

# 协同换道避障模型和轨迹数据驱动的车辆协同避障策略

秦雅琴, 钱正富, 谢济铭

(昆明理工大学交通工程学院, 昆明 650500)

**摘要:** 考虑车辆类型、驾驶风格及不同阶段影响车辆换道的关键目标, 将车辆避障过程中的“车-车交互”机理描述为力的关系, 构建协同换道避障模型(CLAM), 提取并建立适用于突发事件的车辆避障微观轨迹数据集, 将车辆避障转化为多约束优化控制问题, 以优化算法(OA)为纽带, 设计车辆协同避障控制(CLAM-OA)策略。结果表明: 相较于数据驱动的长短时记忆模型, CLAM-OA策略输出的误差均显著减小、车速与位移在不同时域的输出结果也更加稳定。

**关键词:** 交通运输系统工程; 避障策略; 混合驱动; 车辆控制; 换道行为; 微观轨迹数据

**中图分类号:** U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2024)05-1311-12

**DOI:** 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20220754

## Vehicle cooperative obstacle avoidance strategy driven by CLAM model and trajectory data

QIN Ya-qin, QIAN Zheng-fu, XIE Ji-ming

(Faculty of Transportation Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Considering the vehicle type, driving style, and the most important objects (MIO) affecting the vehicle lane change at different stages, cooperative lane-change obstacle avoidance model (CLAM) was constructed by describing the "vehicle-vehicle interaction" mechanism in the vehicle obstacle avoidance process as a force relationship; the vehicle lane change avoidance execution events under emergencies were extracted according to the lane change execution segment extraction criterion to establish a vehicle obstacle avoidance micro-trajectory dataset to unexpected events. The cooperative vehicle lane change obstacle avoidance was transformed into a multi-constraint optimal control problem. The cooperative lane-change obstacle avoidance model-optimistic algorithm strategy (CLAM-OA strategy) was designed with the optimization algorithm as a bridge. The results show that compared with the data-driven LSTM model, the outputs of the CLAM-OA strategy have significantly lower errors and more stable results in different time domains of vehicle speed and displacement.

**Key words:** engineering of communication and transportation system; collision avoidance control strategy; hybrid drive; vehicle control; lane changing behavior; micro-trajectory data

收稿日期: 2022-06-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71861016); 国家重点研发计划项目(2018YFB1600500).

作者简介: 秦雅琴(1972-), 女, 教授, 博士. 研究方向: 交通系统安全与仿真. E-mail: qinyaqin@kust.edu.cn

通信作者: 谢济铭(1994-), 男, 科研助理, 博士. 研究方向: 交通状态识别与演变. E-mail: xiejiming@stu.kust.edu.cn

## 0 引言

换道行为是常见且相对复杂的行驶工况,受驾驶风格、车辆类型、交通规则多方面约束的影响,针对换道行为的研究可分为基于机理和基于数据驱动的方法。基于机理的方法主要是根据车辆换道过程中的运动机理生成约束条件,进而构建数理模型<sup>[1]</sup>,研究者可以较直观地了解模型输入输出关系,但是机理建模难以囊括复杂交通环境中的诸多影响因素,模型预测精度相对不高。与基于机理建模的方法不同,数据驱动的方法主要是采用神经网络等机器学习算法对车辆历史数据进行学习,以预测车辆换道意图或轨迹<sup>[2,3]</sup>,面对复杂多变的交通环境也能输出准确的预测结果,但其“黑箱”特性令研究者无法研究其行为机理,状态-变量动态作用关系描述模糊,且容易受到数据波动的影响,从而导致模型过拟合、可解释性不强等现象<sup>[4]</sup>。

考虑前述经典理论与方法的不足,本文引入“机理+数据”混合驱动的理念,以优化算法或机器学习算法为纽带实现机理模型和数据信息的有机融合,可增强模型方法的可解释性、准确性和鲁棒性<sup>[5]</sup>,如将这种方法应用于具有复杂工况的换道情景,不仅有助于提升车辆换道策略的鲁棒性以及周围车辆不确定性随机运动下的多目标协同优化效果,同时还能保证车辆换道策略的可解释性,特别是面临道路施工、交通事故等突发性事件,迫使上游车辆需进行强制换道避障的紧急情况。

避障控制可分为制动避障和转向避障,在高速、低附着道路等工况,转向避障比制动避障效果更好<sup>[6]</sup>。目前关于转向避障控制的研究已有一定积累,例如王国栋等<sup>[7]</sup>将车辆动力学、UniTire轮胎模型与模型预测控制相结合,在预测时域中进行车辆空间和位姿约束,提出了一种基于模型预测控制(Model predictive control, MPC)的车辆避障规划和控制方法。彭涛等<sup>[8]</sup>针对高速公路弯道存在障碍物的情况,以驾驶员反应、车辆动力学和道路因素为约束构建了车辆紧急避障安全换道模型。韩月起等<sup>[9]</sup>基于凸近似避障原理,考虑车辆和障碍物外形、道路和车辆约束,提出了基于MPC的路径规划算法。He等<sup>[10]</sup>利用分层控制

的方法处理车辆运动避障问题,在决策层建立碰撞风险动态评估模型,运动控制层考虑车辆运动学约束和周围车辆运动紧急事件下的路径规划,同时设计了基于轮胎侧向力估计的后退滑模控制进行车辆侧向控制。Lee等<sup>[11]</sup>通过主车和周围车辆的相对位置、速度评估车辆运动风险,考虑车辆稳定性进行加速度约束,在低风险域进行车辆运动规划。当前的研究多是基于人-车-路等约束进行车辆运动避障的仿真和模型求解,较少结合真实交通环境中的车辆避障数据进行研究;同时,车辆运动规划多从主车视角出发,针对周围车辆及环境对主车的影响进行研究,未考虑主车运动变化对周围车辆的影响,缺乏车辆交互关系的准确描述。

为此,本文考虑突发事件影响下的车车交互关系,根据换道避障不同阶段影响换道的关键目标,构建针对车辆个体的协同换道模型,提出一种“机理+数据”混合驱动的车辆协同换道避障动态优化策略,可为车辆驾驶安全辅助系统、智能车辆控制系统开发提供有益参考,同时为突发事件下交通通行效率的提高提供借鉴。

## 1 研究架构

本文研究架构如图1所示,从数据获取、模型构建、模型训练测试及性能评价方面对研究工作进行了描述,具体工作流程如下:

(1) 借助无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)获取高空视频数据,甄选出突发事件场景,利用多尺度KCF(Kernel correlation filter)车辆跟踪优化算法提取车辆微观轨迹数据,为模型的训练、测试和分析提供数据支撑。

(2) 根据突发障碍前的车车交互影响机理构建针对车辆个体的协同换道避障模型(Cooperative lane-change obstacle avoidance model, CLAM)。

