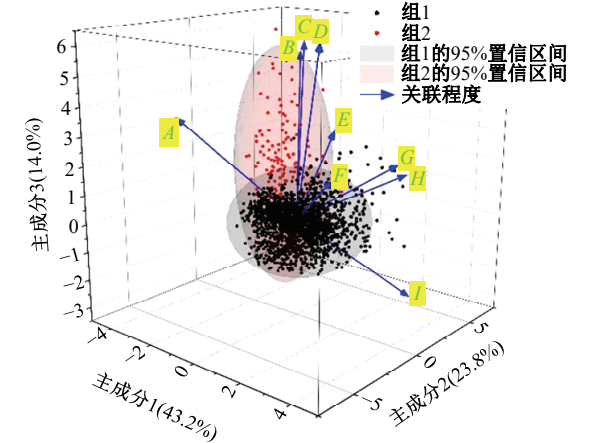


图 3 主成分分析图

Fig. 3 Principal component analysis (PCA) plot

速度方差 var\_acc、减速度方差 var\_dec 的关联强度箭头方向一致,即组 1 样本与这些变量具有高度相关性;相反,组 1 样本与速度的相关性较弱,说明此类驾驶员在行驶过程中,通过调节加减速维持稳定速度,与保守型驾驶员驾驶风格相符。

第二类驾驶员(即组 2 置信区间)样本,其所处的置信区间方向与平均值 T\_mean、车头时距方差 var\_T、车辆平均速度 V\_mean、最大速度 V\_max 的关联强度箭头方向一致,即组 2 样本与

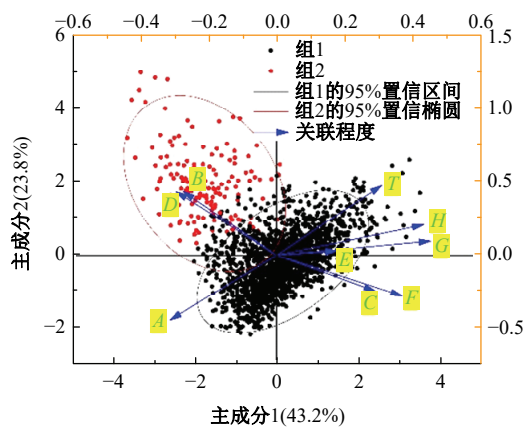


图 4 主成分分析图二维平面展示

Fig. 4 Two-dimensional presentation of principal component analysis plots

表 4 变量代码含义

Table 4 Variant meaning of code

| 代码 | 实际意义   | 代码 | 实际意义  |
|----|--------|----|-------|
| A  | 平均减速度  | F  | 平均速度  |
| B  | 时距方差   | G  | 平均加速度 |
| C  | 最大速度   | H  | 加速度方差 |
| D  | 平均车头时距 | I  | 减速度方差 |
| E  | 换道次数   |    |       |

这些变量具有高度相关性,说明此类驾驶员在行驶过程中,频繁变动车头时距且速度变动频繁,与激进型驾驶风格相符。

以降维得到的 3 个主成分为基础,进行 K-means 聚类分析<sup>[22]</sup>,聚类中心如表 5 所示。

表 5 最终聚类中心

Table 5 Final clustering center

| 种类         | 聚类         |            |
|------------|------------|------------|
|            | 1          | 2          |
| $a_n$      | -1.732 674 | 0.152 507  |
| $b_n$      | 1.919 921  | -0.168 988 |
| $g_{safe}$ | 1.384 303  | -0.121 844 |

通过表 2 可以得到 3 个主成分与所选 9 个变量之间的相关矩阵  $C_{降维}$  (一个  $9 \times 3$  的矩阵),通过表 5 得到两类聚类中心与 3 个主成分之间的相关矩阵  $C_{聚类}$  (一个  $3 \times 2$  的矩阵),通过两个矩阵相乘便可得到两类聚类中心对应原始 9 个坐标的关系,结果如表 6 所示。

$$C_{原始} = C_{降维} \cdot C_{聚类} \tag{23}$$

表 6 中数值的正负表示聚类中心相应数值相对于变量中心的偏离方向,具体数值表示相对样本均值偏离了多少个标准差。每个聚类中心对应原始数据的值计算如下:

