

基于 CTM 改进的高速公路交通状态预测方法

陈一凡¹ 贺玉龙¹ 李卓¹ 刘风华¹ 刘畅¹
CHEN Yifan HE Yulong LI Zhuo LIU Fenghua LIU Chang

摘要

随着通信技术和车联网技术的不断发展,智能网联汽车 (connected and autonomous vehicle, CAV) 与传统人工驾驶车辆 (human-driven vehicle, HDV) 形成的混合交通场景日趋普遍,对复杂路况的精准预测已成为交通管控系统升级的核心挑战。针对传统元胞传输模型 (cell transmission model, CTM) 在合流区应用中存在的车辆类型同质化建模与车道特征模糊化处理缺陷,文章提出了一个双重改进策略。通过动态换算系数区分 CAV 与 HDV 的车流影响差异,采用车道级划分策略,精准识别换道操作造成的流量扰动。实验数据表明,改进模型在密度预测误差率指标上较传统模型降低 14.3% ~ 29.2%,且在不同 CAV 比例下均保持稳定的预测精度,预测效果优于传统模型。研究成果为混合交通环境下的车道级精准管控提供了理论支撑。

关键词

智能网联车辆;混合交通流;元胞传输模型;交通状态预测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.045

0 引言

高速公路动态管控策略的实际效果与预期目标之间的偏差,主要由于难以及时精准掌握车流的实时变化特征,导致管控措施的实施与交通状况的变化之间存在明显的时间延迟。在实际应用中,建立高精度的交通状态预测模型是制定管控方案的基础:通过路侧传感器采集车速、车距等实时数据,利用数学模型解析车流变化特征,进而预测不同管控措施(如限速调整、车道管控)的实施效果。这种基于模型仿真的方法,既能降低实地测试成本,又能规避直接实施新策略带来的交通风险。

LWR 模型作为交通流研究的里程碑成果^[1-3],将车流类比为可压缩流体,通过密度、速度、流量等宏观参数的变化描述交通拥堵的传播规律。Daganzo^[4]提出的元胞传输模型(CTM)对此进行了改进:把道路切割为等距元胞,时间轴划分为固定时段,用线性方程计算相邻元胞间的车辆转移数量。这种模型不需要复杂参数调整,因此在常规交通预测中得到广泛应用。

随着智能网联汽车(CAV)的普及,传统模型在应对 CAV 与人工驾驶车辆(HDV)混行场景时暴露明显不足。主要体现在两方面:一是模型假设所有车辆驾驶行为相同,忽略了真实场景中 HDV 和 CAV 的显著差异——HDV 驾驶员看到限速标志后需要反应时间,加速减速存在延迟,而 CAV

可以即时精准执行指令^[5];二是模型将所有车道的交通状态混合计算,无法反映不同车道的实际状况,比如左车道 CAV 较多时车速较高,右车道货车限速导致车流缓慢等情况。

在高速公路合流区域(匝道汇入主路处),交通状况尤其复杂:不同方向的车流在此交汇,频繁换道加剧拥堵风险。而混行交通中的车辆差异会放大这种复杂性——CAV 的快速响应可能缓解拥堵,但 HDV 的随机变道又会引发新的问题。现有 CTM 模型由于未考虑车辆类型差异和车道特征,在此类场景的预测中常出现较大偏差,导致管控策略的实际效果与预期不符。

针对上述问题,本研究对传统 CTM 模型进行两方面的关键改进:首先建立车辆类型识别机制,通过动态换算系数区分 CAV 和 HDV 对车流的影响;其次实施精细化车道建模,将每个车道单独划分为微型元胞单元,使得改进后的模型能更真实地反映混行交通特征,提高预测精度。

