

高峰时自动驾驶与人工驾驶 混合交通流分配模型

左忠义^{1,2}, 牟德鑫², 杨广川³

(1. 大连交通大学 轨道交通装备设计与制造技术国家地方联合工程研究中心, 辽宁 大连 116028; 2. 大连交通大学 交通工程学院, 辽宁 大连 116028; 3. 北卡罗来纳州立大学 交通研究与教育研究所, 美国 北卡罗来纳州 罗利市 27695)

摘要:为反映自动驾驶车辆与人工驾驶车辆混合交通流分配效果,提出包含4种情况的饱和车头时距、CAV渗透率的道路通行能力函数和CAV出行时间成本折算函数,在此基础上建立了混合模式下的交通流均衡分配模型,利用混有CAV的静态迭代加权法进行求解。针对算例,确定了20%、40%、60%的CAV渗透率对应的最优分散系数;得到渗透率与分散系数之间的分段函数,当渗透率为[20%, 40%)时,分散系数取0.060;当渗透率为[40%, 50%)时,分散系数取0.158;渗透率为[50%, 60%]时,分散系数取0.264。

关键词:智能交通;混合交通流分配;网联自动驾驶;静态迭代加权法;灵敏度分析

中图分类号:U491 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2026)06-1594-11

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241209

Mixed traffic flow allocation model for autonomous and manual driving during peak hours

ZUO Zhong-yi^{1,2}, MU De-xin², YANG Guang-chuan³

(1. National and local Joint Engineering Research Center of Rail Transit Equipment Technology, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China; 2. School of Transportation Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China; 3. Institute for Transportation Research and Education, North Carolina State University, NC 27695, USA)

Abstract: To characterize the assignment of mixed traffic flow composed of autonomous and human-driven vehicles, a road capacity function incorporating four variables, saturated headway, CAV penetration rate, and CAV travel time cost conversion function was proposed. On this foundation, a mixed-mode traffic flow equilibrium assignment model was constructed, and a CAV-oriented static iterative weighting method was adopted for model solution. Optimal dispersion coefficients corresponding to CAV penetration rates of 20%, 40%, and 60% were calibrated using numerical test cases, and a piecewise function relating penetration rate and dispersion coefficient was derived. The dispersion coefficient is set to 0.060 for penetration rates within the interval [20%, 40%), 0.158 for [40%, 50%), and 0.264 for [50%, 60%].

收稿日期:2024-11-12.

基金项目:辽宁省教育厅基本科研项目(JYTMS20230007, JYTMS20230026);辽宁省经济社会发展计划项目(2025lslybwzzkt-061).

作者简介:左忠义(1973-),男,教授,博士.研究方向:交通运输规划与管理.E-mail:zuozy@djtu.edu.cn

Key words: intelligent transportation; mixed traffic flow allocation; connected and automated vehicles; static msa method; sensitivity analysis

0 引言

高峰时段,交通拥堵通常达到最严重的程度,给人们出行带来了极大不便,也对城市的经济和环境造成了负面影响。而网联自动驾驶车辆(Connected and automated vehicles,CAV)可以彼此更近地行驶,对提高路段容量、提升交通系统效率和缓解交通拥堵状况带来了新的可能性。然而,由于自动驾驶技术的普及和应用还处于初级阶段,目前道路上的车辆仍然以人工驾驶为主,自动驾驶车辆与人工驾驶车辆(Human driven vehicle,HDV)混合的情况会长期共存。因此,如何在高峰时段合理进行CAV和HDV混合交通流的分配,最大程度地提高道路通行效率,成为当前交通管理领域亟需解决的问题。

目前,针对传统交通流理论的研究较为全面,涵盖系统最优(System optimum,SO)、用户最优均衡(User equilibrium,UE)模型以及随机用户均衡(Stochastic user equilibrium,SUE)模型;但自动驾驶普及前的混合车流过渡期,融合CAV对路网通行能力、出行成本及流量分配的相关研究仍有待深化。

在国内外相关研究中,大量学者针对自动驾驶与人工驾驶混合分配模型的构建、求解以及数据仿真进行了深入探讨。在网联自动驾驶和传统人工驾驶混合交通流分配模型构建方面,Chen等^[1]利用平衡模型和扩散模型,建立了一个随时间变化的部署模型,同时考虑了部署汽车车道带来的净收益。Li等^[2]提出了结合自适应信号控制与网联自动驾驶车辆协同控制的深度强化学习方法,用于信号交叉口网联自动驾驶车辆与人工驾驶车辆混合交通的管理,结果表明,该方法在较低网联自动驾驶车辆渗透率下可降低旅行时间和燃油消耗。Guo等^[3]提出了具有平衡约束的最优控制(Optimal control problems with equilibrium constraints,OCPEC)问题,其中HDV的路径选择行为由瞬时动态用户平衡(Instantaneous dynamic user equilibrium,IDUE)原则建模,而CAV的路径选择由上层的动态系统最优(Dynamic system optimum,DSO)原则建模。韩磊等^[4]结合深度强化学习提出了混合交通流环境下基于改进竞争双深度Q网络的可变限速(Variable speed limit,

VSL)控制策略。张佳翠^[5]构建了双层模型,上层模型为系统出行费用最小,决策变量是CAV专用道部署位置和收费值,下层为混合交通均衡模型,通过变分不等式模型进行求解。

另外,也有研究关注于道路网络拓扑结构对混合分配模型的影响。Zhang等^[6]提出了基于网络科学的混合分配模型,将自动驾驶车辆和人工驾驶车辆的分配与道路网络结构特征相结合,实现了交通系统资源的最优利用。郭昕刚等^[7]利用耦合映像格子模型研究了混合交通流级联失效的规律特征,并分析了混合交通流对道路抵抗拥堵能力的影响。

在求解混合交通流分配算法方面:Wang等^[8]基于路径交换的策略嵌入自调节步长选择技术开发了RSRS-MSRA求解算法以提高模型的求解速度。但是,该研究设定HDV车辆遵循交叉嵌套巢氏Logit(Cross-nested logit,CNL)模型,CAV车辆遵循UE模型,这种遵循原则与真实情况中HDV驾驶员会选择本车出行成本最低的用户最优方案,以及CAV车辆会遵循系统指令选择系统最优的出行路径不符,无法体现混合交通流车辆路径选择的真实性。Zhang等^[9]提出改进的拉格朗日对偶(MLD)方法,采用基于Logit的模型描述混合交通流量的随机用户均衡,并采用修正Smith路径交换(Revised Smith's route-swapping,RSRS)算法解决这些问题,并在数值分析基础上,研究了CAV渗透率和使用CAV的额外费用对网络性能的影响。Wang等^[10]将最坏情况下的混合交通分配制定为双层规划问题,底层问题是变分不等式问题,计算均衡结果基于一个固定的链接容量,而上层问题是找到最优输入所有链接能力在其范围内最小化网络性能。但是该研究存在以下问题:一方面,最坏情况随着网联汽车的普及出现概率会越来越低;另一方面,不确定链路容量在模型的约束中较难体现。郝威等^[11]以CAV流量分配结果为基础进行模型求解,再进行HDV流量分配,但是这种分配方式会与真实的交通流分配情况产生较大的偏差,无法体现出HDV与CAV混合模式下的流量分配问题。Zhou等^[12]利用 ϵ 增量法、连续平均法和模拟退火算法求解不同时期CAV和HDV的最优分配方案,并分析

