

# 无保护左转场景下冲突车辆意图识别与一致性分析

周东浩, 杭 鹏, 孙 剑

(同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804)

**摘要:** 探究无保护左转场景下人类驾驶员意图的一致性方向和演化过程, 以加快自动驾驶汽车在与人类驾驶汽车交互时双方意图一致性的达成。首先, 基于中国上海仙霞剑河交叉口(XXJH)数据集和德国 inD 数据集, 提取出无保护左转场景的实证轨迹。然后, 基于同理心原则, 提出合作加速度指标表征实时意图倾向, 并利用支持向量机构建合作加速度、到达冲突点时间( $T$ )和单边预期一致性方向的函数关系。接着, 为探究双边预期一致性方向及其变化过程, 将上述函数映射到左转车和对向直行车到达冲突点时间(即  $T_1$  和  $T_s$ )组成的坐标空间上, 提出了决策时间域图的分析方法。在实际数据中挖掘人类驾驶员意图演化过程, 得到预期意图冲突区域(即左转场景的“两难区”), 在 inD 数据中两难区位于直线  $T_s = T_1$  上方, 而在 XXJH 数据中预期冲突区分布整体位于此直线附近, 从意图决策和演化的角度说明了 inD 数据中直行车具有更高的通行优先权, 而 XXJH 数据中左转和对向直行车均认为双方通行优先权是相当的; 挖掘了意图一致达成的置信区域, 当交互状态位于在某一方到达冲突点时间小于 2 s 的区域, 趋同比例平均为 95% 以上, 可视为意图收敛区域。最后, 讨论了将意图识别与一致性演化结果作为先验知识应用到自动驾驶汽车的交互策略, 实现预期协同决策规划。

**关键词:** 自动驾驶汽车; 人机混驾环境; 冲突交互; 意图一致性; 决策时域图

中图分类号: U491.2

文献标志码: A

## Recognizing Intentions of Conflicting Vehicles and Analyzing of Intention Consistency in Unprotected Left-Turn Scenarios

ZHOU Donghao, HANG Peng, SUN Jian

(Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** Unprotected turns account for efficiency loss and even accidents for autonomous vehicles at

intersections. Exploring the consistency direction and evolution process of human driver intentions in this scenario can expedite the achievement of mutual intention consistency between autonomous and human-driven vehicles, thereby enhancing safety and efficiency. This paper aims to explore the orientation of intention consistency and evolution of human driver intentions in unprotected left-turns to accelerate the mutual intention consistency between autonomous and human-driven vehicles. First, based on the XXJH dataset from the Xianxiajian Intersection in Shanghai, China, and the inD dataset from Germany, empirical trajectories of unprotected left-turn scenarios were extracted. Then, based on the principle of empathy, an indicator named cooperative acceleration was proposed to represent real-time intent inclination. The relationship between cooperative acceleration, time to conflict point ( $T$ ), and unilaterally expected consistency direction was modeled using support vector machines. Furthermore, to explore the bilateral expected consistency orientation and its variation process, the aforementioned functions were mapped onto a coordinate space composed of the time to conflict point for left-turning vehicle and the opposite straight-going vehicles (i. e.,  $T_1$  and  $T_s$ ). An analysis method called time-domain-based decision diagram was proposed. By mining the evolution process of human driver intentions in empirical data, the conflicting region of expected intentions (referred to as the “dilemma zone” in left-turn scenarios) was identified. In the inD dataset, the dilemma zone was located above the line  $T_s = T_1$ , while in the XXJH dataset, the overall distribution of the expected conflict zone was near this line. It indicated from the perspective of intent decision and evolution that straight-going traffic had higher priority in the inD dataset, while in the XXJH dataset, both left-turn and opposing straight-going traffic considered their priority to

收稿日期: 2023-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(52125208, 52232015); 中央高校学科交叉重点项目(2022-5-ZD-02)

第一作者: 周东浩, 工学博士, 主要研究方向为协同自动驾驶。E-mail: zhoudonghao@tongji.edu.cn

通信作者: 孙 剑, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为交通流理论、交通仿真、智能交通、自动驾驶与车路协同。E-mail: sunjian@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

be roughly equal. The confidence time domain for consistency were mined, i.e., the interaction state was in an area where the time to conflicting point was less than 2s and the convergence ratio was on average above 95%. Finally, this paper treated the results of intention recognition and consistency evolution as a priori knowledge to the interaction strategy of autonomous vehicles and discussed the intended cooperative decision and planning.

**Keywords:** autonomous vehicles; mixed traffic flow environments; conflicting interaction; intention consistency; time-domain-based decision diagram

车辆在无专用信号保护的交叉口完成左转弯行为是最具挑战性的驾驶任务之一,其核心原因是车辆在执行左转时与对向直行车辆存在冲突交互。虽然有明确的交通规则要求左转车辆让行直行车辆,但现实中广泛观察到大量的直行车让出优先权的现象,既存在左转车强行穿越导致的被动让行的情况,也存在大量的直行车主动让行的情况,这些现象统称为有限优先权问题,已引起学术界的广泛兴趣<sup>[1-2]</sup>。过往的报道和研究指出,自动驾驶汽车并不能很好地应对有限优先权问题,冲突双方意图不明确导致了自动驾驶汽车的过分保守行为<sup>[3-4]</sup>,其违反大众认知的让行行为不仅降低了交叉口的通行效率<sup>[5]</sup>,也引发了其他驾驶员的路怒行为<sup>[6]</sup>,甚至造成事故<sup>[7]</sup>。与自动驾驶汽车相比,人类驾驶汽车在面对同样场景时,意图更符合大众认知,更容易达成意图的一致<sup>[8]</sup>。因此一个核心问题是人类驾驶汽车冲突双方如何在无互联通信、无意图共享的情况下,“默契”地实现意图上的一致,即如何有效应对有限优先权问题?