1 改进的元胞传输模型

在人工驾驶车辆(HDV)及自动驾驶车辆(CAV)的混合交通流中,不同车辆的微观驾驶行为是不同的。因此,它们对交通流量的影响也不同。考虑多种类型车辆的常用方法通常为采用一种称为静态乘用车当量(passenger car equivalence, PCE)的度量,用每辆车的等效乘客数表示每辆车的影响,以此来衡量各类车辆对交通密度的影响。但在不同车辆组成的流量条件下,PCE 不同。考虑到不同车型的动态和

1. 北京工业大学城市交通学院 北京 100124

静态特性, Lint 等人^[6]利用动态 PCE (dynamic passenger car equivalents, DPCEs) 提出了 FASTLANE 模型, 场景示意如图 1 所示。

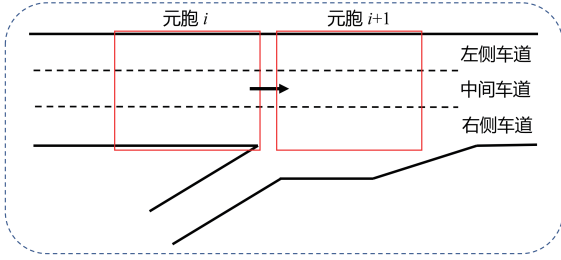


图 1 基于 DPCEs 的传统多类 CTM 示意

DPCEs 考虑到不同车型车辆的动态和静态特性, 包括车辆的物理特性、瞬时速度和最小车头时距^[7]。在多类别 CTM 中, 元胞 i 中车辆类别 j 的 DPCE 值用公式表示为:

$$\eta_{i,j}(k) = \frac{\text{sd}_j + \text{HW}_j v_{i,j}(k)}{\text{sd}_{\text{car}} + \text{HW}_{\text{car}} v_{i,\text{car}}(k)} \quad (1)$$

式中: $\eta_{i,j}(k)$ 为第 i 单元第 j 型车辆在第 k 个时间步长的动态 PCE 值; sd_j 为 j 车型的车身长度与最小安全停车距离相加得到的 j 型车辆总停车距离; sd_{car} 为标准车型车辆 car 的总停车距离, 本文选择人工驾驶小汽车作为标准车型; HW_j 为 j 型车辆的最小车头时距; HW_{car} 为标准车型车辆 car 的最小车头时距; $v_{i,j}(k)$ 为元胞 i 中 j 型车辆在第 k 个时间步长的平均速度; $v_{i,\text{car}}(k)$ 为元胞 i 中标准车型车辆 car 在第 k 个时间步长的平均速度; 因此, $\text{sd}_j + \text{HW}_j v_{i,j}(k)$ 为 j 车型的总距离间隙。根据 $\eta_{i,j}(k)$, 当有 j 型车时, 在时间间隔 k 内第 i 个元胞上的平衡密度 $E\rho_i(k)$ ^[7] 为:

$$E\rho_i(k) = \sum_{j=1}^J \eta_{i,j}(k) \rho_{i,j}(k) \quad (2)$$

式中: $\rho_{i,j}(k)$ 是在时间间隔 k 内元胞 i 中车辆类型 j 的平均密度。

对于原多类别 CTM, 计算元胞 i 中车型 j 的流量和密度的基本公式为:

$$q_{i,j}(k) = \rho_{i,j}(k) v_{i,j}(k) \quad (3)$$

$$\rho_{i,j}(k+1) = \rho_{i,j}(k) + \frac{T}{l} (q_j^{i-1,i}(k) - q_j^{i,i+1}(k)) \quad (4)$$

式中: $q_{i,j}(k)$ 是元胞 i 中的车辆类型 j 的流量, $q_j^{i,i+1}(k)$ 是从元胞 i 到元胞 $i+1$ 的车辆类型 j 的流量; l 是元胞长度。