了不同市场渗透率对路网容量、出行时间和饱和度的影响。Wang 等^[13]考虑了 HDV 用户的习惯和 CAV 用户的信息共享行为,构建了不同多项式 Logit 扩展模型。

在利用数据仿真分析混合交通流方面:Wang 等^[14]通过控制 CAV 比例进行数据仿真,推导了可达交通速度的上界,并通过大量数值仿真实验证明了 CAV 可以使得交通流更加平稳。Cui 等^[15]根据配备不同技术车辆的特点,基于最优速度模型扩展了相应跟随模型,通过分析模型,对连接和自主技术进行了量化,并进行了线性稳定性分析。Ma 等^[16]利用基于实际轨迹数据的智能驾驶员模型(Intelligent driver model, IDM)对 HV 跟随行为进行建模,汽车跟踪模型采用 PATH 实验室的合作自适应巡航控制(Cooperative adaptive cruise control, CACC)模型,分析了不同市场渗透率下混合车流的串状稳定性,结果表明,它能够有效防止走走停停波的形成和传播。

尽管目前的研究已经取得了一些进展,但对于高峰时段下自动驾驶与人工驾驶混合分配模型的研究还存在一些挑战和不足。首先,现有研究通常缺乏对于自动驾驶车辆与人工驾驶车辆之间交互影响的协同性和竞争性的考虑;其次,现有模型求解都是以 CAV 流量分配结果为基础,再进行 HDV 流量分配,与实际情况偏差较大,无法体现混合交通流的特点。

因此,本文针对高峰时段下自动驾驶与人工驾驶混合分配的问题,提出一种有效、合理的混合交通流分配模型,并对其进行深入研究和分析。首先,综合考虑道路网络混合车流 4 种不同情况的饱和车头时距,以及不同 CAV 渗透率进行路网通行能力分析。接着,考虑不同驾驶模式的不同出行时间成本函数,设定不同分散系数的 Logit 路径选择模型,构建高峰时段交通流分配模型。然后,基于该模型,提出混有 CAV 的静态连续平均(Method of successive averages, MSA)算法进行模型求解,即在每一步迭代前进行 CAV 和 HDV 混合交通流分配,而不是先将 CAV 迭代平衡分配后再迭代分配 HDV。最后,通过对相关参数自动驾驶渗透率 λ 、分散系数 θ 、CAV 出行时间成本折减系数 φ 进行深度分析,确定参数之间的最优对应关系以及各参数对于路网出行总成本的影响,以期为提高交通系统的运行效率和优化交通资源的分配提供理论支持。

1 基本假设及符号定义

1.1 基本假设

(1)若无特殊说明,本文所指的混合交通流均为自动驾驶(CAV)和人工驾驶(HDV)混行下的交通流,不考虑其他非机动车和行人。

(2)路网上的车辆分为 CAV 和 HDV 两种类型。假设其中一定比例的 CAV 完全接受中央系统的调控,遵守 SO 路段选择原则;另一种 HDV 车辆按照 UE 原则进行路段选择。

(3)假设 CAV 用户完全信任自动驾驶技术,可以在行驶期间处理其他事务;而 HDV 用户在行驶期间只能专注于操纵汽车驾驶。因此,假设在相同的客观出行时间下,CAV 用户的时间成本小于 HDV 用户出行成本。

(4)假设所有的潜在 HDV 通行路段,CAV 均可通行。所有路段均为单向快速路,属于完全机动车道,无行人和非机动车的影响。

(5)假设自动驾驶技术已经足够成熟,自动驾驶安全可靠,可以被驾驶者完全信任。

上述假设的目的是为研究提供理论基准,而非对现实的直接反映。

1.2 符号定义

本文构建模型所涉及的符号及其含义如表 1 所示。

表 1 模型符号及含义

Table 1 Model symbols and their meanings

符号	含义
A	路网中的路段集合
B	用户起讫点的集合
E	路网的节点集合
R_{ij}	OD 对 ij 的所有路径集合
C_a	路段 a 的通行能力
h_{CAV}^{CAV}	CAV 跟随 CAV 饱和车头时距
h_{HDV}^{HDV}	HDV 跟随 HDV 饱和车头时距
h_{CAV}^{HDV}	CAV 跟随 HDV 饱和车头时距
h_{HDV}^{CAV}	HDV 跟随 CAV 饱和车头时距
l_a	路段 a 的车道数
λ_a	路段 a 上 CAV 的比例
q_a	路段 a 的总流量
q_a^{CAV}	路段 a 的 CAV 车流量
q_a^{HDV}	路段 a 的 HDV 车流量
$h_{ij,r}^{CAV}$	OD 对 ij 在路径 r 上的 CAV
$h_{ij,r}^{HDV}$	OD 对 ij 在路径 r 上的 HDV
P_{ijr}	OD 对 ij 的出行者选择路径 r 的概率
θ	车辆分散系数
t_a^{CAV}	路段 a 上 CAV 出行时间成本
t_a^{HDV}	路段 a 上 HDV 出行时间成本
φ	CAV 出行时间成本折减系数

2 混合交通流分配模型的构建

2.1 混合模式下路段通行能力分析

图1为4种类型饱和车头时距的示意图。假设某路段上的CAV比例为 λ ,则HDV所占的比例为 $1-\lambda$ 。根据概率论和图1可知:CAV跟随CAV的比例为 λ^2 ,饱和车头时距为 h_{CAV}^{CAV} ;CAV跟随HDV的比例为 $\lambda(1-\lambda)$,饱和车头时距为 h_{CAV}^{HDV} ;HDV跟随CAV的比例为 $(1-\lambda)\lambda$,饱和车头时距为 h_{HDV}^{CAV} ;HDV跟随HDV的比例为 $(1-\lambda)^2$,饱和车头时距为 h_{HDV}^{HDV} 。

混合交通流的路段通行能力 C_a 为:

$$C_a = 3600 \cdot l_a \cdot [\lambda^2 h_{CAV}^{CAV} + \lambda(1-\lambda)h_{CAV}^{HDV} + (1-\lambda)\lambda h_{HDV}^{CAV} + (1-\lambda)^2 h_{HDV}^{HDV}]^{-1} \quad (1)$$

理论上,CAV车辆采用高精度摄像头、超声波雷达、毫米级雷达以及激光雷达等传感技术,认为 $h_{CAV}^{CAV} < h_{HDV}^{HDV}$ 。考虑到混合交通流的相互干扰,为保证安全,模型中设定CAV跟随HDV以及HDV跟随CAV情况下的饱和车头时距介于 h_{CAV}^{CAV} 与 h_{HDV}^{HDV} 之间,四者关系为 $h_{CAV}^{CAV} < h_{HDV}^{HDV} < h_{CAV}^{HDV} \leq h_{HDV}^{CAV}$ 。