表 6 聚类中心与原始变量之间的关系

Table 6 Relationship between clustering centers and original variables

| 变量           | 聚类中心                  |                       |
|--------------|-----------------------|-----------------------|
|              | 类别 1                  | 类别 2                  |
| A_mean       | -0.988 548 407 944 00 | 0.087 010 356 262 00  |
| D_mean       | 0.285 272 402 594 00  | -0.025 109 299 837 00 |
| var_acc      | -0.677 282 431 651 00 | 0.059 613 284 428 00  |
| var_dec      | -0.120 198 726 371 00 | 0.010 579 803 878 00  |
| var_T        | 2.858 910 821 477 00  | -0.251 636 345 396 00 |
| V_mean       | -1.754 638 491 238 00 | 0.154 440 206 444 00  |
| T_mean       | 2.885 929 532 673 00  | -0.254 014 485 439 00 |
| V_max        | -0.901 926 053 876 00 | 0.079 385 916 648 00  |
| Lane_changes | -0.111 609 498 948 00 | 0.009 823 678 064 00  |

$$data_{ij} = C_{原始ij} \times \sigma_i + \mu_i \tag{24}$$

式中: $data_{ij}$  为类别  $j$  对应变量  $i$  的原始数据; $C_{原始ij}$  为类别  $j$  对应变量  $i$  标准化后的数据; $\sigma_i$  为变量  $i$  的标准差; $\mu_i$  为变量  $i$  的均值。

由于自动驾驶车辆并未得到普及,本文参考文献[12,19],并通过分析与本文模型的关系,得出 CAV 与 HV 相应的模拟参数如表 7 所示。

表 7 车辆模拟参数

Table 7 Vehicle simulation parameters

| 种类         | CAV | 激进型 HV | 保守型 HV |
|------------|-----|--------|--------|
| $v_{max}$  | 20  | 20     | 15     |
| $a_n$      | 4   | 4      | 2      |
| $b_n$      | 3   | 3      | 2      |
| $\tau$     | 0   | 0.3    | 0.5    |
| $p_{slow}$ | 0   | 0.4    | 0.2    |
| $g_{safe}$ | 1   | 1.75   | 3.11   |

3 数值仿真

利用 Matlab 构建元胞自动机对本文模型进行仿真分析,设定每个元胞长度对应现实中的长度为 0.1 m,车辆长度为 5 m,车辆安全距离为  $g_{safe}$ ,道路长度为 2 000 m,循环次数为 3 600 个时间步长,重点分析最后 600 s 的车辆运行情况,每次模拟运行 5 次,然后求取平均值作为最后结果。将不同集聚换道策略、不同 CAV 渗透率  $p$  的道路车流基本运行图进行对比,分析不同集聚换道策略对道路车流的影响情况。在同一换道策略下,对比不同 CAV 渗透率下的车流情况,从而分析确定驾驶员驾驶风格对集聚换道策略的影响。

### 3.1 通行能力分析

本文设置激进型驾驶员占比分别为0、0.2、0.4、0.6、0.8和1; CAV渗透率分别为0、0.2、0.4、0.6、0.8和1。在不同激进型驾驶员占比和CAV渗透率情况下进行仿真分析,不同集聚策略对应的单条车道最大通行能力如图5所示。

从图5可以看出:激进型驾驶员占比相同情况下,最大通行能力都随着CAV渗透率的提高呈上升趋势,进一步表明CAV的高度互联以及快速、高效的决策对提高道路交通流量具有明显优势。从图5还可以看出,在激进型驾驶员占比相

同和低CAV渗透率情况下,3种集聚策略下的最大通行能力差距很小。随着CAV渗透率的提高,3种集聚策略下的最大通行能力差距幅度逐渐变大,在高渗透率下,3种换道策略下CDA下的通行能力最大,其次是CVA,NOA通行能力最小。在低渗透率下,NOA的最大交通流量要大于其他两种交通流量。在较低的CAV渗透率下,集聚换道策略无法发挥CAV的优势,反而会造成更多的换道行为,从而低于NOA换道策略下的最大交通流。随着CAV渗透率的逐渐提高,集聚换道策略的作用逐渐显现出来,证明在CAV较高渗透率