过往的研究采取了2种思路以探究该问题。一是基于行为建模,从实证数据出发,挖掘对双方决策产生影响的因素<sup>[9]</sup>,建立决策模型以复现实际先后行关系甚至是运动轨迹,典型的为基于规则的方法。二是交互过程建模,典型方法为博弈论模型<sup>[10]</sup>,通过对双方效益函数的构建,衡量交互双方的不同选择下的效益,用参与者追求效益最大化的过程来描述交互决策过程。

上述方法的落脚点通常是对策略、动作的准确预测和复现,但仍存在两大问题需要解决。一方面,驾驶员的意图并不是一个瞬时的行为,而是一个根据双方动作信息实时调整最终趋同的过程。另一方

面,现有研究通常只考虑单边的意图决策行为,并未同时从双边考虑意图一致性演化情况,因此无法解释双方如何在无直接信息沟通的条件下达成意图一致。

分析双边意图的趋同过程存在2个难点。第一,如何根据当前状态估计预期意图收敛方向。预期意图收敛方向既要考虑双方运动状态,也要考虑双方对不同意图的接受度。第二,如何在双方动作强相关条件下,从双边角度耦合分析双方意图的一致性。需要在分析己方意图变化时同步考虑对另一方造成的影响,探究双方意图如何在相互影响下趋为一致的机制。

考虑到上述问题,基于中国和德国的实际轨迹数据,提出冲突车辆意图识别与一致性建模分析方法,挖掘并探讨意图一致性演化过程及其对自动驾驶规划决策算法研究的启示。本文进行如下研究:①基于同理心原则,提出合作加速度这一考虑对方感受而决定意图倾向的指标,并挖掘了实时意图倾向和预期意图收敛方向的相互关系;②提出决策时域图的分析挖掘方法,图形化地耦合双边期望意图收敛方向,以观测双边预期意图的一致性变化过程,挖掘整体意图一致性达成比例在时域上的分布,分析不同数据集和不同车型下的典型案例以阐述双方的演化过程;③讨论将历史人类驾驶员意图变化经验作为先验知识应用到自动驾驶汽车的规划决策中,提出预期协同运动规划策略。

## 1 文献综述

基于研究出发点的不同,现有对人类交互行为的解析大致分为2条路线:基于行为分析和基于交互过程解析。

基于行为分析研究通常是从实证数据出发,挖掘对双方决策产生影响的因素。Chan<sup>[11]</sup>收集了美国4个交叉口的轨迹数据,分析了无保护左转场景车辆驾驶行为,研究发现大部分左转车会让行,少部分左转车会先行,且左转车先行是由其激进行为导致的。马万经等<sup>[12]</sup>调查了上海市不同区域、不同类型的交叉口轨迹,分析了接受间隙和拒绝间隙的分布特征。以上研究说明了有限优先权现象广泛存在,但研究并未回答为何双方的意图会收敛到一致。

为了更好地回答这一问题,现有研究提出行为建模的思路:对穿越行为的决策进行建模,以复现实际先后行关系。其中最经典的基于规则的方法之一

为可接受间隙理论(gap-acceptance theory)<sup>[13]</sup>,低优先级车流的驾驶员根据高优先级车流的车间时距大小,评估穿越的风险和效益决定是否穿越。Pollatschek 等<sup>[14]</sup>将个性化指标引入这一理论,用以描述异质性人群的穿越行为。Bunker 等<sup>[13]</sup>提出了有限优先权可接受间隙,改进主线车流的分布以更容易出现大的车间距,方便低优先级车辆通过。李逸昕等<sup>[15]</sup>通过预期冲突双方的到达碰撞时间判断通行条件确定是否穿越。然而,这些方法并没有正确复现优先权共享的过程<sup>[16]</sup>,这是由于交互双方的动作存在强相互依赖关系,本车此刻的意图会影响对方的未来意图和动作。

为了拟合强依赖关系,行为建模研究提出了基于统计学的方法,可分为:基于分类器的方法、基于深度学习的方法和基于概率模型的方法。基于分类器的方法包括:多层 Logistic 回归<sup>[17]</sup>、决策树<sup>[18]</sup>、随机森林(RFs)<sup>[19]</sup>,基于深度学习适用于时序数据的方法包括:基于循环神经网络(RNN)<sup>[20]</sup>、LSTM 神经网络<sup>[21]</sup>等。基于概率模型的方法包括:隐马尔科夫模型(HMMs)<sup>[22]</sup>、贝叶斯网络(BNs)<sup>[23]</sup>等。这一思路的本质是调整模型的参数以最大化拟合历史数据的分布,以统计的形式描述双方运动参数的依赖关系,优势是预测精度高,但是模型通常以双方瞬时或历史片段的运动参数作为输入,并不会考虑不同未来潜在动作间的相互依赖关系及其对当前意图的影响。

在基于交互过程建模的研究中,博弈论是经典的方法之一。与前 2 种方法相比,博弈论能直接衡量双方的收益和收益驱动的意图动作选择,对交互策略能有更清晰明了的解释。Rahmati 等<sup>[10]</sup>构造了由左转车和对向直行车组成的主从博弈模型,效益矩阵考虑了避撞加速度、舒适加速度 2 个系数项和 1 个偏差常数项,标定并验证了该模型能有效描述此场景下的交互策略。Schwartzing 等<sup>[24]</sup>也使用博弈论对交互双方的行为建模,并在车辆的效益函数中引入了社会价值倾向,更好预测行为意图。

在以上方法中,基于行为建模的研究的落脚点通常在对策略、动作的预测或复现,并未从机理层面解释行为产生的原因,此类方法通常只考虑单边的意图决策行为,并未讨论双边意图的一致性。基于博弈论的方法试图构建驾驶人内心世界的效益函数来驱动驾驶行为,但博弈论存在较强的假设条件即理性人假设,且连续行为下的博弈模型难以标定,因此对动态行为的挖掘不够真实。本文期望从实证数

据出发,不仅挖掘一致性方向的相关影响参数,更进一步在单边意图决策的基础上探究双方意图如何实时演化、最终达成双边的一致。

## 2 问题描述

本车的实时意图 $I_i(t)$ 定义为对本车对交互双方驾驶意图的期望,为

$$I_i = \begin{cases} 0, & \text{本车让行} \\ 1, & \text{本车先行} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $i$ 表示车辆类型, $i \in \{l, s\}$ , $l$ 表示无保护左转车, $s$ 表示直行车。考虑到交互意图无法直接测量,且实时动态变化,通过可观测的车辆运动状态可实时估计意图,即

$$I_i(t) = g(S_l(t), S_s(t)) \quad (2)$$

式中: $S_l(t)$ 、 $S_s(t)$ 分别为左转车与直行车运动状态; $g$ 为车辆状态和预期意图的映射关系。由于 $I_l(t)$ 与 $I_s(t)$ 不存在直接的信息沟通,这就带来了意图冲突和意图一致性收敛的问题。定义双边当前预期意图的一致性随时间变化为

$$C(t) = I_l(t) \odot I_s(t) \quad (3)$$

式中: $\odot$ 为同或运算符。 $C(t) = 1$ 表示当前预期双方意图一致,如图 1 所示。

尽管初始时段的 $C(t)$ 可能指示为冲突,也可能在冲突和一致间波动,但最终总能收敛到一致。因此智能汽车学习人类如何应对有限优先权问题的关键在于分析变化和收敛过程。本文将这一目标分为 4 个子任务依次解决,首先基于实际数据提取交互轨迹(第 3 节),然后提出意图倾向的表征指标并学习单边预期意图收敛方向的规则 $g$ (第 4 节),接着从双边角度分析 $C(t)$ 的变化和收敛的过程(第 5 节),最后探索如何将上述人类驾驶员意图变化经验应用到自动驾驶汽车的规划决策中(第 6 节)。