为预测 $q_j^{i,i+1}(k)$, 需要从元胞 i 到元胞 $i+1$ 的车辆类型 j 的交通需求。从元胞 i 到元胞 $i+1$ 的交通需求需要在不同的车辆类型之间分配, 并且与元胞 i 上的交通组成成比例。交通组成由在时间间隔 k 期间元胞 i 中的车辆类型 j 的流量比 $P_{i,j}(k)$ 表示。流量组成 $P_{i,j}(k)$ 、 $q_j^{i,i+1}(k)$ 分别计算为:

$$P_{i,j}(k) = \frac{\eta_{i,j}(k) v_{i,j}(k) \rho_{i,j}(k)}{\sum_{j=1}^J \eta_{i,j}(k) v_{i,j}(k) \rho_{i,j}(k)} \quad (5)$$

$$q_j^{i,i+1}(k) = \frac{1}{\eta_{i,j}(k)} \min \{ D_{i,j}(k), P_{i,j}(k) S_{i+1}(k) \} \quad (6)$$

式中: 元胞 i 中的车辆类型 j 的需求 $D_{i,j}$ 和所有类别车辆的供应 S_i 可以通过公式表示为:

$$D_{i,j}(k) = \begin{cases} u_i(k) \rho_{i,j}(k) \eta_{i,j}(k) & \text{if } \rho_{i,j}(k) \leq \rho_{j,c} \\ Q_j & \text{if } \rho_{i,j}(k) > \rho_{j,c} \end{cases} \quad (7)$$

$$S_i(k) = \begin{cases} Q_i & \text{if } E\rho_i(k) \leq \rho_c \\ w(\rho_{\text{jam}}(k) - E\rho_i(k)) & \text{if } E\rho_i(k) > \rho_c \end{cases} \quad (8)$$

式中: $u_i(k)$ 是时间间隔 k 期间元胞 i 的速度限制; Q_j 是车辆类型 j 的最大需求; Q_i 是元胞 i 的最大供给; w 是高密度下沿交通流反向传播的阻塞波速度值; ρ_{jam} 是高速公路堵塞密度。

为预测 $v_{i,j}(k)$, 需要考虑交通状况是自由流状态还是拥堵状态。图 2 为 1 型车和 2 型车的流量 - 密度基本图。本文 1 型车为智能网联汽车 (CAV-Car); 2 型车为人工驾驶货车 (HDV-Truck)。 $\rho_{i,\text{jam}}$ 、 $\rho_{j,c}$ 、 w_j 和 $v_{j,f}$ 分别为车辆类型 j 的堵塞密度、临界密度、波速和最大速度。如图 2 所示, 连接两种车型流量密度的密度 $\rho_{2,c}^*$ 可计算为式 (9)。 $v_{i,j}(k)$ 由图 3 中的 3 种交通状态计算。

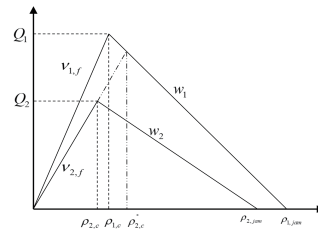


图 2 流量 - 密度基本图

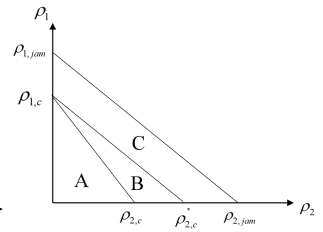


图 3 三种交通状态

上述为整个传统的多类 CTM 框架, 用于预测每个元胞中的密度, 流量和速度。

$$\rho_{2,c}^* = \frac{w_1 \rho_{1,\text{jam}}}{w_1 - v_{2,f}} \quad (9)$$

但传统的多类 CTM 难以准确描述车道之间车辆交互行为。究其根源, 既有研究普遍采用道路层面元胞划分方法 (如将双向六车道整体视为单一元胞), 导致模型精度无法满足车道级控制要求。