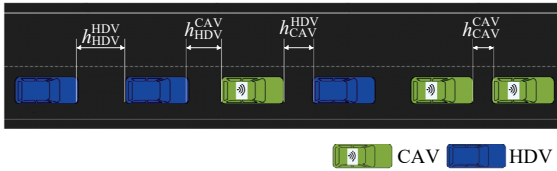


图1 四种类型饱和车头时距的示意图

Fig. 1 Diagram of four types of saturation headways

根据文献[17,18],设定本文的饱和车头时距分别为: $h_{CAV}^{CAV} = 1$ s; $h_{CAV}^{HDV} = 1.5$ s; $h_{HDV}^{CAV} = 2$ s; $h_{HDV}^{HDV} = 2.5$ s。

2.2 混合模式下出行时间成本计算

(1) HDV 出行时间成本函数

出行时间成本是绝大多数用户选择路径时优先考虑的因素,目前多数研究都采用美国联邦公路局(Federal highway administration, FHWA)提出的BPR阻抗函数作为出行时间计算方法。由于该函数是通过路段中交通量影响交通出行的阻抗决定出行时间成本,出行时间与该路段的交通量成反比,故该函数适合用于描述HDV用户出行时间成本:

$$t_a^{HDV} = t_0 \left[1 + \alpha \left(\frac{q_a^{HDV} + q_a^{CAV}}{C_a} \right)^\beta \right] \quad (2)$$

式中: t_a^{HDV} 为HDV用户出行时间成本; t_0 为自由流阻抗,即路段 a 上空静状态车辆自由行驶的时间;

q_a^{HDV} 为路段 a 上HDV数量; q_a^{CAV} 为路段 a 上CAV数量; α, β 均为阻滞系数,本文采用美国公路局交通分配程序中的取值, $\alpha = 0.15, \beta = 4$ 。

(2) CAV 出行时间成本函数

$$t_a^{CAV} = t_0 \left[1 + \alpha \left(\frac{q_a^{HDV} + q_a^{CAV}}{C_a} \right)^\beta \right] \varphi \quad (3)$$

式中: t_a^{CAV} 为CAV用户出行时间成本函数。

由于CAV车辆会采用自适应巡航行驶,其交通流数量对于路段阻抗的影响会相对减小,所以针对CAV用户的出行时间成本函数在BPR基础上引入折减系数 φ ($0 < \varphi < 1$)。

(3) 混合交通流出行时间成本

$$T_a(q_a, \lambda_a) = (1 - \lambda_a)t_a^{HDV} + \lambda_a t_a^{CAV} \quad (4)$$

式中: T_a 为路段 a 的每辆车平均出行时间成本; λ_a 为路段 a 上CAV的渗透率, $\lambda_a = q_a^{CAV} / q_a$ 。

2.3 Logit 路径选择模型

张佳翠^[5]认为出行者在出行时对于实时的交通信息只能掌握其中一部分,然后根据信息计算每条路段的出行时间再进行选择,所以引入用户对出行成本的感知误差,认为每条路段的效用值为出行时间的负值加上感知误差,利用离散Logit模型表示路段选择。但是,由于本研究具有一定的前瞻性,认为无论是HDV还是CAV出行者都能准确掌握各路段的信息,不存在感知误差,因此,本文的路径选择的Logit模型如下所示:

$$P_{ijr} = \frac{\exp(\theta \times U_r)}{\sum_{r \in R} \exp(\theta \times U_r)} \quad (5)$$

式中: P_{ijr} 为OD对 ij 的出行者选择路径 r 的概率; θ 为分散系数,其值越大,说明成本对于路径选择的影响概率越大,分散效果越低; U_r 为路径 r 的效用值,等于路径 r 的时间负值。

2.4 混合交通流分配均衡模型

(1) 基于系统最优准则的SO-CAV 流量分配

$$\min Z(p) = \sum_{a \in A} q_a^{CAV} t_a^{CAV} \quad (6)$$

$$\sum_{r \in R_{ij}} h_{ij,r}^{CAV} = d_{ij}^{CAV}, \quad \forall ij \in B \quad (7)$$

$$\sum_{ij \in B} \sum_{r \in R_{ij}} \delta_{a,ij,r} h_{ij,r}^{CAV} = v_a^{CAV}, \quad \forall a \in A \quad (8)$$

$$\delta_{a,ij,r} = \begin{cases} 1, & i-j \text{ 的路径 } r \text{ 包含路段 } a \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (9)$$

$$h_{ij,r}^{CAV} \geq 0, \quad \forall r \in R_{ij}, \forall ij \in B \quad (10)$$

(2) 基于用户最优准则的UE-HDV 流量分配

$$\min Z(p) = \sum_{a \in A} \int_0^{q_a} t_a^{\text{HDV}}(\omega) d\omega \quad (11)$$

$$\sum_{r \in R_{ij}} h_{ij,r}^{\text{HDV}} = d_{ij}^{\text{HDV}}, \forall ij \in B \quad (12)$$

$$\sum_{ij \in B} \sum_{r \in R_{ij}} \delta_{a,ij,r} h_{ij,r}^{\text{HDV}} = q_a^{\text{HDV}}, \forall a \in A \quad (13)$$

$$\delta_{a,ij,r} = \begin{cases} 1, & i-j \text{ 的路径 } r \text{ 包含路段 } a \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

$$h_{ij,r}^{\text{HDV}} \geq 0, \quad \forall r \in R_{ij}, \forall ij \in B \quad (15)$$

(3) 混合模式交通流分配模型

$$\sum_{a \in A} t_a^{\text{CAV}} (q_a^{\text{CAV}} - q_a^{\text{CAV}*}) + \sum_{a \in A} t_a^{\text{HDV}} (q_a^{\text{HDV}} - q_a^{\text{HDV}*}) \geq 0 \quad (16)$$

3 模型求解

表 2 为目前常用的启发式非数值算法的优缺点,对于混合用户均衡问题,计算其下降方向和迭代步长通常是困难的。因为每次的迭代过程都要通过交通流量的随机分配来确定目标函数的下降方向;而且,迭代的步长不像用户均衡问题是通过求解一维的极值问题计算得到最优解。因此,在实际中常用迭代加权法(Method of successive averages,MSA)对随机用户均衡问题求解。迭代加权法是一种介于增量分配法和平衡分配法之间的循环分配算法。

表 2 非数值算法及优缺点

Table 2 Non-numerical algorithms and their advantages and disadvantages

算法	优点	缺点
迭代加权	简单实用,接近平衡分配	过程相对复杂,编程难度大
遗传	随机性高,通用性强	精度低,收敛速度慢,易早熟
禁忌搜索	巡优能力强,局部搜索能力	收敛速度对初始值敏感
模拟退火	全局搜索能力强,计算结果较精准,能以较大概率跳出局部解	计算速度慢
蚁群优化	正反馈机制能收敛于最优路径	搜索速度慢,易停滞
混沌优化	搜索速度快	计算精度弱,局部搜索能力弱