## 3 数据来源和轨迹提取

采用中国、德国 2 个国家的驾驶数据进行分析。中国场景采用团队自主采集提取的上海仙霞剑河交叉口数据集(XXJH 数据集)<sup>[25]</sup>,德国场景使用亚琛工业大学采集并开源的无人机采数据集(intersection Drone Dataset, inD 数据集)。

### 3.1 XXJH 数据集

上海仙霞路—剑河路作为典型的两相位交叉口

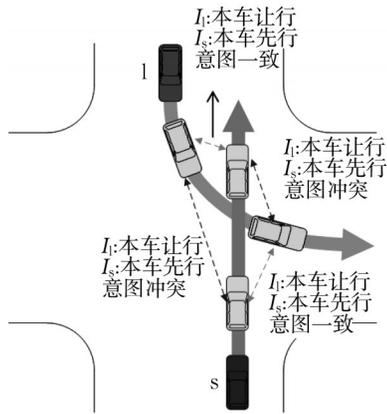


图1 有限优先权引发的意图一致性问题

Fig. 1 Intentional consistency issue caused by limited priority

被选为研究对象。数据采集通过录像(分辨率1 080P)记录交通参与者的运动的过程,结合高精度视频处理工具George提取交通参与者的运动参数。考虑到摄像透视关系的影响,对视频中像素点的实际坐标进行了标定。在轨迹提取过程中,以车头中间点作为车辆坐标点,以0.12 s为时间间隔提取各车轨迹点。视频记录了该交叉口16:00—17:40的交通流运行情况。在数据观测时段共采集左转车轨迹210条、对向直行机动车轨迹801条,如图2所示。

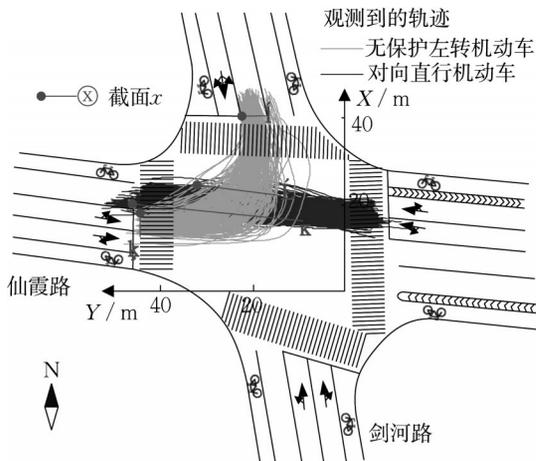


图2 仙霞路-剑河路交叉口车辆轨迹提取

Fig. 2 Extracted motion vehicle trajectories at Xianxia-Jianhe Intersection

### 3.2 inD数据集

inD数据集<sup>[26]</sup>是从2017年至2019年在德国亚琛无人机拍摄的轨迹数据集。利用无人机在4个无信号交叉口录制视频,记录的持续时间约为20 min,视频分辨率为4K(4 096像素×2 160像素),数据频率

为25 Hz。通过贝叶斯平滑和运动学公式对视频中车辆位置做后处理,使其误差控制在像素级,最后将各对象在图片中的坐标转换为实际坐标。收集到13 599名道路使用者的轨迹,其中包括8 233辆汽车、卡车和公交汽车。

消解冲突避免碰撞的主要方式是在时间上错开,依次通过冲突点。根据双方距冲突点的时距差 $\Delta T$ 提取冲突轨迹,其中距冲突点的时距为 $T$ 。

$$T = \frac{d}{v} \quad (4)$$

式中: $d$ 为车头最前点沿路径方向至冲突点的距离; $v$ 为车辆当前速度。冲突指双方自进入交叉口至一方到达冲突点的过程中,存在某一时刻双方到达冲突点的时距差小于可接受时距差,此时,交互双方若仍保持当前速度不变则会发生碰撞。根据如上定义,交互轨迹提取标准为:满足左转与对向直行到达冲突点时间之差 $\Delta T$ 小于3 s的双方轨迹。

## 4 意图识别和预期收敛方向挖掘

在车辆在交互时,会实时意图决策以表达一致性方向的预期,同样实时意图也会影响最终收敛方向,本节从交互单边的视角出发,探讨从当前双方状态到当前意图倾向,再到意图收敛方向间的关系。

### 4.1 基于合作加速度的实时意图倾向

仅根据双方历史状态估计交互对象的意图,易忽略本车后续动作对交互对象意图的影响。本文从同理心出发,量化交互对象对不同潜在意图的接收程度,确定交互对象的意图倾向。

同理心是通过预想他人反应以避免对他人带来负面影响,被广泛认为是亲社会行为的驱动因素<sup>[27-29]</sup>。基于同理心原则,提出合作加速度以反映实时意图倾向,其内涵为:本车做意图决策时,会换位思考不同意图给对方带来的影响,以及这种影响是否超过了对方的接受范围,从而预期双方的意图倾向。

具体地看,合作加速度定义为交互车辆恰好避免与本车碰撞所需采取的最小加速度,计算公式为

$$a_{c,int} = \frac{2(d_{int} - v_{int}T_{self})}{T_{self}^2} \quad (5)$$

$$d_{int} = v_{int}T_{int} \quad (6)$$

式中: $a_{c,int}$ 为交互车辆的合作加速度; $d_{int}$ 为交互车辆当前车头位置至冲突点的距离,其中下标int表示交互对象; $v_{int}$ 为交互车辆当前的速度;

$T_{\text{self}}$  为本车到达冲突点时间,其中 self 表示本车。合作加速度存在如下性质:

**性质1** 合作加速度的大小可以表征意图倾向的强烈程度。

当交互车合作加速度  $a_{c,\text{int}} > 0$  且值很大时,意味着交互车必须急加速才能实现与本车同时到达冲突点,此时出于驾驶平顺性考虑,交互车会更强烈地倾向于让行本车。相反,当合作加速度  $a_{c,\text{int}} < 0$  且值很大时,交互车必须急剧减速才能刚好让行本车,因此交互车会更倾向于先行。