(3) 输入车辆微观轨迹数据,利用优化算法(Optimistic algorithm, OA)对协同避障模型进行动态优化迭代,输出基于车辆协同避障策略(Cooperative lane-change obstacle avoidance model-optimistic algorithm strategy, CLAM-OA)的车辆运动参数序列;同时输出基于LSTM换道预测模型的预测结果。

(4) 从定性定量的角度对CLAM-OA策略

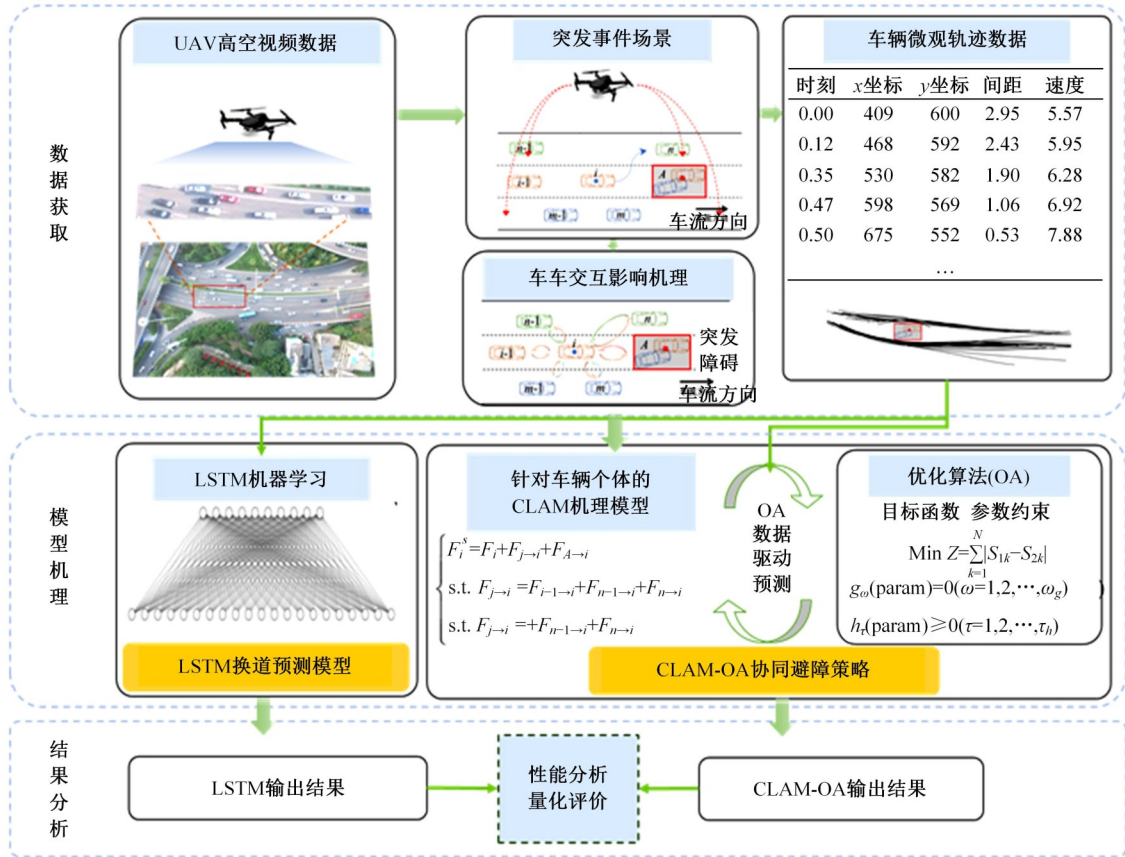


图 1 研究架构

Fig. 1 Frame of research

和 LSTM 换道预测模型进行性能评价及预测误差量化分析。

## 2 数据采集和换道事件提取

### 2.1 数据采集

数据的精度和样本量对模型训练、测试和分析结果存在显著影响,车辆微观轨迹数据是理想的研究车辆行为的数据<sup>[12]</sup>。多尺度 KCF 车辆跟踪优化算法提取的车辆轨迹数据中包括速度、加速度、车辆位置等车辆状态参数,轨迹点提取的时间间隔为 0.125 s、空间精度为 0.1 m/pixel,能够为模型的构建与测试验证提供量化依据。

本文利用无人机高空实地采集突发事件区域车道数、车道宽度、车道线等静态数据;然后确定事故起始和消散时间,记录在该时段内事故车辆所占车道上游发生换道的车辆数,利用视频提取算法进行车辆检测与跟踪,提取事故段上游发生换道的车辆及其周围车辆的微观轨迹数据。

通过视频数据与实地场景匹配,得到车道宽度为 3.5 m,事故区 A 长 8.7 m、宽 3.8 m,用于静

态场景构建;采集视频数据均为轿车型车辆,故设定车辆类型  $T=1$ ,车辆质量  $m=1500$  kg,同时将司机分为保守型、谨慎型、常规型、激进型、冒险型 5 种不同类型,并根据换道横向加速度  $a_r^x$  大小,判断其属于何种类型驾驶人<sup>[13]</sup>。

### 2.2 车辆换道执行事件提取

车辆微观轨迹数据包含车辆全过程的换道信息,以及换道前后的冗余信息。依据本文考虑不同阶段影响换道的关键目标 (Most important objects, MIO) 模型结构,获取车辆换道执行过程中的微观轨迹数据。为便于进行模型训练和仿真,需对数据进行分析处理。如图 2 所示,换道执行片段提取准则如下:

(1) 在实地拍摄的高空视频基础上人工识别突发事件障碍段图像信息,剔除其他时段的图像数据。

(2) 对突发事件障碍段的数据再次识别,标记突发事件障碍段附近换道车辆及换道不同阶段影响车辆换道的 MIO 车辆,剔除其他车辆信息。

(3) 把标记的车辆视频图像输入 KCF 车辆

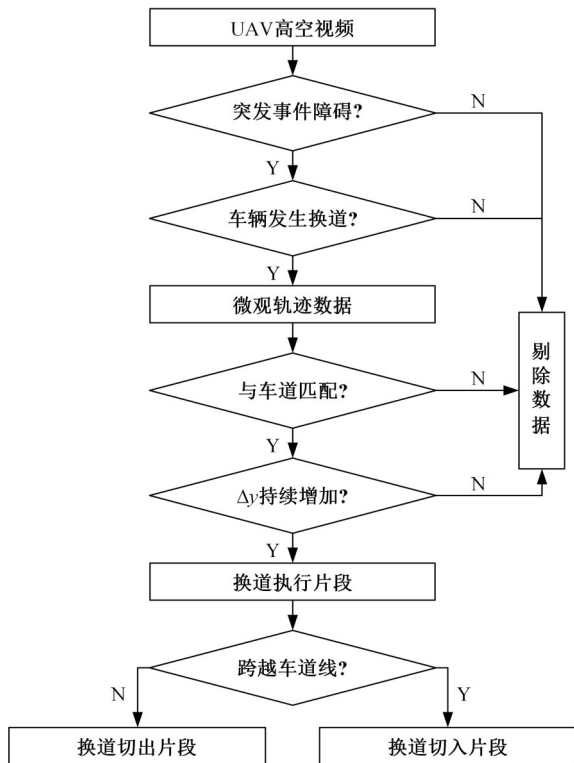


图 2 换道执行片段提取准则图

Fig. 2 Flow chart of lane change execution fragment extraction

跟踪优化算法中,提取车辆的微观轨迹数据。

(4) 将所提取车辆的微观轨迹数据与突发事件障碍段的车道中心线数据进行匹配,同时剔除不匹配数据。

(5)  $\Delta y$  为车辆的横向偏移量,  $\Delta y$  在车道中心线数据附近摆动时,车辆处于跟驰状态,当  $\Delta y$  持续性增加时,表明车辆开始跨越车道线驶入目标车道,该段数据即为换道执行片段的微观轨迹数据。

