

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.08.008

# 异质车型影响下智能汽车二维碰撞风险预测\*

朱甲梁<sup>1</sup>, 刘巧斌<sup>1</sup>, 杨帆<sup>1</sup>, 杨路<sup>2</sup>, 李巍华<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广州 510641; 2. 北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081)

**[摘要]** 行车碰撞风险的准确预测是保证智能汽车安全行驶的关键,但目前评估方法鲜有考虑异质车型风险差异性及其横纵向二维风险耦合。为此,本文首先挖掘异质车型驾驶人的行为规律,解析车型对驾驶人风险敏感度的影响;其次,辨识获得不同车型组合的异质风险阈值,利用二维指标量化交通风险差异性;最终提出考虑车辆类型的二维碰撞风险耦合预测模型,并通过对比验证模型的准确性。该研究有助于提升智能汽车的行驶安全性,且可为人类驾驶汽车的碰撞预警系统开发提供理论依据。

**关键词:** 交通安全;智能汽车;异质车型;碰撞风险预测

## Two-Dimensional Collision Risk Prediction for Intelligent Vehicles Considering the Influence of Heterogeneous Vehicle Types

Zhu Jialiang<sup>1</sup>, Liu Qiaobin<sup>1</sup>, Yang Fan<sup>1</sup>, Yang Lu<sup>2</sup> & Li Weihua<sup>1</sup>

1. School of Mechanical &amp; Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641;

2. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

**[Abstract]** Accurate prediction of collision risk is crucial for ensuring the driving safety of intelligent vehicles. However, the risk differentiation among heterogeneity vehicle types and its coupled effect in longitudinal and lateral directions has rarely been considered in existing driving risk assessment methods. Therefore, firstly, the behavior patterns of drivers of heterogeneous vehicle types are explored to analyze the influence of vehicle types on drivers' sensitivity to risk in this paper. Secondly, the heterogeneous risk thresholds for different combinations of vehicle types are identified, and the risk differentiation in such traffic surroundings is further quantified based on two-dimensional indicators. Finally, the coupled two-dimensional collision risk prediction model considering vehicle types is proposed, and the effectiveness of the model is validated through comparative analysis. This research helps to enhance the driving safety of intelligent vehicles, which also can provide a theoretical foundation for the development of collision warning systems for human-driven vehicles.

**Keywords:** traffic safety; intelligent vehicles; heterogeneous vehicle types; collision risk prediction

## 前言

智能汽车具备提高交通安全、提升交通效率、节约能源消耗等优势,已成为各国积极发展的战略方

向之一。尽管已取得一些突破,但目前智能汽车仍面临严峻的安全行驶问题。据美国国家交通安全管理局(national highway traffic safety administration, NHTSA)统计,在2021.07–2022.05时间段内全美的L2高级辅助驾驶汽车出现了392起事故,L3–L5级

\* 国家自然科学基金(52202499,52102462)、中央高校基本科研业务费专项资金(2023ZYGXZR065)和广州市基础与应用基础研究项目(SL2023A04J00639)资助。

原稿收到日期为2024年02月07日,修改稿收到日期为2024年03月30日。

通信作者:刘巧斌,副教授,博士,E-mail:liuqiaobin@scut.edu.cn;

杨路,助理教授,博士,E-mail:yanglu@bit.edu.cn。

自动驾驶汽车出现了130起事故<sup>[1]</sup>。因此,如何高效准确地识别潜在碰撞风险以减小或避免损失仍是行业内的重大难题。

早期的交通安全研究多依靠碰撞事故历史数据展开,但碰撞事件相对少见,无法在短时间内收集足够的样本。且该方法属于依赖大量历史事故数据的事后评估,难以及时评价当前的行车风险<sup>[2]</sup>。另外,在碰撞事故中,驾驶人极有可能受伤或失去生命,因此使用碰撞数据也面临着道德窘境问题。后续学者提出利用传感器收集车辆交通信息,分析参数特征形成风险预测方法。与难以获取的碰撞事件数据不同,基于固定传感器的数据收集方法成本低、易操作。然而,所收集的数据存在连续性较差、时空特性不明显等缺陷,易导致分析偏差。得益于新兴传感器技术的发展,如无人机、路侧雷达、摄像机等,大规模微观连续自然驾驶轨迹数据的收集成为可能。与聚合级碰撞数据相比,自然驾驶数据可准确揭示车辆之间的相互作用,有助于开展实时碰撞风险评估<sup>[3]</sup>。