现有研究的混合静态 MSA 算法通常采用先分配 CAV 再分配 HDV 的顺序求解思路。这种方法虽然具有一定的理论可行性,但隐含假设两类交通流的相互影响是单向的,即 CAV 的路径选择影响 HDV,而 HDV 的行为不会反向影响 CAV。这种先后顺序的处理可能在实际混合交

通场景中无法充分反映 CAV 与 HDV 的动态相互作用特性。

本文提出的改进算法在每一步迭代中同时对 CAV 与 HDV 进行混合随机分配,两类车辆无先后顺序。通过这种方式,CAV 与 HDV 在同一迭代中共同对路网流量进行调整,更加贴合真实交通场景下两类车辆的相互耦合作用。该改进不仅增强了模型的现实性,也提升了算法的求解效率,减少了因顺序分配可能引入的收敛偏差。改进混合静态 MSA 分配方法的具体求解流程如下所示。

Step1 初始化。按照各路段初始出行时间成本 $\{t_a^0\}$ (取自由流时间),进行一次同时对 CAV 与 HDV 进行混合随机分配,两类车辆无先后顺序,得到各路段的分配交通流 q_a^1 ,令 $n=1$ 。

Step2 根据当前各路段的分配 CAV 与 HDV 混合交通量 q_a^n 计算各路段的行驶时间。

Step3 根据 Step2 计算得到的各路段出行时间成本和交通量进行随机分配(可采用 Dial 算法),计算附加交通量 y_a^n 。

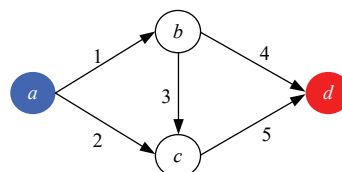
Step4 用迭代加权法计算各路段的更新交通量 $q_a^{n+1} = q_a^n + \frac{1}{n} (y_a^n - x_a^n)$ 。

Step5 收敛判断。如果 q_a^{n+1} 和 q_a^n 的差值满足收敛要求,即 $\sqrt{\sum_a (q_a^{n+1} - q_a^n)^2} / \sum_a q_a^n < \epsilon$,其中, ϵ 为预先给定的误差限值,此时停止计算;否则,令 $n=n+1$,返回 Step2。

4 算例及灵敏度分析

为了验证构建的模型和求解算法的有效性和可行性,本文采用如图 2 所示的一个简单路网进行高峰时段下混合交通流分配的求解。网络包含 1 个 OD 对、4 个节点以及 5 条路段,关于网络的其他参数见表 3 路段性能参数和表 4 路径名称及路段集。

高峰时段才能更充分体现 CAV 自动驾驶



线路1:路段1-4 线路2:路段1-3-5 线路3:路段2-5

图 2 算例的路段示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the road sections in the example

表 3 路段性能参数					
Table 3 Performance parameters of road sections					
参数	路段编号				
	1	2	3	4	5
t_a^0	5	6	6	8	3
l_a	1	1	2	1	1

表 4 路径名称及路段集			
Table 4 Path names and sets of road sections			
路径 ID	1	2	3
路段集	1-4	1-3-5	2-5

的优势,CAV 遵循系统最优,能够有效缓解路网拥堵、提高通行效率以及降低交通事故发生率。通过相对稳定的高需求状态降低了交通需求的波动性和复杂性,使得模型在特定情境下的行为分析更具针对性。

根据式(1)以单车道为例计算最大通行能力,具体如表 5 所示,参考中国交通工程设计的《交通工程手册》^[19],设定高峰时段需求量为最大通行能力的 80%,因此设定高峰时段混合交通流的总需求为 2 000 veh。

表 5 不同渗透率下单车道最大通行能力和高峰需求		
Table 5 Maximum traffic capacity and peak demand of a single lane under different permeability rates		
渗透率 $\lambda/\%$	最大通行能力/veh	高峰时段需求/veh
0	1 440	1 152
20	1 636	1 309
40	1 895	1 516
60	2 250	1 800
80	2 769	2 215
100	3 600	2 880

自动驾驶车辆渗透率为 λ ;车辆分散系数为 θ ;CAV 的出行时间成本折减系数为 φ 。通过改变上述 3 个参数,进行灵敏度分析,观察 3 个参数对于整个路网混合交通流分配方案的总成本影响。

在灵敏度分析中,CAV 渗透率的变化范围被设定为 0% 至 100%,并按固定步长 20% 进行递增,便于观察 CAV 渗透率对交通流分配及系统性能的非线性影响趋势。本文仅选取中间的 20%、40%、60% 进行灵敏度分析研究展示。

车辆分散系数是衡量驾驶行为随机性的重要指标,直接影响路径选择分布的合理性。分析中通过改变分散系数的值,模拟不同驾驶行为的多样性和随机性对模型结果的影响。变化规则参考文献[20]的参数范围以及现实交通中驾驶行为

的差异性假设。灵敏度分析为了寻求路网总成本最小时的车辆分散系数的参数设置。

CAV 的出行时间成本折减系数反映了 CAV 技术对出行效率的提升作用。本文设置的变化范围是基于文献[21]中对 CAV 节省出行时间的典型估算值,本文选取 CAV 的出行时间成本折减系数为 0.5、0.6、0.7,以分析其对总系统出行成本的影响规律。

使用处理器型号为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H CPU @ 2.40 GHz,运行内存为 16 GB 的 Dell G3-3590 电脑,利用 pycharm2022.1.4 版本进行 python 语言构建模型求解,由于算例较为简单,每次求解结果的运行都在 7.8 s 内结束,迭代次数在 10 次以内。同时,本研究利用求解算法进行了 3 个典型路网的建模求解验证,结果表明算法在简单路网、Nguyen-Dupuis 网络以及删除部分路径的 Nguyen-Dupuis 路网的求解过程中均表现出良好的收敛性。

4.1 改变分散系数 θ

(1) $\lambda=20\%;\varphi=0.6$

当自动驾驶渗透率为 $\lambda=20\%$,出行时间成本折减系数为 $\varphi=0.6$ 时,通过改变车辆分散系数 θ ,初步确定在该设定条件下,求解结果合理的分散系数为[0.050,0.061]。由表 6 可知,当分散系数设定为 0.062 和 0.063 时,得到路径 ID 为