为此, 本文在基于 DPCEs 的多类 CTM 基础上, 构建了三维元胞分层体系: 第一维度保持道路延伸方向的基础元胞划分, 第二维度按车道属性生成子元胞单元, 第三维度则通过动态参数集表征各子元胞的差异化控制策略。如图 4 所示, 以双向六车道为例, 单个基础元胞被解构为 3 个独立子元胞, 每个子元胞具备专属的密度 - 速度关系方程和换道约束条件。图中, 左侧实线框表示元胞 i , 各车道的虚线框表示子元胞格。

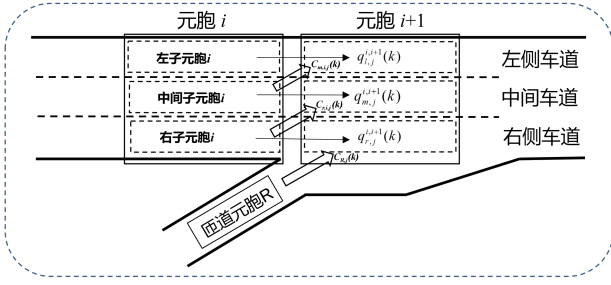


图4 基于DPCEs的改进多类CTM示意

通过这种方式，可以通过发送不同的速度变化信息到路段上的不同车道，提供更具体的车道级服务。 $v_{l,i,j}$ 和 $\rho_{l,i,j}$ 是第 i 个左侧子元胞中车辆类型 j 的平均速度和密度； $q_{l,j}^{i,i+1}(k)$ 是从左侧子元胞 i 到左侧子元胞 $i+1$ 的车辆类型 j 的流量； $v_{r,i,j}$ 和 $\rho_{r,i,j}$ 是第 i 个右侧子元胞中车辆类型 j 的平均速度和密度； $q_{r,j}^{i,i+1}(k)$ 是从右侧子元胞 i 到右侧子元胞 $i+1$ 的车辆类型 j 的流量。

本文通过考虑换道车辆的影响对式(4)进行了扩展，因此在时间间隔 k 内，车型 j 的左侧车道、中间车道、右侧车道子元胞 i 中的密度函数分别用公式表示为：

$$\rho_{l,i,j}(k+1) = \rho_{l,i,j}(k) + \frac{1}{l} c_{m,i,j}(k) + \frac{T}{l} (q_{l,j}^{i-1,i}(k) - q_{l,j}^{i,i+1}(k)) \quad (10)$$

$$\rho_{m,i,j}(k+1) = \rho_{m,i,j}(k) + \frac{1}{l} (c_{r,i,j}(k) - c_{m,i,j}(k)) + \frac{T}{l} (q_{m,j}^{i-1,i}(k) - q_{m,j}^{i,i+1}(k)) \quad (11)$$

$$\rho_{r,i,j}(k+1) = \rho_{r,i,j}(k) + \frac{1}{l} (c_{R,j}(k) - c_{r,i,j}(k)) + \frac{T}{l} (q_{r,j}^{i-1,i}(k) - q_{r,j}^{i,i+1}(k)) \quad (12)$$

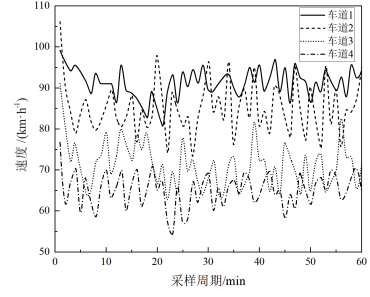
式中： $c_{m,i,j}(k)$ 为在时间 T 内从中间车道子元胞 i 行驶到左侧车道子元胞 i 的 j 型车辆数； $c_{r,i,j}(k)$ 为在时间 T 内从右侧车道子元胞 i 行驶到中间车道子元胞 i 的 j 型车辆数； $c_{R,j}(k)$ 为在时间 T 内从匝道元胞 R 汇入到右侧车道子元胞 i 的 j 型车辆数。如图4所示。 $q_{l,j}^{i,i+1}(k)$ 、 $q_{m,j}^{i,i+1}(k)$ 和 $q_{r,j}^{i,i+1}(k)$ 可以根据式(6)计算。因此，基于本文改进的多类CTM，可以预测上游主线各子元胞与合流子元胞的密度、流量和速度。