基于自然驾驶数据集,现有研究对横纵向二维碰撞风险综合评估已开展大量探索。文献[4]和文献[5]中综述了多种二维风险模型及其在智能汽车上的应用,目前主要有两类模型:(1)机器学习模型,如 Regional-Convolution Neural Network (R-CNN)、Hidden Markov Model (HMM)等;(2)基于规则的模型,如 Surrogate Safety Measures (SSM)模型、行车风险场等。其中,机器学习模型更前沿、拟合性更好<sup>[6]</sup>。然而,其解释性较差,即意味着表现行为、决策规划等机制的大部分参数无法解释。相对而言,基于规则的模型,尤其是基于SSM指标的模型,因其具有良好的解释性并符合人们直观感受,而得到广泛应用<sup>[7]</sup>。采用此类指标模型评估二维风险时,为促使智能汽车避撞系统能准确估计当前交通环境的危险程度,文献[8]中提出在整合纵向和横向指标的基础上还须开展精确阈值辨识,否则模糊的阈值将诱发智能汽车“走-停-走-停”现象发生,造成交通流非正常扰动,引发驾乘人员对智能汽车的反感情绪。然而,目前大量研究主要停留在确定最佳交通冲突指标及固定阈值的范围上,忽视了在多因素影响下指标阈值应能自适应调整而非固定值的问题<sup>[9]</sup>。但也有部分学者探索了风险异质性,如文献[10]和文献[11]中分别根据不同的换道级别、驾驶习惯以及车辆速度定义了相应的异质阈值,以此量化不同交通场景对安全的影响。文献[12]中提出车辆类型同样为影响风险的重要因素,并建议开展交

通安全研究时,应在二维模型的基础上引入车型影响机理,以更准确地评估风险。另外一些学者则从车型的角度,基于宏观和微观数据开展驾驶行为和事故致因的相关研究<sup>[13]</sup>,证实了车型影响的存在,为后续研究提供了有益参考。然而上述研究并未构建有效的异质车型影响下的交通风险预测模型,导致复杂交通场景内风险评估仍会失准,严重制约了智能汽车的安全性。因此,为使智能汽车决策系统建立更加完善的主动安全策略,异质车型对交通冲突的影响及车辆横纵向二维耦合风险的准确量化方法亟待进一步研究。

总结国内外研究可知,目前异质车型影响下的风险预测研究须着重攻克的难题有以下两方面:(1)传统全局固定阈值预测失准问题,亟需解析异质车型影响下驾驶人对交通冲突的敏感性,从而辨识适用于不同车型的指标阈值;(2)复杂交通场景下车辆风险的横纵向耦合问题,亟需提出横纵向二维碰撞风险模型,以实现异质车型影响下车辆碰撞风险的高效预测。

针对上述难点,本文开展异质车型影响下的智能汽车二维碰撞风险预测研究。第1节提取车辆制动过程和制动开始点前2 s内的轨迹数据,分析异质车型驾驶人对交通风险的敏感度。随后在第2节中提取换道轨迹数据,引入 POT (peak over threshold) 模型辨识异质车型风险阈值,量化横纵向二维交通风险差异性。在第3节中,结合异质车型阈值构建二维碰撞风险预测模型,实现异质车型影响下智能汽车横纵向耦合风险的准确预测。最后,对研究进行总结,并给出展望。

## 1 驾驶人风险敏感度分析

针对异质车型影响下的智能汽车二维碰撞风险预测难题,基于 HighD 数据集<sup>[14]</sup>开展研究,围绕“特征分析-阈值辨识-模型构建”的研究主线,制定如图1所示的研究内容框架图。