表 6 渗透率为 20% 时混合交通流分配与对应成本						
Table 6 Mixed traffic flow allocation and corresponding costs with a 20% penetration rate						
θ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
		1	2	3		
0.050	HDV	507.94	444.71	647.35	28 514.10	31 366.21
	CAV	129.11	125.27	145.62	2 852.11	
0.058	HDV	500.70	432.61	666.69	28 338.77	31 185.19
	CAV	128.39	123.98	147.63	2 846.42	
0.059	HDV	491.43	428.00	680.57	28 306.06	31 151.77
	CAV	128.30	123.81	147.88	2 845.71	
0.060	HDV	469.20	418.34	712.46	28 270.00	31 114.99
	CAV	128.22	123.65	148.13	2 844.99	
0.061	HDV	409.32	392.73	797.95	28 301.66	31 145.94
	CAV	128.12	123.49	148.38	2 844.28	
0.062	HDV	<u>139.70</u>	<u>232.51</u>	<u>1 227.79</u>	<u>26 502.69</u>	29 346.26
	CAV	128.03	123.33	148.64	2 843.57	
0.063	HDV	<u>19.31</u>	<u>101.62</u>	<u>1 479.07</u>	<u>20 240.28</u>	23 083.13
	CAV	127.94	123.17	148.89	2 842.85	

注:表中带下划线数据表示分配结果不合理,应舍弃,不考虑该参数下的求解结果;字体加粗,表示总成本最小的求解结果,后表同。

的分配 HDV 车流量过大,而其他两个路径分配的流量较少,这种情况不合理;这也与图 3(a)中当分散系数大于 0.062 后,HDV 车辆的成本急剧下降的情况相符合,因此认为分散系数大于 0.062 之后是无效求解结果,不进行考虑。剔除无效求解结果后观察表 6 和图 3(a),总成本低对应的分散系数为 $[0.058, 0.061]$,图 3(b)为图 3(a)的部分放大图,通过观察可知,当 $\theta = 0.060$ 时,总成本最低为 31 114.99 min,对应表 6 中字体加粗表示。

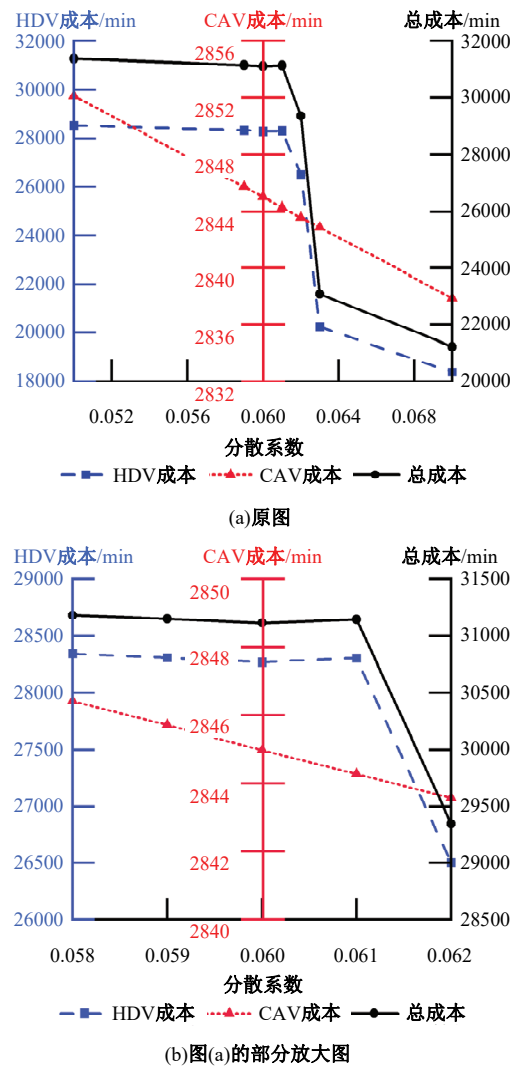


图 3 渗透率为 20% 时不同分散系数对应的成本
Fig. 3 Costs corresponding to different dispersion coefficients with a 20% penetration rate

(2) $\lambda = 40\%$; $\varphi = 0.6$

当自动驾驶渗透率为 $\lambda = 40\%$,出行时间成本折减系数为 $\varphi = 0.6$ 时,通过改变车辆分散系数 θ ,初步确定在该设定条件下,求解结果合理的分散系数为 $[0.100, 0.165]$ 。由表 7 中字体斜体

下划线行可知,当分散系数设定为 0.200 时,得到路径 ID 为 1 的分配 HDV 车流量较大,而路径 ID 为 3 的分配 HDV 车流量极小,这种情况不合理;这也与图 4(a)中当分散系数大于等于 0.200 后,HDV 车辆的成本急剧下降的情况相符合,因此认为分散系数大于等于 0.200 之后是无效求解结果,不进行考虑。剔除无效求解结果后观察表 7 与图 4(a),总成本低对应的分散系数范围是 $[0.155, 0.160]$,图 4(b)为图 4(a)的部分放大图,通过观察可知,当 $\theta = 0.158$ 时,总成本最低为 21 685.40 min,对应表 7 中字体加粗表示。

表 7 渗透率为 40% 时混合交通流分配与对应成本
Table 7 Mixed traffic flow allocation and corresponding costs with a 40% penetration rate

θ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
		1	2	3		
0.100	HDV	359.75	280.61	559.64	15 968.79	21 700.14
	CAV	240.39	217.05	342.56	5 731.35	
0.150	HDV	365.93	310.96	523.11	16 107.61	21 913.70
	CAV	249.11	232.93	317.95	5 806.09	
0.155	HDV	359.56	278.01	562.43	15 963.64	21 688.17
	CAV	239.53	215.50	344.97	5 724.53	
0.157	HDV	359.68	277.06	563.26	15 963.78	21 685.61
	CAV	239.18	214.88	345.93	5 721.83	
0.158	HDV	359.84	276.63	563.53	15 964.91	21 685.40
	CAV	239.01	214.58	346.41	5 720.49	
0.159	HDV	360.10	276.24	563.66	15 967.18	21 686.33
	CAV	238.84	214.27	346.89	5 719.15	
0.160	HDV	360.52	275.92	563.56	15 971.09	21 688.91
	CAV	238.67	213.96	347.37	5 717.92	
0.165	HDV	368.82	276.80	554.38	16 057.16	21 768.39
	CAV	237.81	212.43	349.76	5 711.23	
0.200	HDV	864.44	330.19	5.37	17 325.31	22 993.64
	CAV	231.89	201.97	366.14	5 668.33	

(3) $\lambda = 60\%$; $\varphi = 0.6$

当自动驾驶渗透率为 $\lambda = 60\%$,出行时间成本折减系数为 $\varphi = 0.6$ 时,通过改变车辆分散系数 θ ,初步确定在该设定条件下,求解结果合理的分散系数为 $[0.200, 0.266]$ 。由表 8 可知,当分散系数设定为 0.300 时,得到路径 ID 为 1 的分配 CAV 车流量较大,而路径 ID 为 3 的分配 CAV 车流量极小,这种情况不合理;这也与图 5(a)中当分散系数大于等于 0.300 后,CAV 车辆的成本急剧上升的情况相符合,因此认为分散系数大于等于 0.300 之后是无效求解结果,不进行考虑。剔除无效求解结果后观察表 8 与图 5(a),总成本低对应的分散系数范围是 $[0.250, 0.266]$,图 5(b)为图 5(a)的部分放大图,通过观察可知,当 $\theta = 0.264$ 时,总成本最低为 18 760.25 min。