(6) 车辆位置数据与被跨越车道线数据一致时的数据点为换道切出片段和换道切入片段的分界点,利用该数据点把换道执行片段的微观轨迹数据切分为换道切出片段和换道切入片段。

通过以上准则对数据信息进行冗余剔除,得到车辆换道执行时的轨迹数据在  $y$  方向上的表达如图 3 所示,可以看出:

(1) 在每段换道执行片段中,车辆的中心位置  $y$  随时间在减小。

(2) 在进行车道匹配后,车道偏离量在随时间增加,说明(1)中  $y$  随时间在减小是道路线形呈下凹的曲线形态所致,线形下凹的变化值大过因

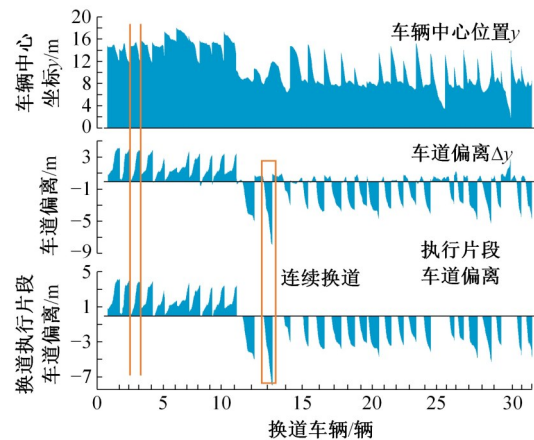


图 3 车辆车道偏离与时间的关系

Fig. 3 Relationship between vehicle lane departure and time

车辆换道而增加的车辆中心坐标  $y$  值,进行车道匹配后,车道偏离  $\Delta y$  图中能够明显表达出车辆的换道特性,侧面验证了本文的数据精度高。

(3) 在换道执行片段初始时,车道偏离  $\Delta y$  在 0 附近波动,这是车辆在换道前徘徊不定的车道偏离波动、发生二次换道,以及由于车道线模糊和车流紊乱导致的占道行驶的结果,属于数据冗余段,剔除后得到车辆的换道执行片段。

### 3 车辆协同换道避障模型构建

车辆行进方向前方发生事故或进行施工时,行驶受阻,为避免碰撞、实现驾驶目的、达到驾驶期望,必然会根据周围车辆运行状态伺机换道。车辆进行换道运动的过程中会受到周围车辆等空间实体的影响,同时,也会受到车道线的约束作用。为保证行车安全,车辆与这些空间实体以及车道线保持一定安全距离,体现出一定的排斥反应。当空间实体及车道线进入驾驶人的安全边界时,排斥反应显著增强。面对突发事件下的交通运行环境,驾驶人作出的行为决策最终体现为车辆的各类运动状态<sup>[14]</sup>。

车辆在突发事件下的换道机理和障碍物影响下的社会力行人交通流模型极为类似,因此,本文引入社会力模型对该换道行为进行建模分析,考虑突发事件下需保证驾驶安全、实现路径转换的行车目标,以及影响换道的重要因素,基于力的概念描述驾驶人换道时的心理趋势,将车辆在突发事件下受到的社会力划分为 4 种:自驱动力  $F_i$ 、车

辆间的排斥力  $F_{j \rightarrow i}$ 、事故点对车辆的排斥力  $F_{A \rightarrow i}$  以及车道线对车辆的规则力  $F_{M \rightarrow i}$ , 车辆在上述几类社会力的综合作用下进行换道<sup>[15]</sup>。

车辆的全过程换道行为一般要经过产生换道意图、进行换道决策、进入换道执行 3 个阶段。车辆换道执行的过程为变曲率运动, 如图 4 所示, 可根据主车  $i$  的中心是否跨越车道线分解为换道切出和换道切入 2 个过程<sup>[16]</sup>。其中, 换道切出过程是主车  $i$  开始换道直至主车  $i$  中心运动到与原始车道和目标车道的车道线重合这段过程; 换道切入过程指主车  $i$  中心与原始车道和目标车道的车道线重合到主车  $i$  车身和目标车道平行这个过程。根据主车  $i$  换道不同阶段所受的主要影响因素的不同, 分别对主车  $i$  的换道切出行为、换道切入行为进行建模, 为方便表达, 在此以向左换道来描述后面的内容。

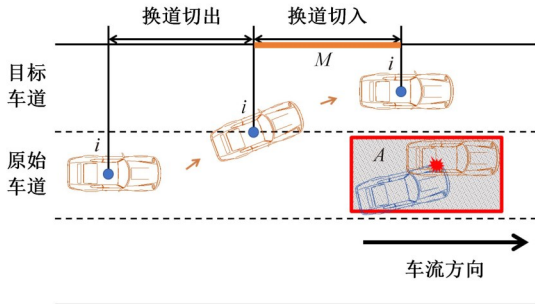


图 4 车辆换道避障过程示意图

Fig. 4 Diagram of ego car changing lane to avoid collision

### 3.1 换道切出行为建模

换道切出过程中, 主车  $i$  受到原始车道后车辆  $i-1$ 、目标车道前后车  $n-1$ 、 $n$  的排斥力  $F_{i-1 \rightarrow i}$ 、 $F_{n-1 \rightarrow i}$  和  $F_{n \rightarrow i}$ , 原始车道前方突发障碍区  $A$  的排斥力  $F_{A \rightarrow i}$ , 以及车辆为实现驾驶目的、达到驾驶期望所产生的自驱动力  $F_i$ 。受力示意如图 5 所示, 这些力的综合作用形成  $F_i^s$  驱使车辆切

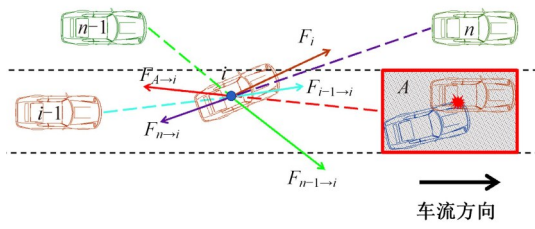


图 5 车辆换道切出过程受力示意图

Fig. 5 Social force diagram of ego car in cutting-out stage

出原始车道。换道切出模型如式(1)所示:

$$\begin{cases} F_i^s = F_i + F_{i-1 \rightarrow i} + F_{j \rightarrow i} + F_{A \rightarrow i} \\ \text{s.t. } F_{j \rightarrow i} = F_{n-1 \rightarrow i} + F_{n \rightarrow i} \end{cases} \quad (1)$$