**性质2** 合作加速度的变化率与距冲突点的时距相关,越靠近冲突点,其变化率会越大,因此意图倾向越强烈。

当  $T_1 < T_s$  时,即预期左转车先行于直行车时,随着  $T_1$  逐渐趋近于零,直行车的合作加速度  $a_{cs}$  会陡然增加趋向无穷大,而左转车的合作加速度  $a_{cl}$  会趋向于  $-\frac{2v_1}{T_1}$ ; 而  $T_1 > T_s$  时,即左转车让行于直行车时,随着  $T_s$  逐渐趋近于零,左转车的合作加速度  $a_{cl}$  会陡然增加直至趋向无穷大,直行车的合作加速度  $a_{cs}$  会趋向于  $-\frac{2v_s}{T_s}$ 。

#### 4.2 预期意图收敛方向挖掘

合作加速度能表征当前意图倾向及其强烈程度,但当前意图倾向与预期意图收敛结果的定量关系尚不确定。根据合作加速度的性质,合作加速度分子可以判断意图倾向的方向,分母决定了意图倾向的大小和变化剧烈程度,因此选择交互对象的合作加速度的分子、分母两参数作为预测本车视角中预期意图收敛结果的因变量,为

$$\mathbf{X} = [T_{\text{self}}^2, x_{c,\text{int}}] \quad (7)$$

$$x_{c,\text{int}} = 2(d_{\text{int}} - v_{\text{int}} T_{\text{self}}) \quad (8)$$

式中:  $x_{c,\text{int}}$  为交互车以当前速度匀速行驶,在本车到达冲突点的时间  $T_{\text{self}}$  后距冲突点距离的2倍。将第3节中收集的每条冲突轨迹离散化为若干点,将每对点作为模型的输入,将从实际轨迹中得到的真实的先行让行情况作为模型的输出变量。

对于处理此二分类问题,支持向量机(SVM)具有适用小样本、鲁棒性高的优点,因此采用SVM方法构建从  $\mathbf{X}$  到  $I$  的函数映射关系  $f_{\text{SVM}}$ , 求解超平面使得各类样本点到超平面的距离平方和最远,以分隔不同点集。超平面形式为

$$\omega_1 T_{\text{self}}^2 + \omega_2 x_{c,\text{int}} + b = 0 \quad (9)$$

式中:  $\omega$  为超平面的系数,  $\omega = [\omega_1, \omega_2]$ 。基于实际数据训练此超平面,得到不同数据集下以不同交互方为主车视角下超平面的系数值如表1所示。

将式(9)的左边,即样本点距超平面的距离作为效益值输入 sigmoid 函数,求出二分类的概率  $P$  为

$$P = 1/(1 + e^{-d_v}) \quad (10)$$

$$d_v = \omega_1 T_{\text{self}}^2 + \omega_2 x_{c,\text{int}} + b \quad (11)$$

由于SVM以最小化所有样本点距超平面的距离作为分界面,可能造成部分超平面附近的样本点错检率大,即  $P$  的最优阈值并不一定为0.5。为了确定更优的阈值,在  $[0, 1]$  区间按0.05间隔取出21个值分别作为临界值,绘制了ROC(receiver operating characteristic)曲线,如图3所示,选择约登指数(真阳性率减假阳性率)最大的阈值作为补偿,左转决策概率临界值为0.35,直行决策概率临界值为0.70。将求得的临界值通过sigmoid的反函数返回对常数项  $b$  做补偿,求得补偿后的常数项  $b'$  如表1所示。

表1 基于SVM的决策准则系数与准确性

Tab. 1 Coefficients and accuracy of SVM

数据集	主车	交互车	$\omega_1$	$\omega_2$	$b$	$b'$	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1分数/%
XXJH	l(小汽车)	s(小汽车)	-0.14	1.03	7.55	6.92	95.59	97.49	95.93	96.50
	s(小汽车)	l(小汽车)	-0.18	1.53	3.53	4.38	97.30	98.00	96.20	97.09
inD	l(小汽车)	s(小汽车)	-0.02	0.12	1.20	0.57	89.24	94.00	84.97	85.26
	s(小汽车)	l(小汽车)	-0.58	0.93	3.34	4.14	85.52	85.71	95.09	90.16
	l(小汽车)	s(大货车)	-0.08	0.08	1.05	0.42	91.36	94.34	88.58	88.38
	l(大货车)	s(小汽车)	-0.61	0.87	5.05	5.42	88.12	95.87	83.13	92.10
	s(大货车)	l(小汽车)	-0.24	2.58	1.90	2.75	95.57	97.27	94.21	95.72
	s(小汽车)	l(大货车)	-0.30	2.26	0.78	1.63	87.79	84.37	90.31	87.24

值得注意的是,各系数具有保号性,即  $\omega_1 < 0$ , 且  $\omega_2 > 0$  是不随数据集变化而变化的,这是合作加速度的性质导致的,将式(9)变化为

$$\omega_1 + \omega_2 a_{c,\text{int}} + \frac{b}{T_{\text{self}}^2} = 0 \quad (12)$$

当  $a_{c,\text{int}}$  变大时,意味着交互车更倾向于让行,本车更倾向于先行,即  $I$  趋向于1,这表示  $I$  与  $T_{\text{int}}$  正相关,而与  $T_{\text{self}}$  负相关,因此  $\omega_1 < 0$ ,  $\omega_2 > 0$ 。  $b$  反映了决策曲线对本车到达冲突点时距  $T_{\text{self}}$  的敏感程度,

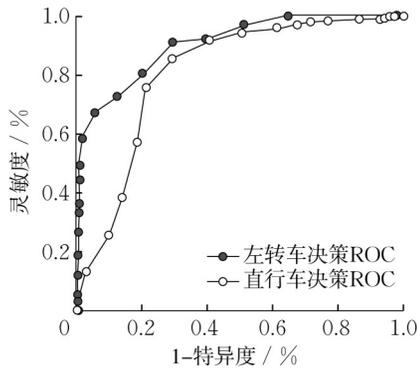


图3 决策规则ROC曲线

Fig. 3 ROC curves of decision rule

$b > 0$ 说明本车越靠近冲突点越容易先行,而 $b$ 的大小表示相同到达冲突点时距下本车是否更倾向先行。

从准确率来看,XXJH数据集训练的模型准确率较高,而inD数据集中模型准确率较低。具体来看,XXJH数据训练的模型有着较高的精确率和召回率,即车辆行为比较符合模型的刻画。但inD数据集中,左转车的召回率较低,说明一定数量的左转车本可以先行却选择了让行,而直行车的精确率较低,说明一定数量的直行车本应该选择让行但选择了抢行。因此XXJH数据表现出的决策习惯为左转和对向直行车均认为双方通行优先权是相当的,而inD中直行车具有更高的通行优先权。