2 实验与分析

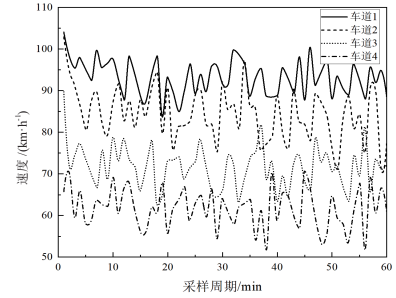
2.1 速度与密度验证

本文的仿真平台构建采用开源微观交通模拟工具SUMO (simulation of urban mobility)，该工具在交通模拟领域具有广泛应用基础。为评估改进的多类别CTM模型的预测性能，考虑到实测数据获取的局限性，本文采用模型输出与SUMO仿真数据的对比验证方法。相关结果如图5所示。实验数据显示，各通行车道在速度分布特征与密度演变规律层面均呈现高度吻合态势，计算结果与仿真数据间的差异程度处于工

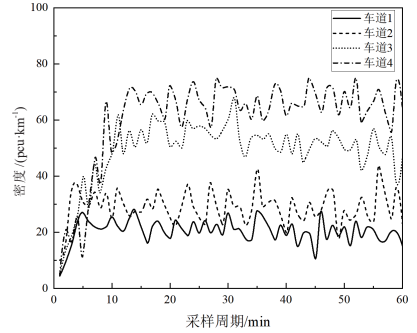
程允许误差范围内。平均速度偏离值及密度波动幅度均满足验证标准，这有效证明了改进CTM模型预测的有效性。



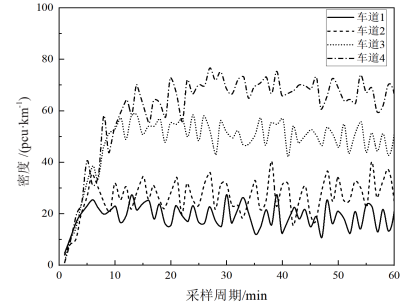
(a) SUMO 仿真速度



(b) 改进CTM预测速度



(c) SUMO 仿真密度



(d) 改进CTM预测密度

图5 改进CTM模型与SUMO仿真输出结果对比

为进一步评估改进CTM预测模型的预测精度，选取合流鼻端断面的速度仿真值与预测值，通过相对误差检验模型精度。同时鉴于驾驶员认知差异导致的交通流随机性，研究采用十次重复实验取均值的方法消除偶然误差，结果如表1所示。

表 1 平均速度仿真值与预测值比较表

车道	平均速度 (km/h)		
	仿真值	预测值	偏差 E (%)
车道 1	93.1	90.5	2.8
车道 2	85.3	83.1	2.6
车道 3	71.2	68.9	3.2
车道 4	68.5	65.4	4.5

结果显示,所有车道参数偏差均控制在 5% 内,预测模型的计算结果与仿真数据间的差异程度均处于工程允许误差范围内。且各车道速度分布呈现由内向外逐步降低的趋势,这一特征与双向八车道高速合流区的实际交通运行特征相吻合。

2.2 与传统的多类 CTM 模型对比

为系统评估改进多类 CTM 模型的预测性能,对各车道速度数据进行均值处理,获得各车道的 SUMO 仿真平均速度 v_1 和改进的多类 CTM 模型预测速度平均值 v_2 , 及平均密度 d_1 和 d_2 。选择速度的平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error of velocity, $MAPE_v$) 和密度的平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error of density, $MAPE_d$) 作为评估指标,来评价模型的预测精度,其公式为:

$$MAPE_d = |d_1 - d_2| / d_2 \tag{13}$$

作为对比对象,本文还对传统的多类 CTM 模型进行了仿真。同时,为确保实验结果的可靠性,每个实验组重复执行 10 次取均值计算,对比数据如图 6 所示。并将所有车道 $MAPE_d$ 取平均值,传统模型与改进模型对比结果如表 2 所示。