### 3.2 换道切入行为建模

主车中心越过车道线后进入换道切入阶段。在这个过程中, 为避免发生碰撞, 会受到目标车道前后车  $n-1$ 、 $n$  的排斥力; 为避免驶出目标车道, 在换道切入过程会一直受到车道线  $M$  的规则力, 直至该过程结束。主车  $i$  受力示意如图 6 所示, 这些力的综合作用形成  $F_i^s$  驱使车辆切入目标车道。换道切入模型如式(2)所示:

$$\begin{cases} F_i^s = F_i + F_{j \rightarrow i} + F_{M \rightarrow i} \\ \text{s.t. } F_{j \rightarrow i} = F_{n-1 \rightarrow i} + F_{n \rightarrow i} \end{cases} \quad (2)$$

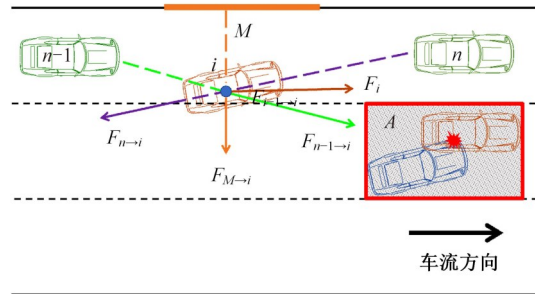


图 6 车辆换道切入过程受力示意图

Fig. 6 Social force diagram of ego car in cutting-in stage

### 3.3 突发事件段车辆社会力模型

#### 3.3.1 自驱动力

自驱动力  $F_i$  是主车  $i$  在突发事件段为达成驾驶预期目标, 自发产生的社会力, 构建的车辆自驱动力模型如式(3)所示:

$$F_i = \frac{M_i [e_i(t) - v_i(t)]}{\Delta t_i} \quad (3)$$

式中:  $v_i(t)$  为主车  $i$  的行车速度及方向, km/h;  $\Delta t_i$  为主车  $i$  的适应时间, s;  $M_i$  为主车  $i$  的等效质量, kg;  $e_i(t)$  为期望速度修正函数, 反映从众心理、驾驶目的等环境因素对行车的影响, km/h。

#### (1) 期望速度修正函数

实际交通运行过程中, 主车  $i$  倾向于实施对达到驾驶目的有利的驾驶行为, 同时会受到周围车辆路径选择的影响, 表现为一定的从众心理。因此, 构建期望速度修正函数, 描述主车  $i$  的驾驶目的和从众心理, 如式(4)所示:

$$e_i(t) = \alpha_i v_m(t) \left[ \beta_i \frac{v_{i+1}(t)}{|v_{i+1}(t)|} \right] \{u_a, u_b; u_c\} \quad (4)$$

式中： $\alpha_i$ 为主车  $i$  受周围车辆运行状态影响的修正系数； $v_m(t)$ 为当前车道限速值，km/h； $v_{i+1}(t)$ 为  $t$ 时刻前车速度及大小，km/h； $\beta_i$ 为主车  $i$  的从众系数，反映换道倾向； $u_a$ 为向左换道切出阶段指向  $(1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2})$  的单位向量、 $u_b$ 右换道切出阶段指向  $(1/\sqrt{2}, -1/\sqrt{2})$  的单位向量； $u_c$ 为换道切入时指向  $(1, 0)$  的单位向量。

(2) 等效质量

由于不同驾驶人的驾驶习惯和风格存在差异，即使在相同驾驶场景下，不同风格和驾驶习惯的驾驶人也可能产生不同驾驶反应，同时，不同车种在相同的驾驶操作下，车辆输出的动力也存在差异。因此，考虑实际交通运行场景中驾驶风格、车辆性能的异质性，本文选取“等效质量”统一描述驾驶员类型、车辆类型，如式(5)所示：

$$M_i = M_i(m_i, T_i, R_i) = \frac{m_i(1 + R_i)}{T_i} \quad (5)$$

式中： $m_i$ 为主车  $i$  的质量，kg； $T_i$ 为主车  $i$  的类型，根据车种类型而得； $R_i$ 为主车  $i$  的驾驶人类别，根据驾驶风格而得。

3.3.2 车辆间的排斥力

主车  $i$  行至突发事件段时，为避免发生碰撞，主车  $i$  与同车道后方车辆、目标车道前后车辆协同通过。车车协同作用过程可借助排斥力进行描述，分为主车  $i$  与同车道车辆间的排斥力  $F_{i-1 \rightarrow i}$ 、主车  $i$  与目标车道车辆间的排斥力  $F_{j \rightarrow i}$ 。

(1) 原始车道排斥力

主车  $i$  前方发生突发事件时，为避免发生二次事故，同一车道后方车辆会对主车  $i$  施加排斥力，如式(6)所示：

$$F_{i-1 \rightarrow i} = \begin{cases} \chi_i \exp\left(\frac{\delta_i}{|d_{i-1,i}|}\right) \frac{d_{i-1,i}}{|d_{i-1,i}|}, & |d_{i-1,i}| \leq \delta_i \\ 0, & |d_{i-1,i}| > \delta_i \end{cases} \quad (6)$$

式中： $\chi_i$ 为主车  $i$  受同车道后方车辆的排斥强度，N； $\delta_i$ 为主车  $i$  受同车道后方车辆施加的排斥力的作用范围，m； $d_{i-1,i}$ 表示同一车道后方车辆  $i-1$  指向主车  $i$  的矢量，大小为两车中心点间的距离，m。

(2) 目标车道排斥力

前方发生突发事件主车  $i$  进行强制换道时，为避免发生侧向刮擦，目标车道前后车辆会对主

车  $i$  施加排斥力，如式(7)所示：

$$F_{j \rightarrow i} = \begin{cases} \epsilon_i \exp\left(\frac{\phi_i}{|d_{j,i}|}\right) \frac{d_{j,i}}{|d_{j,i}|}, & |d_{j,i}| \leq \phi_i \\ 0, & |d_{j,i}| > \phi_i \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\epsilon_i$ 为主车  $i$  受目标车道前后车辆的排斥强度，N； $\phi_i$ 为主车  $i$  受目标车道车辆排斥力的作用范围，m； $d_{j,i}$ 表示车辆  $j$  指向主车  $i$  的矢量，大小为两车中心点间的距离，m。