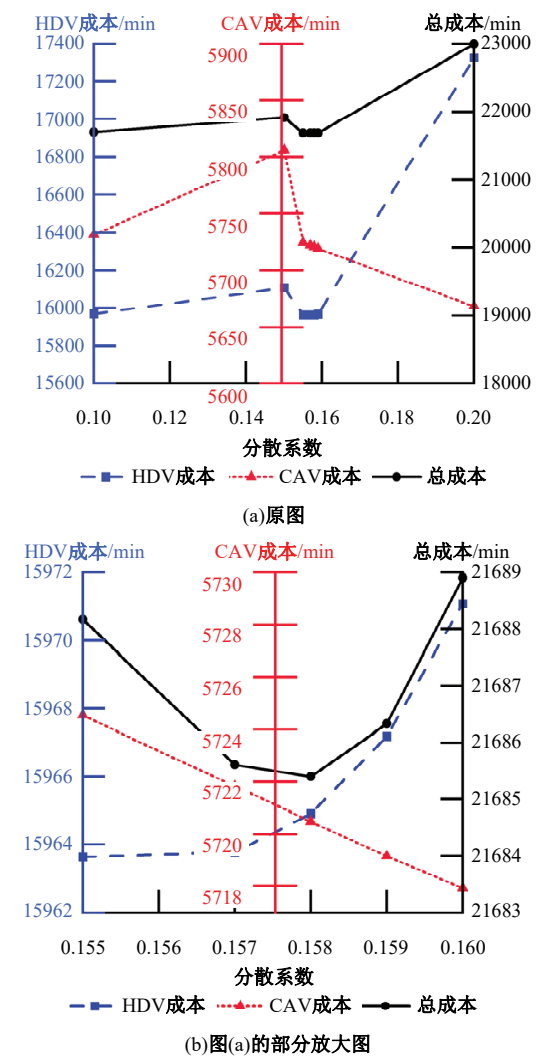


图 4 渗透率为 40% 时不同分散系数对应的成本

Fig. 4 Costs corresponding to different dispersion coefficients with a 40% penetration rate

综上所述,通过改变分散系数 θ 分别得到 20%、40%、60% 渗透率下最优的分散系数分别是 0.060、0.158、0.264。

4.2 改变自动驾驶渗透率

由表 9 可知,分散系数 θ 为 0.060,适合用于渗透率 λ 为[20%,40%)的区间,此时得到的路网总成本相对较小。由表 10 可知,分散系数 θ 为 0.158,适合用于渗透率 λ 在[40%,50%)的区间,此时得到的路网总成本相对较小。由表 11 可知,分散系数 θ 为 0.264,适用于渗透率 λ 为[50%,60%]的区间,此时得到的路网总成本相对较小。

由表 9~表 11 可知,当自动驾驶渗透率为 40% 时,分散系数为 0.060 对应的系统总成本为 22 242.73 min,分散系数为 0.158 对应的系统总成本为 21 685.40 min,因此当渗透率为 40% 时,

表 8 渗透率为 40% 时混合交通流分配与对应成本

Table 8 Mixed traffic flow allocation and corresponding costs with a 40% penetration rate

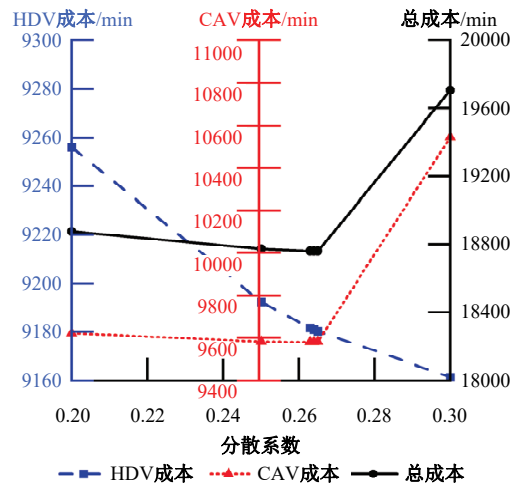
θ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
		1	2	3		
0.200	HDV	211.09	166.30	422.61	9 255.96	18 876.59
	CAV	362.88	297.97	539.15	9 620.63	
0.250	HDV	199.92	147.53	452.55	9 192.41	18 773.68
	CAV	359.75	280.61	559.64	9 581.27	
0.262	HDV	197.46	143.41	459.12	9 182.35	18 760.71
	CAV	359.70	276.97	563.32	9 578.36	
0.263	HDV	197.26	143.08	459.66	9 181.60	18 760.37
	CAV	359.80	276.71	563.49	9 578.77	
0.264	HDV	197.06	142.74	460.20	9 180.85	18 760.25
	CAV	359.93	276.47	563.60	9 579.40	
0.265	HDV	196.86	142.41	460.73	9 180.12	18 760.43
	CAV	360.10	276.24	563.66	9 580.31	
0.266	HDV	196.66	142.07	461.26	9 179.40	18 760.97
	CAV	360.33	276.04	563.63	9 581.57	
0.300	HDV	190.26	131.32	478.42	9 161.47	19 706.63
	CAV	831.40	355.77	12.83	10 545.16	

分散系数应选取为 0.158,对应的总成本最低。当自动驾驶渗透率为 50% 时,分散系数为 0.158 对应的系统总成本为 19 758.35 min,分散系数为 0.264 对应的系统总成本为 19 589.54 min,因此当渗透率为 50% 时,分散系数应选取为 0.264,对应的总成本最低。

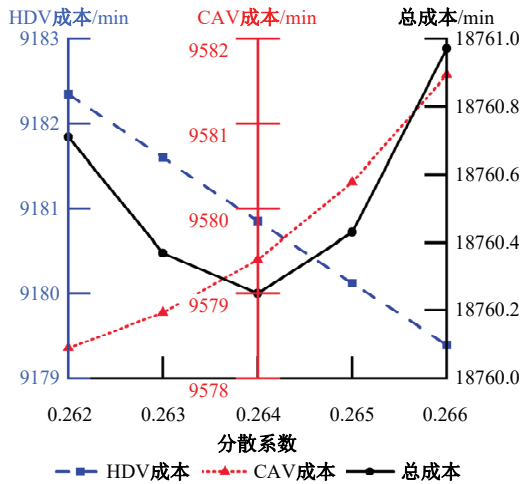
综上所述,得到不同渗透率对应最优的分散系数及其最小总成本如图 6 所示,由图可知:当渗透率为[20%,40%)时,分散系数取 0.060;当渗透率为[40%,50%)时,分散系数取 0.158;渗透率为[50%,60%]时,分散系数取 0.264。CAV 渗透率的递增对应路网从用户最优到系统最优的逐步转化。随着 CAV 渗透率的增长,系统出行时间总成本是逐渐下降,与实际相符。