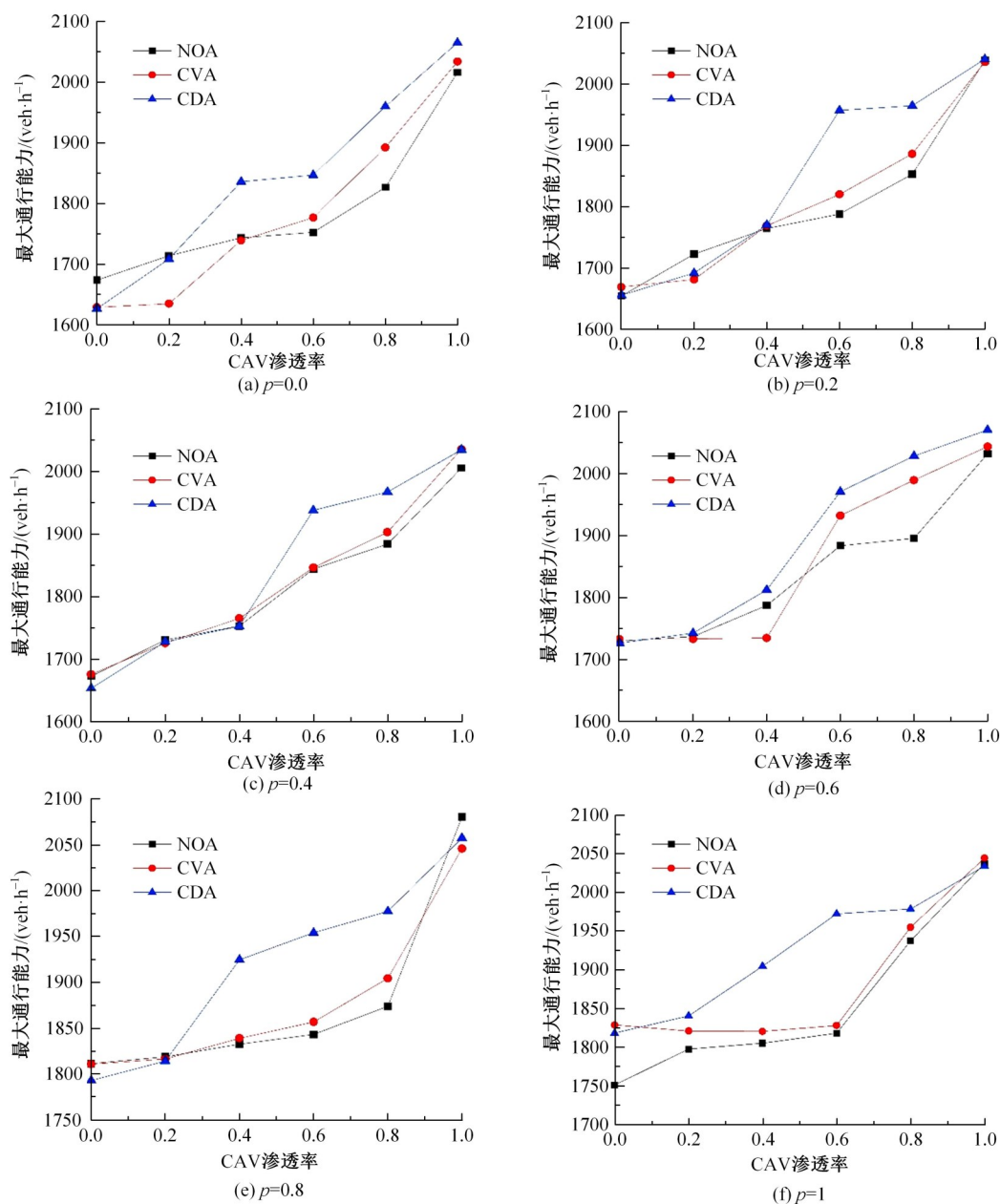


图5 不同激进风格占比下3种换道策略交通流情况

Fig. 5 Traffic flow for three lane-changing strategies with different shares of aggressive styles

下,集聚换道策略对提高道路交通效率具有显著优势。随着集聚 CAV 渗透率逐渐达到 100%, 3 种集聚换道策略下道路的最大通行能力也在趋于一致,说明 3 种集聚换道策略对道路通行能力的影响逐渐消失,为了分析激进型驾驶员不同占比情况下,不同集聚换道策略对道路通行能力的影响,对其平均交通流量进行分析,结果如图 6 所示。从图 6 可以看出,平均交通流量随着激进型驾驶员占比的提高而升高,证明激进型驾驶风格有助于提高道路的通行能力。

### 3.2 时空图分析

本文通过对仿真模拟过程中 CDV 集聚换道策略下车辆行驶的时空图,对不同 CAV 渗透率、激进型驾驶员和保守型驾驶员不同占比情况下车流拥堵情况进行分析。仿真效果取最后 600 个仿真步长车辆的时空数据,结果如图 7 所示。