3.3.3 突发事件区域对车辆的排斥力

为避免与突发事件区域内的空间实体(障碍物)发生碰撞，行至此处的主车  $i$  受到突发障碍  $A$  对主车  $i$  施加的排斥力，如式(8)所示：

$$F_{A \rightarrow i} = \begin{cases} \varphi_i \exp\left(\frac{\gamma_i}{|d_{A,i}|}\right) \frac{d_{A,i}}{|d_{A,i}|}, & |d_{A,i}| \leq \gamma_i \\ 0, & |d_{A,i}| > \gamma_i \end{cases} \quad (8)$$

式中： $\varphi_i$ 为突发障碍  $A$  对主车  $i$  的排斥强度，N； $\gamma_i$ 为受突发障碍  $A$  排斥力的作用范围，m； $d_{A,i}$ 表示突发障碍  $A$  指向主车  $i$  的矢量，大小为两车中心点间的距离，m。

3.3.4 车道线对车辆的规则力

为避免驶出车道，车辆在行驶的过程中，会与周围车道线保持一定距离，当车辆越接近车道线时，受到来自车道线的规则约束越明显，图7为主车  $i$  受规则力示意图，可将主车  $i$  在行驶过程中受到车道线的规则力进行数学描述，如式(9)所示：

$$F_{M \rightarrow i} = C_M \left| \frac{S}{2} - y_i \right| f \quad (9)$$

式中： $C_M$ 为规则力修正系数； $S$ 为车道宽，m； $y_i$ 为主车  $i$  中心与车道线的距离，m； $f$ 为车道线的规则力，向左换道切入阶段方向为  $(0, -1)$ ，向右换道切入阶段方向为  $(0, 1)$ 。

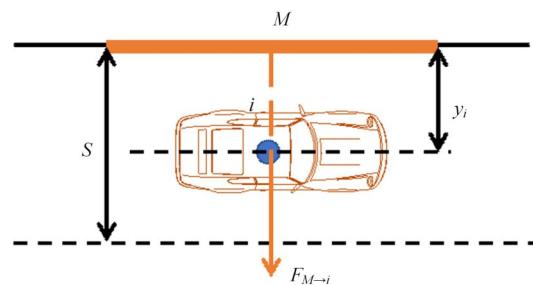


图7 车辆受规则力示意图

Fig. 7 Regular force diagram of ego car

## 4 模型与数据驱动的协同避障策略

### 4.1 车辆协同避障策略

本文模型与数据驱动的车辆协同避障策略为:

(1) 基于上述车辆协同避障模型,动态输入  $t$  时刻主车  $i$  及周围车辆的微观数据以及相关环境信息,可由该模型仿真出主车  $i$  的运动参数。

(2) 以目标函数的形式将仿真的运动参数与实测的主车  $i$  微观数据进行比较,并计算与模型参数有关的误差指标。

(3) 通过算法求解使误差指标最小的模型参数,得到适应于主车  $i$  当前状态的模型参数。

(4) 根据误差指标最小的主车  $i$  运动状态参数,结合车辆运动学模型仿真出  $t+1$  时刻的车辆运动参数。

(5) 以此重复步骤(1)~(4),直至车辆换道至目标车道,输出车辆换道执行过程中的位置、速度等状态参数,实现车辆的跟踪控制,仿真计算伪代码如图 8 所示。其中,目标函数以模型产生的车辆运动参数数据与实测车辆微观数据误差最小为目标,以曼哈顿距离(Manhattan distance)为误差指标,各个参数的取值范围为约束条件,利用优化算法进行求解。由于遗传算法是一种模拟生物进化过程的全局随机搜索方法,通过对“染色体”群的不断“优胜劣汰”,得到最终“适应环境”的个体,从而得到模型参数的全局最优解,具有鲁棒性强、不易陷入局部最优等优点<sup>[17]</sup>,本文采用遗传算法求解目标函数。由此得到的非线性规划的形式如式(10)所示:

$$\min Z = \sum_{k=1}^N |S_{1k} - S_{2k}| \quad (10)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} g_{\omega}(\text{param}) = 0, \omega = 1, 2, \dots, \omega_g \\ h_{\tau}(\text{param}) \geq 0, \tau = 1, 2, \dots, \tau_h \end{cases}$$

式中:  $Z$  为目标函数值,表现为模型输出的数据  $S_{1k}$  与实测车辆微观数据  $S_{2k}$  的曼哈顿距离值;  $k$  为数据序列数;  $N$  为序列总数;  $g_{\omega}(\text{param})$  为线性约束;  $h_{\tau}(\text{param})$  为非线性约束;  $\omega_g$  为  $\tau_h$  线性和非线性约束的数量。

设置目标函数后,需根据实际交通特性,进一步设定模型参数约束条件。根据车辆在突发障碍下的协同换道特性,对模型参数设定如下:

模型与数据驱动的车辆协同避障策略	
	%% 数据导入
1	Input:d,v,a,n,m,R等车辆运动语义信息
	%% 机理模型输入
2	In:CLAM
3	M=(m*(1+R))/T;
4	a=( $\alpha * v_0 * (\beta * v_{ic}) * u_a - V_i$ )/t +(( $\chi * \exp(\delta / \text{norm}(d_2))$ ))*( $d_2 / \text{norm}(d_2)$ ))/M...;
5	Procedure GA
6	Set
7	objfun=@(x)z( $\alpha, \beta, \chi, \delta, \epsilon, \Phi, \varphi, \gamma$ );
8	n=[];
9	A_ga=[];
10	b=[];
11	$\Delta \text{eq}=[]$ ;
12	beq=[];
13	lb=[-inf -inf 0 0 0 0 0];
14	ub=[inf inf inf 100 inf 100 inf 100];
15	confun=[];
16	opts=[];
17	Begin.
18	T=0;
19	Initialize p(t);/p(t)表示t代种群
20	Evaluate p(t);/评估第t代种群
21	While not finished do
22	Begin
23	T=t+1;
24	Select p(t) from p(t-1);/从上代种群选择较优秀的个体到下代子群
25	Reproduce pairs in p(t);
26	Evaluate p(t);
27	End
28	End
29	Min( $\alpha_r, \alpha_{s1}$ ,cityblock)
30	End
	%% 运动参数更新
31	$\alpha_s = (\alpha * v_0 * (\beta * v_{ic}) * u_a - V_i)$ +(( $\chi * \exp(\delta / \text{norm}(d_2))$ ))*( $d_2 / \text{norm}(d_2)$ ))/M
32	coordinate_x=coordinate_x/10+V_i(1.1)*t;
33	coordinate_y=coordinate_y/10+V_i(1.2)*t;
34	Output x,y,v_x,v_y, $\alpha_r, \alpha_{s1}$

图 8 模型与数据驱动的车辆协同避障策略伪代码

Fig. 8 Pseudocode of CLAM-OA strategy

(1) 排斥强度。相同条件下,主车  $i$  对突发事件区域空间实体的排斥强度大于周围的车辆,即  $\varphi > \chi > 0; \varphi > \epsilon > 0$ 。