针对inD数据集考虑了不同车型对决策规则的影响。如表1所示,当左转小汽车与直行大货车交互时,左转小汽车决策的召回率低,即决策时明显保守,表现为可以先行却不先行。而左转大货车与直行小汽车交互时,同样存在低召回反映出的过度保守问题,且保守程度较左转小汽车更严重。当大货车作为直行车时,决策规则在精度和召回上均表现得更好,此时大货车无论在通行优先权还是车型上都存在优势,更能影响左转的小汽车配合本车意图。

针对左转车辆与多车道上的直行车辆存在冲突的情况,在训练数据收集阶段,如果左转车先行于所有车道的对向直行车辆,则分别将左转车和各个直行车轨迹组成轨迹对收集,如果左转车让行时对向有多个车道直行车,则将最容易导致左转车让行的直行车,即距离冲突点时距最近的车作为关键交互车辆,与左转车轨迹组成轨迹对收集,然后通过所提出的支持向量机结合ROC曲线确定参数和阈值。在执行决策阶段,左转车会由近及远分别对多车道的直行车决策,若对所有直行车都决策为抢行,则左

转弯最终决策为抢行,若对任一直行车决策为让行,则左转车最终决策为让行。

## 5 交互双边的意图一致性演化过程分析

第4节挖掘了单边视角下基于当前状态对收敛方向的预期,但意图一致性是统合交互双边意图收敛的结果。因此本节提出了决策时域图方法,图形化的耦合双方预期意图收敛方向,以分析意图一致性的达成过程,探究各数据集下整体的意图趋同比例在时域上的分布,分析实际数据中的典型案例以阐述双方的演化过程。

### 5.1 决策时域图及预期一致性时域划分

将式(6)和式(8)代入超平面(9)中,得到各方单边的预期一致性决策边界,左转车、对向直行车的决策边界曲线分别为

$$T_s = -\frac{\omega_{1,l}}{2\omega_{2,l}v_s}T_1^2 + T_1 - \frac{b_l}{2\omega_{2,l}v_s} \quad (13)$$

$$T_1 = -\frac{\omega_{1,s}}{2\omega_{2,s}v_l}T_s^2 + T_s - \frac{b_s}{2\omega_{2,s}v_l} \quad (14)$$

对两曲线的性质分析,由于 $\omega_1 < 0$ ,因此函数曲线为开口向上的二次曲线。由于 $b > 0$ , $\Delta = 1 - \frac{\omega_1 b}{(\omega_2 v_{int})^2} > 0$ ,因此曲线仅在正轴上存在一个交点。绘制2条曲线,得到了预期决策时域图如图4所示。

2条曲线将第1象限的时域空间分成4个区域,不同区域代表了不同的决策结果。

(1)区域A(预期意图一致):左转车期望自己先行、对方让行,而直行车期望自己让行、对方先行,双方达成交互意图一致。

(2)区域B(预期意图一致):左转车期望自己让行、对方先行,而直行车期望自己先行、对方让行,双方达成交互意图一致。

(3)区域C(预期意图冲突):双方都期望自己先行、对方让行,此时距离冲突点较远,对方运动对本车的影响较小,且有足够的时间调整。

(4)区域D(预期意图冲突):双方都期望自己让行、对方先行,此时双方意图冲突,即会同时让行对方。

交互状态位于区域C和D时,双方均可以通过改变自身运动影响最终意图收敛的走向,由于双方此时既可以选择先行,也可以选择让行,因此被称为“两难区”。

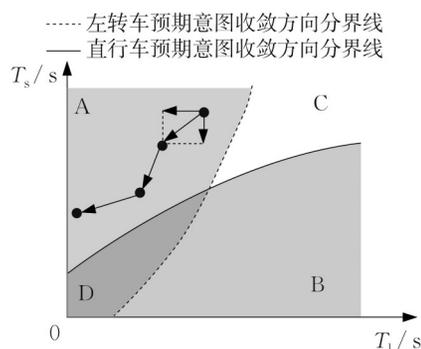


图4 决策时域图和意图演化过程

Fig. 4 Time-domain-based decision diagram and intention development

### 5.2 基于决策时域图表达交互状态的演化过程

根据双方的当前运动状态( $T_l, T_s$ )确定交互状态点,交互的演化过程即为交互状态点在时域图内移动的过程,如图3所示。交互状态点所处区域表示预期的一致性方向,箭头表示指向下一状态的转移向量 $V$ ,反应交互演化的趋势,包括横向的分向量 $\Delta T_l$ 和纵向的分向量 $\Delta T_s$ ,即

$$V = (\Delta T_l, \Delta T_s) \quad (15)$$

可以看出,双方都可通过调整到达冲突点时间影响状态转移的方向。当 $V$ 的一个方向的分量大于零时,车辆状态会存在跨区域的发展趋势并导致决策发生变化,这也就造成了交互过程中意图的波动。

### 5.3 基于决策时域图的实证数据挖掘和分析

(1)交互状态点序列。基于上述的分析方法,从实证数据出发,探究意图一致性的变化过程。图5展示了两数据集中交互状态的变化,其中一个交互过程中的交互状态序列表现为一条从浅至深的点序列。点序列曲线长说明双方在反复变化意图,即意图一致性达成的过程越曲折;相邻点序列间距越长表示意图波动越强烈。大部分的长序列曲线是由于 $T_l$ 突然变大,即左转车突然减速至较低速度导致的,这种行为能够保证交互状态点尽快落入预期协同区以尽快达成意图的一致,但对比稳定性交互,其更长的行程时间和减速到低速的行为会降低效率和能耗,这也是自动驾驶汽车与人类驾驶员交互时应尽量减少的交互行为。

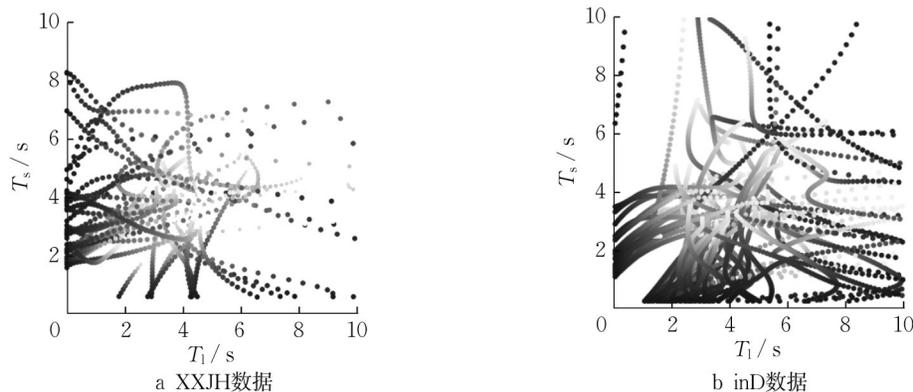


图5 两数据集中交互状态的变化

Fig. 5 Change of interaction states in the two datasets

(2)意图趋同比例的时域分布。收集所有轨迹、各个时刻的决策时域图中的预期意图冲突区域,绘制预期冲突区域分布,即无保护左转场景下的“两难区”,如图6所示,两数据集中交互状态的趋同比例如图7所示。

inD数据中预期冲突区分布整体上位于 $T_s = T_l$ 直线的上方,其原因是总体上仍遵从左转车让直行的交通规则,因此当 $T_s = T_l$ 时大部分左转车会让行直行车。但XXJH数据中预期冲突区分布整体上位于 $T_s = T_l$ 直线的两侧,因此在XXJH数据中,左转车和直行车均认为双方的通行优先权相当,这也揭示了为何无保护左转行为在中国的交叉口高频