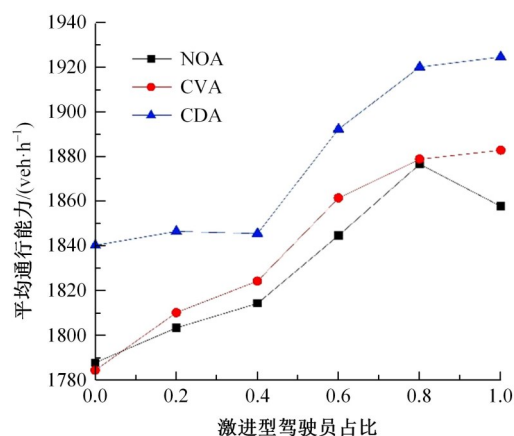


图 6 不同激进型驾驶员占比情况下平均通行能力对比

Fig. 6 Comparison of average capacity for different shares of aggressive drivers

从图 7 可以得出,同一 CAV 渗透率下,保守型驾驶员占比比较高时,时空图中堵塞波更少,时空

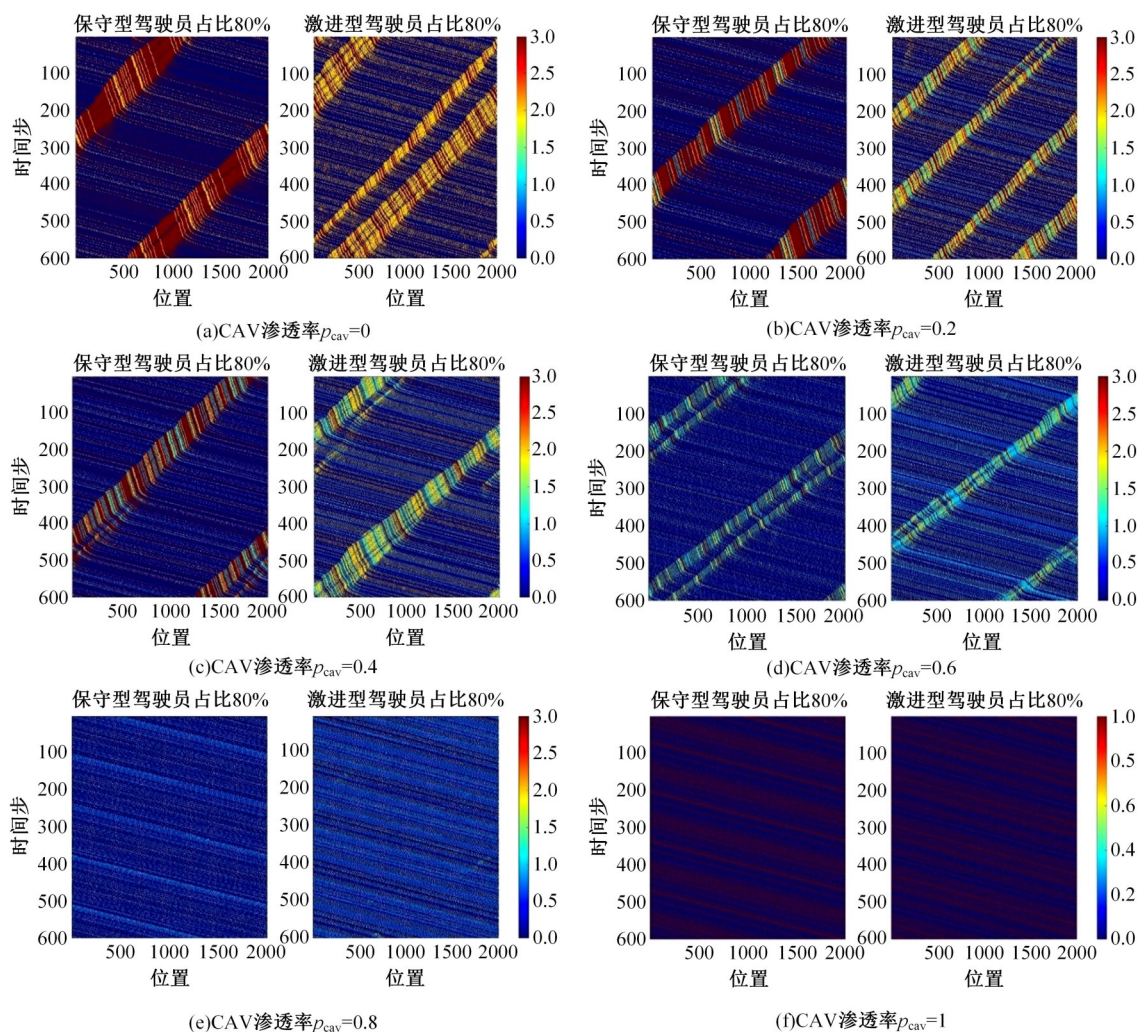


图 7 在 CDV 集聚换道策略下,车辆密度为 50 veh/km 时,不同 CAV 渗透率下的道路车流时空图

Fig. 7 Under CDV aggregation lane change strategy, when vehicle density is 50 veh/km, spatio-temporal map of road traffic flow under different CAV penetration rates