(2) 排斥力作用范围。本文选取的研究场景为城市快速路多车道交织区,车流密度大,车辆行驶缓慢,当车辆间的距离超过 100 m 时,彼此之间几乎没有影响<sup>[18]</sup>,故考虑排斥力的作用范围为  $[0, 100 \text{ m}]$ 。

### 4.2 车辆协同避障策略测试

为测试 CLAM-OA 策略的可行性、有效性,基于上述设置,动态输入第 2 节所述实测数据,进行 CLAM-OA 策略的动态仿真迭代。测试过程

中,CLAM模型的部分随机参数优选结果如表1、表2所示,可以看出:

- (1) CLAM模型参数的变化范围小。
- (2) 期望速度修正系数 $\alpha$ 和从众系数 $\beta$ 综合表现符合自驱动力的方向分布。
- (3) 对突发障碍A的排斥强度大于对后车的

排斥强度、大于对目标车道前后车辆的排斥强度,且均大于0。

- (4) 各排斥力的作用范围均小于100 m。
- 各参数分布情况均符合预期,说明遗传算法适用于衔接CLAM模型和实测数据,本文模型与数据驱动的换道控制策略可行、有效。

表1 换道切出模型的参数分布情况

Table 1 Parameter distribution of lane changing cut-out model

参数	参数描述	参数范围	平均值	标准差	5%分位数	50%分位数	95%分位数
$\alpha$	期望速度修正系数	[-9.454, 3.222]	0.075	1.492	-1.423	0.058	1.740
$\beta$	从众系数	[-5.360, 11.659]	0.304	2.027	-2.160	0.094	2.557
$\chi$	对后车的排斥强度	[0.003, 20.488]	2.217	3.721	0.017	0.779	9.008
$\delta$	对后车排斥力的作用范围	[0.172, 45.075]	10.172	11.040	0.443	6.388	34.053
$\epsilon$	对目标车道前后车辆的排斥强度	[0, 11.963]	0.630	2.065	0.001	0.013	3.416
$\phi$	受目标车道车辆排斥力的作用范围	[0.046, 49.396]	6.213	9.588	0.156	2.019	22.486
$\varphi$	对突发障碍的排斥强度	[0.183, 42.610]	11.970	11.994	0.716	6.343	40.965
$\gamma$	受突发障碍排斥力的作用范围	[0.218, 53.127]	9.120	9.934	0.446	6.578	24.613

表2 换道切入模型的参数分布情况

Table 2 Parameter distribution of lane changing cut-in model

参数	参数描述	参数范围	平均值	标准差	5%分位数	50%分位数	95%分位数
$\alpha$	期望速度修正系数	[-1.962, 6.380]	0.088	1.181	-1.563	0.010	1.517
$\beta$	从众系数	[-8.203, 10.036]	-0.250	2.004	-5.681	0.049	1.487
$\epsilon$	对目标车道前后车辆的排斥强度	[-15.487, 162.008]	2.814	10.754	-10.801	1.747	22.364
$\phi$	受目标车道车辆排斥力的作用范围	[0, 65.982]	19.429	9.904	1.382	19.023	32.346
$C_L$	规则力修正系数	[0, 14.940]	1.928	2.847	0.092	1.076	9.232
$f$	车道线的规则力	[0, 8.832]	0.921	1.510	0.016	0.350	3.562

## 5 性能验证

### 5.1 对比验证

为验证CLAM-OA策略对突发事件场景的适应性以及在周围车辆随机不确定运行下的多车辆目标协同优化效果,利用第2节所述静态场景信息和车辆微观数据构建仿真环境,将CLAM-OA策略与长短时记忆(LSTM)换道预测模型分别置于同一仿真环境中,对比不同模型性能表现。图9为CLAM-OA策略与LSTM换道预测模型在换道过程中的表现,可以看出:

(1) CLAM-OA策略在整个换道执行过程中的输出结果都与实测数据基本吻合,CLAM-OA策略输出能够保证车辆安全避开前方突发障碍物。

(2) 基于历史轨迹数据的LSTM预测模型输出在开始阶段与实测数据接近,而后期面对突发事件时,基于历史轨迹数据的LSTM预测模型仍在缓慢变化,未能安全避开前方突发障碍物,不适

用突发事件下车辆安全换道行为的预测。为进一步说明CLAM-OA策略相比LSTM换道预测模型性能的提升,表3从均方误差(Mean squared error, MSE)、均方根误差(Root mean squared error, RMSE)、平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)、均方根百分比偏差(Root mean square percentage errors, RMSPE)4个方面对模型输出结果进行量化评价。从表3中可以看出,CLAM-OA策略输出的结果误差小,更接近实测数据,表明本文所提出的策略较优。

### 5.2 不同时域数据集验证

为验证CLAM-OA策略的鲁棒性,本文还选取了突发障碍环境不同时域下的车辆换道数据进行对比实验,并采用平均位移误差(Average displacement error, ADE)和最终位移误差(Final displacement error, FDE)来评价轨迹预测效果,ADE和FDE公式表达如式(11)(12)所示:

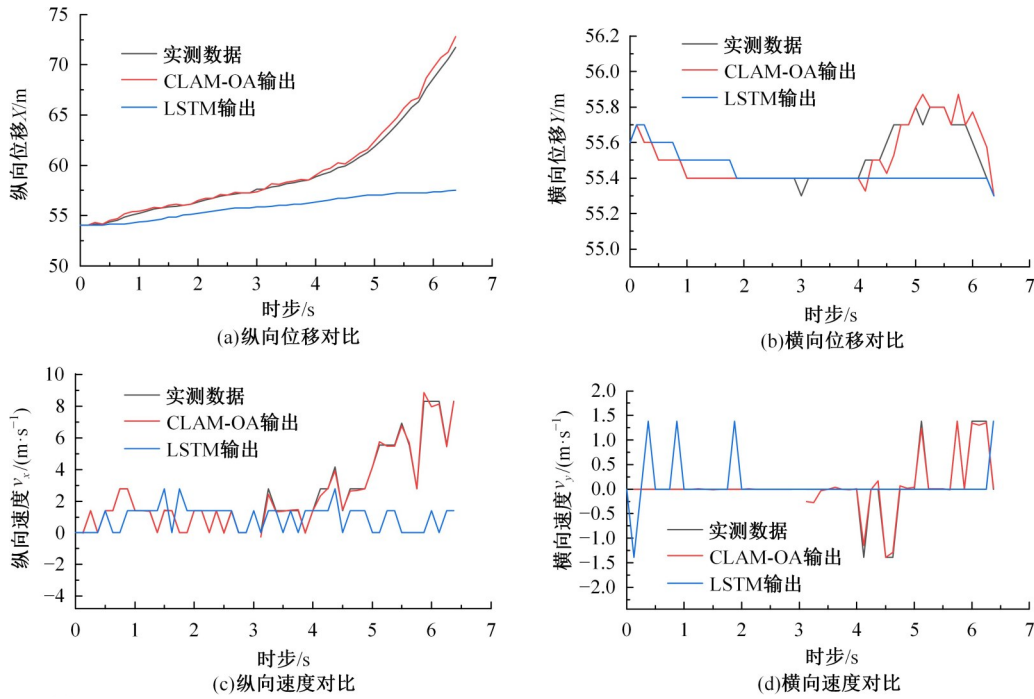


图 9 CLAM-OA 策略与 LSTM 换道预测模型换道中的表现

Fig. 9 Performance of CLAM-OA strategy and LSTM on lane change dataset

表 3 CLAM-OA 策略与 LSTM 换道预测模型量化评价

Table 3 Quantitative evaluation of CLAM-OA and LSTM performance

指标	CLAM-OA				LSTM			
	纵向位移 $x$	横向位移 $y$	纵向速度 $v_x$	横向速度 $v_y$	纵向位移 $x$	横向位移 $y$	纵向速度 $v_x$	横向速度 $v_y$
MSE	0.187	0.051	0.020	0.005	24.102	0.029	9.149	0.480
RMSE	0.432	0.226	0.140	0.074	4.909	0.170	3.025	0.693
MAE	0.309	0.058	0.071	0.032	3.327	0.110	1.971	0.346
RMSPE	0.007	0.004	0.041	0.135	0.083	0.003	0.879	1.275

$$ADE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(x_k - \hat{x}_k)^2 + (y_k - \hat{y}_k)^2} \quad (11)$$

$$FDE = \sqrt{(x_e - \hat{x}_e)^2 + (y_e - \hat{y}_e)^2} \quad (12)$$

式中:  $N$  为样本总量;  $x_k, y_k$  分别为纵向坐标和横向坐标的真实值;  $\hat{x}_k, \hat{y}_k$  为纵向坐标和横向坐标的预测值; 下标  $e$  代表最终预测位置。

模型验证结果见表 4, 可以看出 CLAM-OA 策略在不同时域输出的误差均较小; 为方便在同一图中表达 LSTM 和 CLAM-OA 策略的位移误差, 将其取 10 为底的对数, 即 lg 位移误差, 从图 10

表 4 不同时域模型评价

Table 4 Evaluation of different time-domain models

时域/s	CLAM-OA		LSTM	
	ADE/m	FDE/m	ADE/m	FDE/m
1	0.232	0.714	0.216	2.145
2	0.353	1.053	1.444	8.173
3	0.510	1.212	3.799	18.286

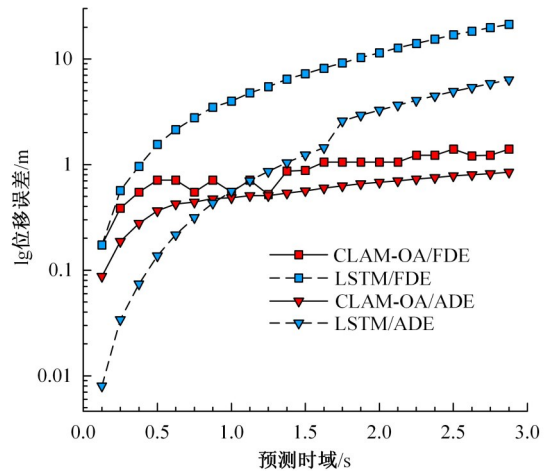


图 10 模型不同预测时域位移误差对比

Fig. 10 Comparison of displacement error in different time domain

中可以看出模型在不同时域的预测性能, 随着时域的增加, 模型的预测误差均随之增加, CLAM-OA 策略输出结果相对稳定, 误差较小; 而 LSTM

模型的预测结果变化幅度较大。

### 5.3 CLAM 模型性能分析

为验证本文 CLAM 模型的性能,采用逐一增加关键目标的方法对模型的敏感性进行测试,在主车周围逐一增加影响其换道的关键目标车辆,模拟真实环境下车辆受周围多车影响的换道场景,根据 CLAM 模型输出结果进行性能评判。

如图 11 所示,以主车为参考,逐一增加影响主车换道的关键目标,选取实测换道过程中某关键帧的实测车辆位置数据作为输入。根据本文

CLAM 模型,将车与关键目标之间的交互影响关系描述为力的关系,通过本文模型输出主车与周围物体受力情况和最终合力表现,用 3.3.1 节所述方法计算主车等效质量,获得主车最终加速度,从图 11(a)、图 11(b)中可以看出,随着影响主车换道的关键目标的增加,车辆所受社会力越来越多,主车的合力随之变化,变化关系符合车辆运动规律,说明 CLAM 模型能够随着周围影响输出符合车辆运动规律的运动参数,能够有效描述车车交互关系。