出现。

此外,结合图6b和7b的椭圆框区域可以看出,尽管此区域位于意图冲突区下方,即根据大部分人的驾驶习惯左转车可以先行于直行车,但inD数据集中仍有20%~60%左转车基于个人驾驶习惯选择让行,因此左转车可以先行而选择让行的现象在inD数据集中普遍存在,但这也增加了此状态下收敛的分歧,减少了趋同比例。

当交互状态位于在双方到达冲突点时间较大的区域,趋同比例较低,其原因为,在现实场景中,交互双方都距冲突点时距较大时,双方可选择的空间都很大,既可以选择先行也可以选择让行。但是由于

实时决策更新,早期不准确的决策并不会影响最终的意图收敛。随着双方逐步靠近冲突点,当交互状态位于在某一方向到达冲突点时间小于2 s的区域,趋同比例较高,且这一现象在两数据集下均有呈现,由此也可以将到达冲突点时间小于2 s的区域视为意图收敛区域,即绝大多数的意图在此时已达成一致且收敛。

图6c和6d说明了不同车型对预期冲突区域分布的影响。首先,大货车的加入扩大了预期冲突区域的宽度,尤其是距冲突点较远时,预期冲突区域更

大,这一方面说明大货车的出现,使交互双方对交互对象的关注时间提前,另一方面,大货车的出现容易引发小汽车的保守行为,使得决策存在较大的不确定性。当双方距离冲突点较近,即  $T_s < 3$  s 且  $T_l < 3$  s 时,左转小汽、直行大货车的预期冲突区域较小,此时直行大货车无论是通行优先权还是车型都占优势,双方决策容易达成一致;左转大货车、直行小汽车的预期冲突区域较大,即在此场景中交互双方容易较晚达成交互一致,结合表1的结果可以看出此情况更多是由直行小汽车的保守行为导致的。

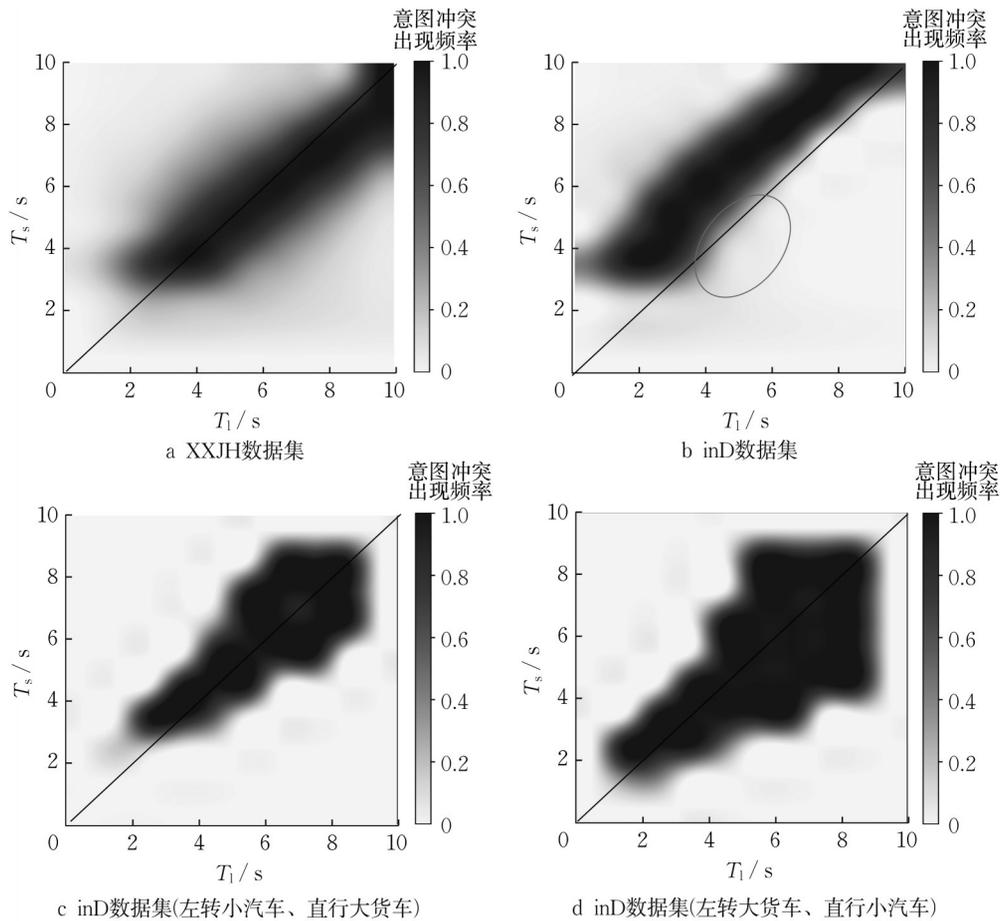


图6 决策时域图的预期冲突区域分布

Fig. 6 Distribution of expected conflicting area in time-domain-based decision diagram

## 6 自动驾驶预期协同策略

本文提出了决策时域图以解析单边意图收敛和双边意图一致性达成的过程,对自动驾驶汽车的驾驶交互策略具有指导意义。现有研究中提出了大量的自动驾驶汽车驾驶交互策略,Zhao等<sup>[30]</sup>将其总结为4类。①防御型策略:预防所有潜在的可能的危险;②竞争型策略:尽量提高自身驾驶效益;③协商

型策略:通过交互分配路权;④合作型驾驶:求解和执行系统最优的全局运动方案。这4种驾驶策略中防御型策略通常导致过度保守,竞争型策略会因为过度自信而产生激进行为,合作性驾驶策略需要较高渗透率的车联网通信和车辆自动化水平,但短时间内难以落地。而协商型驾驶策略不需要交互对象必须具备智能网联条件,且能均衡竞争与妥协,更适用于当前的人机混驾环境。但协商型驾驶策略的难