图更具规律性;相反,激进型驾驶员占比较高时,时空图中堵塞波增多,且更为杂乱分散。故可得出,随着保守型驾驶员占比的提高,道路交通流稳定性更强;随着激进型驾驶员在道路车流中占比的提高,更容易出现道路拥堵,同时也增加了车辆之间的冲突,降低了道路的安全性;随着CAV渗透率的增大,时空图中的堵塞波会逐渐减少,在渗透率为100%时,堵塞波消失。分析可知,由于CAV的高度互联性,可以及时获取周围车辆的行驶状态和决策,从而有效降低堵塞波在车流中的传播,极大程度地提高交通流的稳定性和安全性。

## 4 结束语

本文考虑到在CAV和HV混行的情况下CACC跟驰状态对于提高道路交通效率要远高于其他跟驰状态,故建立集聚换道策略对CAV进行集聚,使得同质的车辆进行相对集聚。同时在建立模型时,充分考虑驾驶员驾驶风格对道路车流的影响。为了筛选出受驾驶员驾驶风格影响的主要变量,采用主成分分析法,基于NGSIM数据库对受驾驶员驾驶风格影响的主要变量进行筛选,然后采用K-means聚类分析法对主要变量进行聚类分析,对两种驾驶风格车辆模型参数进行标定。利用Matlab进行仿真模拟,分析两种集聚策略对交通流的影响,将其与未实施集聚换道策略的交通流情况进行对比,同时分析了不同激进型驾驶风格占比对交通流的影响,得出如下结论:①随着CAV渗透率的提高,集聚换道策略对交通流运行效率的提高效果越明显,且通过对CAV队列长度进行一定程度的限制,进一步提高了道路交通效率;②在参数设定保证绝对安全的条件下,随着激进型驾驶风格在道路车辆中占比的提高,道路最大通行能力提高,证明提高激进型驾驶员占比能够有效提高道路通行能力,在应用集聚换道模型时,不能无视驾驶风格的影响;③道路车流中,激进型驾驶员占比的提高虽然能提高道路最大通行能力,但会加剧道路拥堵,降低道路安全性。保守型驾驶员占比的提高,会增强道路车流的稳定、缓解拥堵现象、提高道路安全水平。CAV渗透率的提高,能够有效缓解堵塞波在道路交通流中的传播,显著减少道路拥堵现象,增强道路最大通行能力的同时,也提高了道路的安全水平。

## 参考文献:

- [1] Nagel K, Schreckenberg M. A cellular automaton model for freeway traffic[J]. Journal de Physique I, 1992, 2(12): 2221-2229.
- [2] Li X, Wu Q, Jiang R. Cellular automaton model considering the velocity effect of a car on the successive car[J]. Physical Review E, 2001, 64(6): No. 066128.
- [3] Chowdhury D, Wolf D E, Schreckenberg M. Particle hopping models for two-lane traffic with two kinds of vehicles: effects of lane-changing rules[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 1997, 235(3/4): 417-439.
- [4] 邱小平, 马丽娜, 周小霞, 杨达. 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, Yang Da. 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.
- [5] 李硕, 夏运达. 改进的考虑前车速度效应的交通流元胞自动机模型[J]. 公路工程, 2019, 44(1): 120-124, 170.  
Li Shuo, Xia Yun-da. Modified cellular automaton models of traffic flow considering the velocity effect of the front vehicle[J]. Highway Engineering, 2019, 44(1): 120-124, 170.
- [6] 张治中, 曾俊伟, 钱勇生, 等. 考虑前车安全速度效应的自动驾驶车辆异质交通流特性分析[J]. 交通科技, 2024(1): 96-101.  
Zhang Zhi-zhong, Zeng Jun-wei, Qian Yong-sheng, et al. Heterogeneous traffic flow characterization of autonomous vehicles considering the safe speed effect of the vehicle in front[J]. Transportation Science and Technology, 2024(1): 96-101.
- [7] Wei L, Li W, Liang H, et al. Traffic flow characteristics of speed limited roads based on cellular automata NaSch traffic flow model[C]//Proceedings of the 4th International Symposium on Computer Science, Digital Economy and Intelligent Systems, Wuhan, China, 2023: 629-638.
- [8] Yan Z, Wang X, Lan B, et al. Improved NS cellular automaton model for simulating traffic flows of two-lane[C] //IEEE 20th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications, Shenyang, China, 2021: 1312-1317.
- [9] Kerner B S, Klenov S L, Hermanns G, et al. Effect