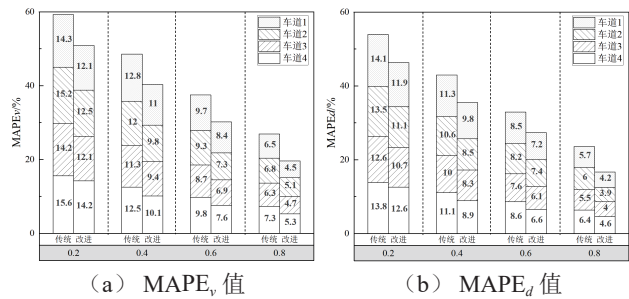


图 6 模型预测效果对比图

表 2 $MAPE_d$ 均值对比

CAV 渗透率	传统模型	改进模型	降低比例 /%
0.2	13.5	11.6	14.3
0.4	10.8	8.9	17.4
0.6	8.2	6.8	17.0
0.8	5.9	4.2	29.2

实验结果表明:在不同 CAV 渗透率条件下,优化模型的 $MAPE_v$ 与 $MAPE_d$ 指标均显著优于传统模型。改进模型在整个预测周期内维持着稳定的预测精度,各车道速度与密度预测误差均控制在工程可接受阈值内。这种性能优势源于改进模型的车道级元胞划分机制有效捕捉了换道车辆的动态,

使得在合流瓶颈区域的高速公路仿真中,改进的多类 CTM 展现出更优的模型预测控制适配性,为后续交通管控策略提供了可靠的预测基础。

3 结论

针对混合交通环境下高速公路合流区的状态预测难题,本文构建动态车辆当量体系,通过在车道层面划分元胞,并充分考虑车辆换道影响,提出了具有更高预测精度的改进 CTM 模型。实验验证表明,改进模型在 CAV 渗透率动态变化场景下展现出强鲁棒性,速度与密度预测精度较传统模型提升平均超过 15%。研究成果为智能网联环境下的车道级精准管控提供了可扩展的模型框架,后续研究将重点探索 V2X 实时数据融合与模型在线学习机制。

参考文献:

[1] 王少航. 高速公路合流区可变限速和换道控制协同优化研究 [D]. 天津: 河北工业大学, 2021.

[2] LIGHTHILL M J, WHITHAM G B. On kinematic waves. II. a theory of traffic flow on long crowded roads[J]. Proceedings of the royal society: a mathematical physical and engineering sciences, 1955, 229 (1178): 317345.

[3] RICHARDS P I. Shock waves on the highway[J]. Operations research, 1956, 4(1):1-137.

[4] DAGANZO C F. The cell transmission model: a dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory[J]. Transportation research part B: methodological, 1994, 28(4): 269-287.

[5] 龚思远, 郑国辉, 曾露, 等. 迈向智能网联的可变限速控制研究综述: 技术演进、工程应用和未来展望 [J]. 交通运输工程与信息学报, 2025, 23(1): 1-35.

[6] VAN LINT J W C, HOOGENDOORN S, SCHREUDER M. Fastlane: new multiclass first-order traffic flow model[J/OL]. Transportation research record journal of the transportation research board, 2008[2025-02-19]. https://www.researchgate.net/publication/245563420_Fastlane_New_Multiclass_First_Order_Traffic_Flow_Model.

[7] YU M, FAN W D. Optimal variable speed limit control in connected autonomous vehicle environment for relieving freeway congestion[J]. Journal of transportation engineering, part A: systems, 2019, 145(4): 04019007.

【作者简介】

陈一凡 (2000—), 男, 河南驻马店人, 硕士研究生, 研究方向: 交通流模型、高速公路交通管控, email:cyf1317845070@163.com。

(收稿日期: 2025-03-27 修回日期: 2025-09-22)