4.3 改变 CAV 的出行时间成本折减系数 φ

根据 4.1 和 4.2 节得到渗透率分别为 20%、40%、60% 对应的最优分散系数,对 3 种不同渗透率的情景,调整 CAV 时间成本折减系数,得到表 12,由表 12 可知,降低路网总成本有两种方式:一种是提高渗透率,另外一种降低自动驾驶的时间成本,但是两者也有一定的相关性。因此,应该采用如图 7 所示的梯度下降最快的方向进行路网优化,即提高自动驾驶渗透率的同时,也要降低自动驾驶出行时间成本的折减系数。但要提高 CAV 的渗透率,仍然需要克服一些技术挑战,包括对各种复杂交通情境的适应性、高精度地图的建设、传感器技术进一步提升等。



(a)原图



(b)图(a)的部分放大图

图 5 渗透率为 60% 时不同分散系数对应的成本

Fig. 5 Costs corresponding to different dispersion coefficients with a 60% penetration rate

表 9 分散系数为 0.060 时混合交通流分配与对应成本

Table 9 Mixed traffic flow allocation and corresponding costs with a dispersion coefficient of 0.060

λ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
		1	2	3		
15%	HDV	<u>4.78</u>	<u>65.81</u>	<u>1 629.41</u>	<u>19 429.83</u>	21 560.41
	CAV	96.17	92.76	111.07	2 130.58	
20%	HDV	469.20	418.34	712.46	28 270.00	31 114.99
	CAV	128.22	123.65	148.13	2 844.99	
25%	HDV	473.22	411.74	615.04	24 536.69	28 104.06
	CAV	160.25	154.49	185.26	3 567.37	
30%	HDV	439.92	389.41	570.67	21 355.93	25 661.02
	CAV	192.26	185.24	222.50	4 305.09	
35%	HDV	407.24	365.83	526.93	18 664.48	23 733.57
	CAV	224.24	215.82	259.94	5 069.09	
40%	HDV	375.06	341.09	483.85	16 368.29	22 242.73
	CAV	256.16	246.15	297.69	5 874.44	

表 10 分散系数为 0.158 时混合交通流分配与对应成本

Table 10 Mixed traffic flow allocation and corresponding costs with a dispersion coefficient of 0.158

λ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
		1	2	3		
30%	HDV	<u>1098.80</u>	<u>301.03</u>	<u>0.17</u>	<u>20 676.21</u>	24 872.75
	CAV	178.41	161.60	259.99	4 196.54	
35%	HDV	<u>946.37</u>	<u>350.82</u>	<u>2.81</u>	<u>19 206.84</u>	24 146.08
	CAV	208.55	188.22	303.23	4 939.24	
40%	HDV	359.84	276.63	563.53	15 964.91	21 685.40
	CAV	239.01	214.58	346.41	5 720.49	
45%	HDV	322.24	253.94	523.82	14 001.49	20 560.33
	CAV	269.94	240.54	389.52	6 558.84	
50%	HDV	286.94	230.85	482.11	12 280.56	19 758.35
	CAV	301.48	265.96	432.56	7 477.79	

表 11 分散系数为 0.264 时混合交通流分配与对应成本

Table 11 Mixed traffic flow allocation and corresponding costs with a dispersion coefficient of 0.264

λ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
		1	2	3		
40%	HDV	<u>940.34</u>	<u>259.14</u>	<u>0.52</u>	<u>16 879.93</u>	22 484.00
	CAV	221.50	183.96	394.51	5 604.07	
45%	HDV	<u>791.91</u>	<u>299.22</u>	<u>8.87</u>	<u>15 554.07</u>	21 998.46
	CAV	253.30	207.42	439.28	6 444.39	
50%	HDV	272.28	186.71	541.01	12 221.61	19 589.54
	CAV	286.87	230.75	482.38	7 367.93	
55%	HDV	233.00	164.46	502.54	10 634.71	19 035.27
	CAV	322.19	253.73	524.08	8 400.56	
60%	HDV	197.06	142.74	460.20	9 180.85	18 760.25
	CAV	359.93	276.47	563.60	9 579.40	
65%	HDV	164.86	121.98	413.16	7 838.72	19 359.27
	CAV	<u>947.12</u>	<u>350.13</u>	<u>2.75</u>	<u>11 520.55</u>	

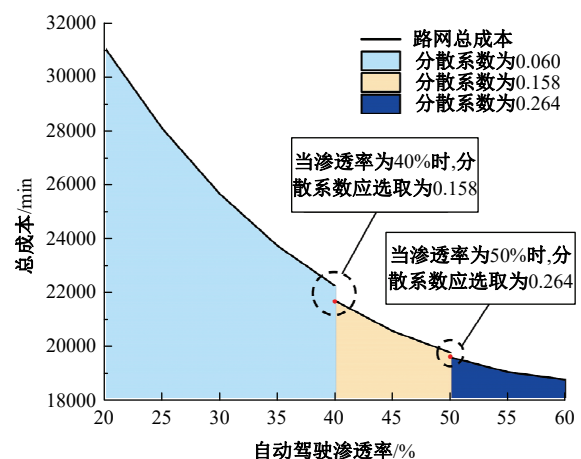


图 6 不同的渗透率对应最优的分散系数

Fig. 6 Optimal dispersion coefficients corresponding to different penetration rates

表 12 三种情境下不同折减系数的混合交通流分配与对应成本

Table 12 Mixed traffic flow distribution and corresponding costs under three scenarios with different reduction coefficients

情景	φ	类型	路径 ID			成本/min	总成本/min
			1	2	3		
$\theta = 0.060,$ $\lambda = 20\%$	0.5	HDV	469.20	418.34	712.46	28 270.00	30 646.76
		CAV	129.11	125.27	145.62	2 376.76	
	0.6	HDV	469.20	418.34	712.46	28 270.00	31 114.99
		CAV	128.22	123.65	148.13	2 844.99	
	0.7	HDV	469.20	418.34	712.46	28 270.00	31 580.83
		CAV	127.31	122.03	150.66	3 310.83	
$\theta = 0.158,$ $\lambda = 40\%$	0.5	HDV	359.84	276.63	563.53	15 964.91	20 762.73
		CAV	243.57	222.78	333.65	4 797.82	
	0.6	HDV	359.84	276.63	563.53	15 964.91	21 685.40
		CAV	239.01	214.58	346.41	5 720.49	
	0.7	HDV	359.84	276.63	563.53	15 964.91	22 599.55
		CAV	234.52	206.60	358.88	6 634.64	
$\theta = 0.264,$ $\lambda = 60\%$	0.5	HDV	197.06	142.74	460.20	9 180.85	17 182.22
		CAV	361.43	290.74	547.83	8 001.37	
	0.6	HDV	197.06	142.74	460.20	9 180.85	18 760.25
		CAV	359.93	276.47	563.60	9 579.40	
	0.7	HDV	197.06	142.74	460.20	9 180.85	21 433.82
		CAV	840.22	249.49	10.29	12 252.97	