- of driver over-acceleration on traffic breakdown in three-phase cellular automaton traffic flow models[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2013, 392(18): 4083-4105.
- [10] 武毅. 基于三相交通流理论的元胞自动机模型研究[D]. 长春: 吉林大学交通学院, 2018.
- Wu Yi. Research on a cellular automata traffic flow model for three-phase theory[D]. Changchun: College of Transportation, Jilin University, 2018.
- [11] Feng T, Liu K, Liang C. An improved cellular automata traffic flow model considering driving styles[J]. *Sustainability*, 2023, 15(2): No. 952.
- [12] Liu K, Feng T. Heterogeneous traffic flow cellular automata model mixed with intelligent controlled vehicles[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2023, 632: No. 129316.
- [13] Vranken T, Sliwa B, Wietfeld C, et al. Adapting a cellular automata model to describe heterogeneous traffic with human-driven, automated, and communicating automated vehicles[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2021, 570: No. 125792.
- [14] Shang X-C, Li X-G, Xie D-F, et al. A data-driven two-lane traffic flow model based on cellular automata[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2022, 588: No. 126531.
- [15] Zheng W, Cheng Y, Ma X, et al. On cellular automata model of traffic flow with Lennard-Jones potential[J]. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 2024, 39(1): 90-101.
- [16] 李燕青. 智能网联环境下 CAV 混行车流集聚控制策略研究[D]. 镇江: 江苏大学汽车与交通工程学院, 2023.
- Li Yan-qing. research on agglomeration control strategy for cav mixed traffic flow in intelligent and connected environment [D]. Zhenjiang: School of Automotive and Transportation Engineering, Jiangsu University, 2023.
- [17] 吴德华, 彭锐, 陈荣峰. 异质流网联车的不同换道集聚策略[J]. *西南交通大学学报*, 2023, 58(2): 348-356.
- Wu De-hua, Peng Rui, Chen Rong-feng. Hybrid characteristics of heterogeneous traffic flow under different aggregating lane-change strategies in intelligent network[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2023, 58(2): 348-356.
- [18] 蒋阳升, 王思琛, 高宽, 等. 混入智能网联车队的混合交通流元胞自动机模型[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(5): No. 1025.
- Jiang Yang-sheng, Wang Si-chen, Gao Kuan, et al. Cellular automata model of mixed traffic flow composed of intelligent connected vehicles' platoon[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(5): No. 1025.
- [19] 商学成. 基于元胞自动机的车辆变道行为建模与交通流特性分析[D]. 北京: 北京交通大学理学院, 2023.
- Shang Xue-sheng. Lane-changing behavior modeling and traffic flow characteristics analysis based on cellular automaton[D]. Beijing: School of Science, Beijing Jiaotong University, 2023.
- [20] 吴德华, 陈荣峰. 智能网联客货混合交通流特性及集聚换道策略[J]. *吉林大学学报: 工学版*, 2025, 55(8): 2588-2596.
- Wu De-hua, Chen Rong-feng. Characteristics of passenger-cargo mixed traffic flow in intelligent network and agglomeration lane-change strategy[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2025, 55(8): 2588-2596.
- [21] 梁军, 李燕青, 王文飒, 等. 智能网联环境下 CAV 混行车流集聚策略及分析[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2024, 52(1): 118-125.
- Liang Jun, Li Yan-qing, Wang Wen-sa, et al. Agglomeration strategy and analysis of CAV mixed traffic flow in intelligent and connected environment[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2024, 52(1): 118-125.
- [22] 黄崇钧, 冯天军, 刘福生, 等. 基于手机信令数据的公交客流识别[J]. *吉林建筑大学学报*, 2025, 42(2): 69-75.
- Huang Chong-jun, Feng Tian-jun, Liu Fu-sheng, et al. Bus passenger flow identification based on mobile signaling data[J]. *Journal of Jilin Jianzhu University*, 2025, 42(2): 69-75.