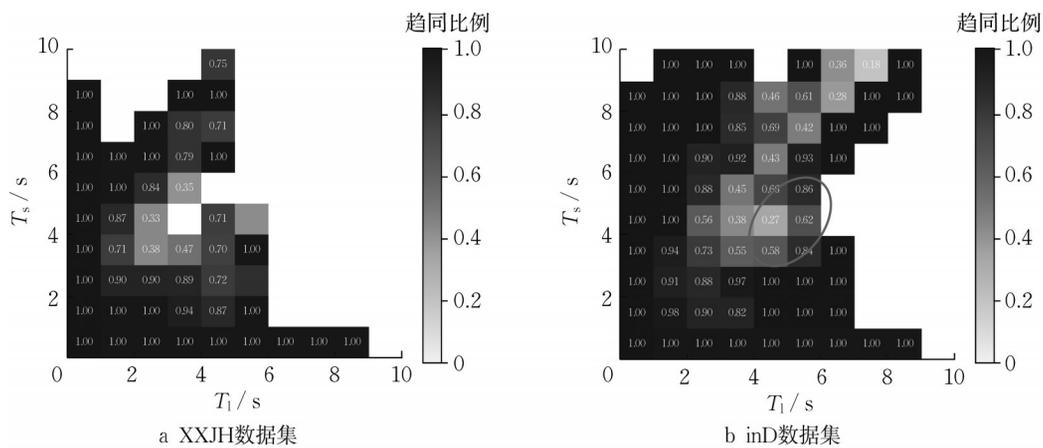


图7 两数据集集中交互状态的趋同比例

Fig. 7 Convergence proportion of interaction states in the two datasets

点之一是双方在无直接意图信息交换的情况下如何通过交互行为达成协议,这就需要通过自动驾驶汽车学习人类的决策准则,准确认知冲突交互双方意图的一致性收敛方向,并应用到自主决策中。

决策时域图可以用于自动驾驶汽车与人类驾驶汽车交互时制定决策方案。前2节的分析指出,通过改变一方的动作,影响交互状态的运动方向,从而左右一致性的收敛方向。基于此提出预期协同决策策略,其思想是通过调整自动驾驶汽车的动作,引导交互状态的变化进程,快速收敛到意图一致。预期协同决策能减少交互状态的波动,避免反复试探调整造成的安全和效率损失。

以左转车为自动驾驶汽车、对向交互的直行车为人类驾驶汽车为例,已知当前两车的运动状态和直行车当前的加速度 $a_s$ ,此时交互状态点存在3种情况:

(1)当交互对象的状态转移方向符合预期一致性方向,即直行车的转移方向为远离意图冲突区域方向,如图8所示,此时左转车需要的是维持当前的变化方向,保持一致性收敛,可以通过选择最优的交互状态预期转移曲线调整未来的加速度,其中预期交互状态转移曲线可通过车辆运动学方程求得。

(2)当交互对象的状态转移方向和预期一致性方向相悖,即直行车的转移方向为靠近意图冲突区域方向,如图9所示,此时有预期一致性方向改变的趋势。可以令 $a_1$ 为舒适加速度 $a_{conf}$ ,求得预期交互状态转移曲线,若转移曲线最终收敛到纵轴正向,则说明左转车会以舒适加速度运行时优先通过冲突点,此时左转车策略为优先通行;反之,若转移曲线无法收敛到纵轴正向,则左转车策略为让行。

(3)当交互状态点位于预期意图冲突区域时,2

种一致性方向均有机会实现,此时可同样采取情况(2)中的方式,观察左转车舒适加速度运行时产生的交互转移曲线收敛情况来确定左转车策略。

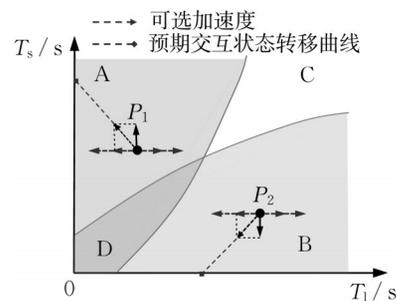


图8 交互对象状态转移方向和预期一致性方向相同

Fig. 8 Transition of interacting agent being state consistent to expected consistency

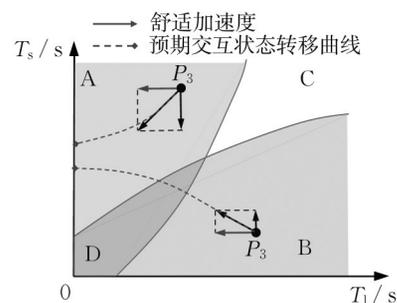


图9 交互对象状态转移方向和预期一致性方向相悖

Fig. 9 Transition of interacting agent being state inconsistent to expected consistency

## 7 结语

为了回答人类驾驶员冲突双方如何在无互联互通、无意图共享的情况下,“默契”地实现意图一致,基于上海仙霞路剑河路数据集和德国inD数据集,

探究了无保护左转场景下冲突车辆意图的收敛和一致性演化过程,结论如下:

(1)从同理心原则出发,提出合作加速度指标反映了意图倾向,并构建了实时运动状态、意图倾向与一致性方向的关系,结果显示一致性方向的收敛程度与预期到达冲突点时间 $T$ 相关,当任意一方的 $T$ 小于3 s时,90%的交互事件达成了收敛,而任意一方的 $T$ 小于2 s时,98%的交互事件达成了一致。

(2)提出的决策时域图方法可以可视化地表达交互双方对意图一致性方向的预期,将时域空间划分为2个意图协同区域和2个意图冲突区域,尽管意图预期冲突区域随时间变化,但总体分布较为集中,这也可以认为是无保护左转场景下的“两难区:双方均有抢行的机会,也可以选择让行。

(3)观察不同数据集和不同车型参与下意图冲突区域分布,在inD数据中两难区位于直线 $T_s = T_l$ 上方,而在XXJH数据中预期冲突区分布整体位于此直线附近,反应了inD数据中直行车具有更高的通行优先权,而XXJH数据中左转和对向直行车均认为双方通行优先权是相当的。此外大货车的出现会使交互双方关注冲突的时间点提前,且容易引发交互小汽车的保守行为。

(4)对比意图预期冲突区域分布和实际数据各区域的趋同比例发现,意图趋同比例低的区域除了意图预期冲突区域,还包括了预期左转先行的时域,两数据集中均存在20%~60%的左转车选择了让行,因此左转车可以先行却反而选择让行的现象是普遍存在的,inD数据集中此类现象更多。