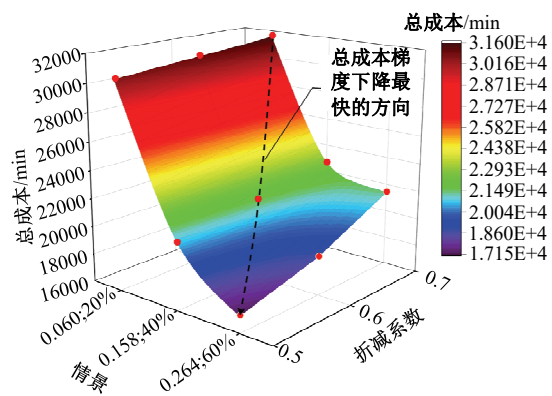


图 7 总成本梯度下降最快的方向

Fig. 7 Direction of steepest descent in total cost gradient

5 结 论

(1)构建模型时,考虑了HDV 与 CAV 之间 4 种类型不同饱和和车头时距对路段容量的影响,并考虑了混合交通流的不同出行时间成本。求解混合交通流静态分配时,采用混有 CAV 的静态 MSA 算法,考虑到 HDV 和 CAV 两者之间的相关性,将两者一起进行迭代收敛求解,较目前已有的先分配 CAV\然后再进行 HDV 流量分配的求解思路更接近实际情况。

(2)在参数分析时,充分考虑到自动驾驶车辆渗透率 λ 、分散系数 θ 、CAV 的出行时间成本折减系数 φ 进行灵敏度分析,观察 3 个参数对于整个路网混合交通流分配方案的总成本影响。针对本文算

例,确定出 20%、40%、60% 的 CAV 渗透率对应的最优分散系数分别为 0.06、0.158、0.264;得到当渗透率为[20%,40%)时,分散系数取 0.06;当渗透率为[40%,50%)时,分散系数取 0.158;渗透率为[50%,60%]时,分散系数取 0.264。

(3)路网总成本梯度下降最快的方向是,既要提高自动驾驶的渗透率同时,也要降低自动驾驶出行时间成本的折减系数。对于有效控制渗透率方面,政府应进行 CAV 车辆的推广和相关补贴政策制定;通过优化道路条件、提高完全自动驾驶的可靠性和安全性降低 CAV 时间成本折减系数。

参考文献:

[1] Chen Z B, He F, Zhang L H, et al. Optimal deployment of autonomous vehicle lanes with endogenous market penetration[J]. Transportation Research Part C, 2016, 72: 143-156.

[2] Li D, Zhu F, Wu J, et al. Managing mixed traffic at signalized intersections: An adaptive signal control and CAV coordination system based on deep reinforcement learning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238(Part C): No. 121959.

[3] Guo Q Q, Ban X G, Aziz A H. Mixed traffic flow of human driven vehicles and automated vehicles on dynamic transportation networks[J]. Transportation Research Part C, 2021, 128: No. 103159.

[4] 韩磊, 张轮, 郭为安. 混合交通流环境下基于改进

- 强化学习的可变限速控制策略[J]. 交通运输系统工程与信息, 2023, 23(3): 110-122.
- Han Lei, Zhang Lun, Guo Wei-an. Variable speed limit control strategy based on improved reinforcement learning in mixed traffic flow environment[J]. Transportation Systems Engineering and Information, 2023, 23(3): 110-122.
- [5] 张佳翠. 混合行驶环境下城市出行管理[D]. 北京: 北京交通大学交通运输学院, 2022.
- Zhang Jia-cui. Urban travel management in mixed driving environment[D]. Beijing: School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, 2022.
- [6] Barzegari V, Edrisi A, Nourinejad M. Fleet cost and capacity effects of automated vehicles in mixed traffic networks: a system optimal assignment problem[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2023, 148: No. 104020.
- [7] 郭昕刚, 王嵩, 程超, 等. 联合博弈论与驾驶风格的混合交通流变道决策模型[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2025, 55(12): 3875-3884.
- Guo Xin-gang, Wang Song, Cheng Chao, et al. Cascading failures of mixed traffic flows in road networks considering critical density[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2025, 55(12): 3875-3884.
- [8] Wang J, Peeta S, He X Z. Multiclass traffic assignment model for mixed traffic flow of human-driven vehicles and connected and autonomous vehicles[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2019, 126: 139-168.
- [9] Zhang F, Lu J, Hu X J. Traffic equilibrium for mixed traffic flows of human-driven vehicles and connected and autonomous vehicles in transportation networks under tradable credit scheme[J]. Journal of Advanced Transportation, 2020(1): 1-18.
- [10] Wang J, Wang W, Ren G, et al. Worst-case traffic assignment model for mixed traffic flow of human-driven vehicles and connected and autonomous vehicles by factoring in the uncertain link capacity[J]. Transportation Research Part C, 2022, 140: No. 103703.
- [11] 郝威, 张兆磊, 吕能超, 等. 考虑自动驾驶专用车道的混合交通分配模型[J]. 中国公路学报, 2023, 36(10): 317-327.
- Hao Wei, Zhang Zhao-lei, Lv Neng-chao, et al. A mixed traffic assignment model considering autonomous driving lanes[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(10): 317-327.
- [12] Zhou Z M, Yuan J B, Zhou S M, et al. Characteristics analysis and equilibrium optimization of mixed traffic flow considering connected automated and human-driven vehicles[J]. Journal of Advanced Transportation, 2022(11): 1-15.
- [13] Wang G F, Jia H F, Tao F, et al. Modelling the dual dynamic traffic flow evolution with information perception differences between human-driven vehicles and connected autonomous vehicles[J]. Physical A: Statistical Mechanics and its Applications, 2024, 640: No. 129667.
- [14] Wang J W, Zhen G Y, Xu Q, et al. Controllability analysis and optimal control of mixed traffic flow with human-driven and autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020(99): 1-15.
- [15] Cui S H, Cao F, Yu Bin, et al. Modeling heterogeneous traffic mixing regular, connected, and connected-autonomous vehicles under connected environment [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 8579-8594.
- [16] Ma L J, Qu S R, Ren J, et al. Mixed traffic flow of human-driven vehicles and connected autonomous vehicles: string stability and fundamental diagram[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20(2): 2280-2295.
- [17] Milanés V, Shladover S E. Modeling cooperative and autonomous adaptive cruise control dynamic responses using experimental data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 48: 285-300.
- [18] Wang M, Daamen W, Hoogendoorn S P, et al. Potential impacts of ecological adaptive cruise control systems on traffic and environment[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2015, 9(4): 352-358.
- [19] 中国公路学会. 交通工程手册[M]. 2版. 北京: 人民交通出版社, 2005.
- [20] Sheffi Y. Urban Transportation Networks: Equilibrium Analysis with Mathematical Programming Methods[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, Inc, 1985.
- [21] Fagnant D J, Kockelman K. Preparing a nation for autonomous vehicles: opportunities, barriers and policy recommendations[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2015, 77: 167-181.