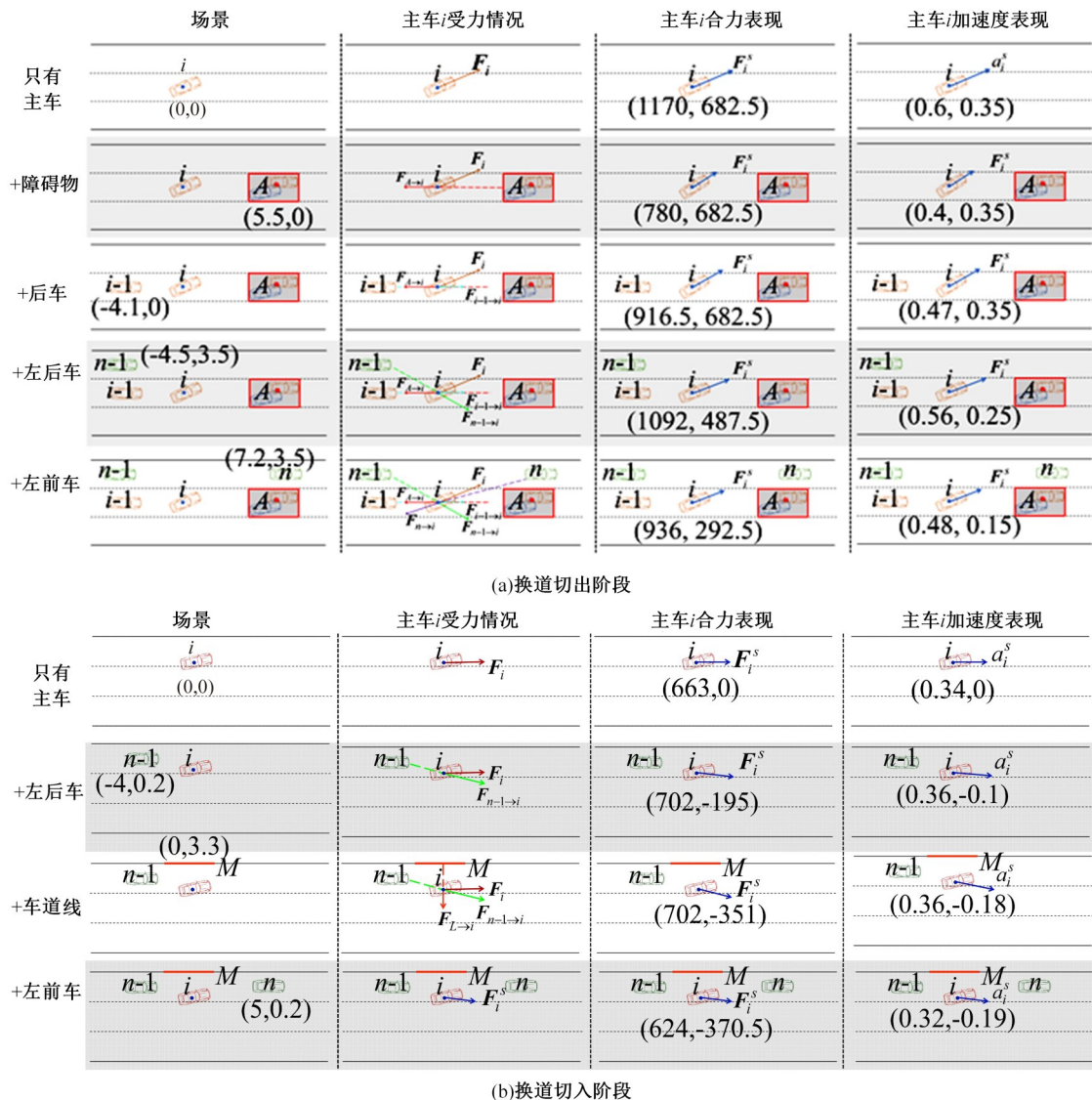


图 11 换道过程中不同场景车辆受力示意

Fig. 11 Social force diagram of ego car during different lane change scenarios

## 6 结论

(1) 本文基于突发事件下的多车信息,根据突发事件复杂交通环境车辆个体换道过程中与周

围车辆交互的关系,充分考虑换道不同阶段中的关键目标、车辆类型、驾驶风格,建立了突发事件下的换道避障 CLAM 模型,验证结果表明,CLAM 模型能够有效表达车辆在换道不同阶段

与周围车辆的交互关系。

(2) 利用机理模型和车辆的微观轨迹数据进行混合驱动,提出 CLAM-OA 策略,与纯数据驱动的 LSTM 换道预测模型相比,更适用于突发事件等不确定性事件所造成的突发障碍下的车辆安全换道避障。

(3) CLAM-OA 策略中的 CLAM 机理模型保障车辆的运动变化符合实际交通运行状况,数据驱动保障模型输出结果稳定地逼近目标解,实现了车辆换道避障可靠性和控制精度的有效改进。

#### 参考文献:

- [1] Wang Z, Shi X W, Zhao X M, et al. Modeling decentralized mandatory lane change for connected and autonomous vehicles: an analytical method[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 133: No. 103441.
- [2] Aradi S. Survey of deep reinforcement learning for motion planning of autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(2): 740-759.
- [3] Liu Q X, Xu S H, Lu C, et al. Early recognition of driving intention for lane change based on Recurrent Hidden Semi-Markov model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10545-10557.
- [4] Wang H, Lu B, Li J, et al. Risk assessment and mitigation in local path planning for autonomous vehicles with LSTM based predictive model[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 19(4): 2738-2749.
- [5] Wang J J, Li Y L, Gao R X, et al. Hybrid physics-based and data-driven models for smart manufacturing: modelling, simulation, and explainability[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 63: 381-391.
- [6] 来飞, 叶心. 汽车高速行驶时自动紧急转向避障的前馈与反馈跟踪控制的研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(10): 1404-1411.  
Lai Fei, Ye Xin. Research on feedforward and feedback tracking control for automatic emergency steering collision avoidance in vehicle high-speed driving[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(10): 1404-1411.
- [7] 王国栋, 刘立, 孟宇, 等. 一体式车辆避障轨迹规划与跟踪控制[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(2): 127-136, 162.  
Wang Guo-dong, Liu Li, Meng Yu, et al. Integrated control of trajectory planning and tracking for vehicle collision avoidance[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(2): 127-136, 162.
- [8] 彭涛, 苏丽俐, 关志伟, 等. 高速公路弯道路段车辆紧急避障安全换道模型[J]. 汽车工程, 2019, 41(9): 1013-1020.  
Peng Tao, Su Li-li, Guan Zhi-wei, et al. A safe lane change model for vehicle emergent collision avoidance on curved section of highway[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(9): 1013-1020.
- [9] 韩月起, 张凯, 宾洋, 等. 基于凸近似的避障原理及无人驾驶车辆路径规划模型预测算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(1): 153-167.  
Han Yue-qi, Zhang Kai, Bin Yang, et al. Convex approximation based a avoidance theory and path planning MPC for driver-less vehicles[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(1): 153-167.
- [10] He X K, Liu Y L, Lyu C, et al. Emergency steering control of autonomous vehicle for collision avoidance and stabilisation[J]. Vehicle System Dynamics, 2019, 57(8): 1163-1187.
- [11] Lee K, Kum D. Collision avoidance/mitigation system: motion planning of autonomous vehicle via predictive occupancy map[J]. IEEE Access, 2019, 7: 52846-52857.
- [12] 郭景华, 何智飞, 罗禹贡, 等. 人机混驾环境下基于深度学习的车辆切入轨迹预测[J]. 汽车工程, 2022, 44(2): 153-160, 214.  
Guo Jing-hua, He Zhi-fei, Luo Yu-gong, et al. Vehicle cut-in trajectory prediction based on deep learning in a human-machine mixed driving environment[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(2): 153-160, 214.
- [13] 秦雅琴, 钱正富, 谢济铭, 等. 基于社会力的交织区突发瓶颈段协同换道决策模型[J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2022, 50(7): 66-75.  
Qin Ya-qin, Qian Zheng-fu, Xie Ji-ming, et al. Cooperative lane change decision-making model of bottleneck emergency section in weaving area based on social force[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(7): 66-75.
- [14] Yang D, Zhou X, Su G, et al. Model and simulation

- of the heterogeneous traffic flow of the urban signalized intersection with an island work zone[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(5): 1719-1727.
- [15] Yang X L, Yang X X, Li Y X, et al. Obstacle avoidance in the improved social force model based on ant colony optimization during pedestrian evacuation[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2021, 583: No. 126256.
- [16] Liu S, Wang X S, Hassanin O, et al. Calibration and evaluation of responsibility-sensitive safety (RSS) in automated vehicle performance during cut-in scenarios[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 125: No. 103037.
- [17] Katoch S, Chauhan S S, Kumar V. A review on genetic algorithm: past, present, and future[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(5): 8091-8126.
- [18] 谢济铭, 彭博, 秦雅琴. 基于换道概率分布的多车道交织区元胞自动机模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(3): 276-285.
- Xie Ji-ming, Peng Bo, Qin Ya-qin. Cellular automata model of multi-lane weaving area based on lane-changing probability distribution[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(3): 276-285.