本文方法可以应用在自动驾驶汽车意图决策上,通过调整自动驾驶汽车的运动规划,引导交互状态在时域图中的变化进程,使双方意图快速收敛到一致,相关工作正在开展中。

#### 作者贡献声明:

周东浩:论文构思、论文撰写与修改,实验验证。

杭鹏:论文审校,实验指导。

孙剑:论文修改,基金获取,实验指导。

#### 参考文献:

- [1] TROUTBECK R J, KAKO S. Limited priority merge at unsignalized intersections [J]. *Transportation Research Part A Policy Practice*, 1999, 33(3/4): 291.
- [2] BRILON W, WU N. Unsignalized intersections - a third method for analysis [M]//TAYLOR M A P. *Transportation and Traffic Theory in the 21st Century*. Adelaide: Emerald Group Publishing Limited, 2002: 157-178.
- [3] ZHAN W, LIU C, CHAN C Y, *et al.* A non-conservatively defensive strategy for urban autonomous driving [C]// *Proceedings of the 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Rio de Janeiro: IEEE, 2016: 456-464.
- [4] CNBC. 'I hate them': Locals reportedly are frustrated with Alphabet's self-driving cars [EB/OL]. [2018-08-29]. <https://www.cnbc.com/2018/08/28/locals-reportedly-frustrated-with-alphabets-waymo-self-driving-cars.html>.
- [5] NOH S. Decision-making framework for autonomous driving at road intersections: safeguarding against collision, overly conservative behavior, and violation vehicles [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(4): 3275.
- [6] LEE Y-C, MOMEN A, LAFRENIERE J. Attributions of social interactions: Driving among self-driving vs. conventional vehicles [J]. *Technology in Society*, 2021, 66(8):101631.
- [7] POKORNY P, HØYE A. Descriptive analysis of reports on autonomous vehicle collisions in California; January 2021 - June 2022 [J]. *Traffic Safety Research*, 2022, 2:000011.
- [8] PETROVIĆ Đ, MIJAILOVIĆ R, PEŠIĆ D. Traffic accidents with autonomous vehicles: type of collisions, manoeuvres and errors of conventional vehicles' drivers [J]. *Transportation Research Procedia*, 2020, 45:161.
- [9] LIU M, LU G, WANG Y, *et al.* Analyzing drivers' crossing decisions at unsignalized intersections in China [J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2014, 24(4):244.
- [10] RAHMATI Y, HOSSEINI M K, TALEBPOUR A. Helping automated vehicles with left-turn maneuvers: a game theory-based decision framework for conflicting maneuvers at intersections [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 23(8):11877.
- [11] CHAN C Y. Characterization of driving behaviors based on field observation of intersection left-turn across-path scenarios [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2006, 7(3): 322.
- [12] 马万经, 叶新晨, 廖大彬, 等. 停车让行交叉口机动车接受间隙和拒绝间隙分布特征 [J]. *中国公路学报*, 2015, 28(4): 8. MA Wanjing, YE Xincheng, LIAO Dabiao, *et al.* Distribution characteristics of accepted gap and rejected gap for vehicles crossing stop-controlled intersections [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2015, 28(4): 8.
- [13] BUNKER J, TROUTBECK R. Prediction of minor stream delays at a limited priority freeway merge [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2003, 37(8): 719.
- [14] POLLATSCHEK M A, POLUS A, LIVNEH M. A decision model for gap acceptance and capacity at intersections [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2002, 36(7): 649.
- [15] 李逸昕, 倪颖, 孙剑. 混合交通流交叉口共享空间交互行为建模及仿真 [J]. *交通运输系统工程与信息*, 2022, 22(3): 255.

- LI Yixin, NI Ying, SUN Jian. Modeling and simulation of interaction between road users at mixed-traffic intersections [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and information Technology*, 2022, 22(3): 255.
- [16] CHEVALLIER E, LECLERCQ L. Do microscopic merging models reproduce the observed priority sharing ratio in congestion? [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2009, 17(3): 328.
- [17] KLINGELSCMITT S, PLATHO M, GROß H-M, *et al.* Combining behavior and situation information for reliably estimating multiple intentions [C]//proceedings of the 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn: IEEE, 2014: 388-393.
- [18] YI D, SU J, LIU C, *et al.* Trajectory clustering aided personalized driver intention prediction for intelligent vehicles [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 15(6): 3693.
- [19] BARBIER M, LAUGIER C, SIMONIN O, *et al.* Classification of drivers manoeuvre for road intersection crossing with synthetic and real data [C]//Proceedings of the 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Los Angeles: IEEE, 2017: 224-230.
- [20] ZYNER A, WORRALL S, NEBOT E. Naturalistic driver intention and path prediction using recurrent neural networks [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 21(4): 1584.
- [21] PHILLIPS D J, WHEELER T A, KOCHENDERFER M J. Generalizable intention prediction of human drivers at intersections [C]//Proceedings of the 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Los Angeles: IEEE, 2017: 1665-1670.
- [22] STREUBEL T, HOFFMANN K H. Prediction of driver intended path at intersections [C]//Proceedings of the 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Dearborn: IEEE, 2014: 134-139.
- [23] LIEBNER M, BAUMANN M, KLANNER F, *et al.* Driver intent inference at urban intersections using the intelligent driver model [C]//Proceedings of the 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Madrid: IEEE, 2012: 1162-1167.
- [24] SCHWARTING W, PIERSON A, ALONSO-MORA J, *et al.* Social behavior for autonomous vehicles [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2019, 116(50): 24972.
- [25] MA Z, SUN J, WANG Y. A two-dimensional simulation model for modelling turning vehicles at mixed-flow intersections [J]. *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, 2017, 75(12): 103.
- [26] BOCK J, KRAJEWSKI R, MOERS T, *et al.* The ind dataset: A drone dataset of naturalistic road user trajectories at german intersections [C]//Proceedings of the 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Las Vegas: IEEE, 2020: 1929-1934.
- [27] DECETY J, JACKSON P L. The functional architecture of human empathy [J]. *Behavioral and Cognitive Neuroscience Reviews*, 2004, 3(2): 71.
- [28] BALLESTA S, DUHAMEL J-R. Rudimentary empathy in macaques' social decision-making [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2015, 112(50): 15516.
- [29] LOCKWOOD P L, APPS M A, VALTON V, *et al.* Neurocomputational mechanisms of prosocial learning and links to empathy [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2016, 113(35): 9763.
- [30] ZHAO C, LI L, PEI X, *et al.* A comparative study of state-of-the-art driving strategies for autonomous vehicles [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2021, 150(12): 105937.