HighD数据集是目前为止最为全面丰富的高速公路自然驾驶数据集,可为异质车型影响下的车辆横纵向碰撞风险研究提供高精度数据。该数据集通过无人机摄像技术记录德国境内6个高速公路的60段视频,共计16.5 h,帧率为25 Hz,涵盖四车道和六车道高速公路。每段高速公路大约420 m,如图2所示。其中1号地点限速120 km/h,3号地点限速130 km/h,其余地点无限速。数据记录发生于工作

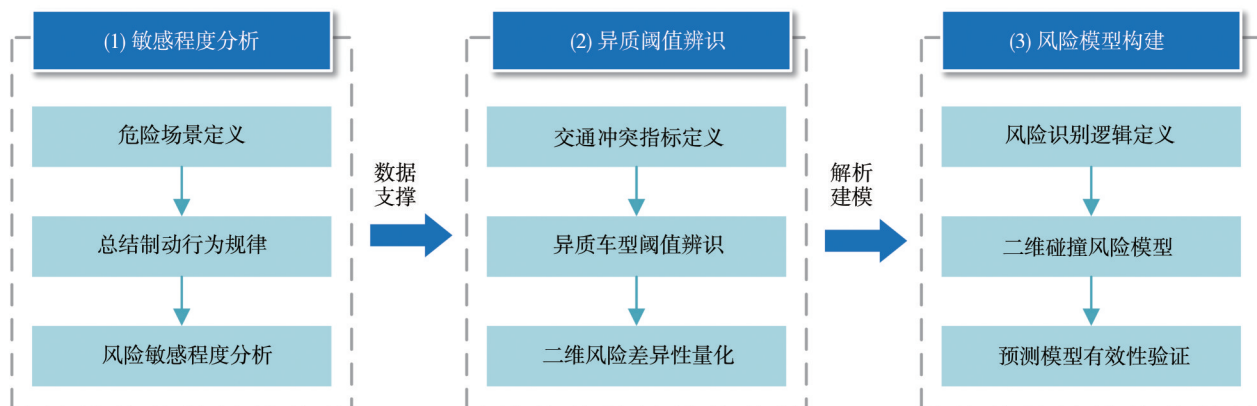
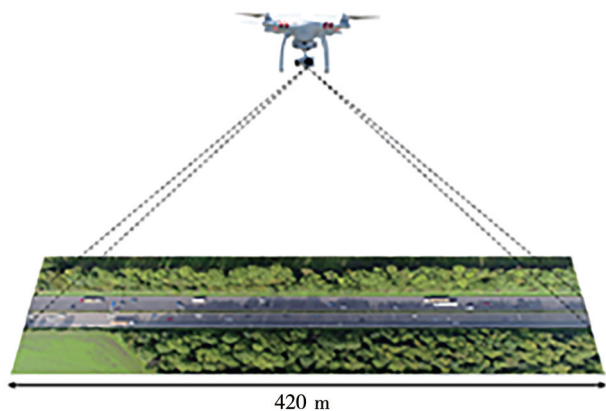


图1 研究内容框架图

日8时至19时之间,总计含有11万辆汽车(81%为轿车,19%为货车)。与其他同类型数据集相比,HighD数据集的货车比例更高,故可对不同货车和轿车组合模式下的制动行为进行分类比较,以验证异质车型影响下驾驶员对碰撞风险的主观认知及响应差异特性<sup>[15]</sup>。按照车型的不同,形成4种车型组合:Car-Car(轿车跟随轿车);Truck-Car(货车跟随轿车);Car-Truck(轿车跟随货车);Truck-Truck(货车跟随货车)。

图2 HighD数据集的采集道路<sup>[14]</sup>

通过统计危险工况内的反应行为规律,分析异质车型驾驶员对交通风险的敏感程度。一般对于理性驾驶人而言,在无限速的情况下,采取制动行为说明前方存在行车风险。随着风险值增大,驾驶人倾向于采取更加紧急的制动,即更大的减速度。从识别危险到采取制动动作,反应时间约为1 s左右<sup>[16]</sup>。因此,定义制动始点前2 s至制动结束的过程为危险工况,并提取相应数据。主观去除非理性驾驶人数据,如前方无障碍却紧急制动、前方无车辆却频繁变车道以及频繁出现微调动作等工况下的异常数

据。基于HighD数据集的异质车型反应行为规律统计如表1所示。

表1 异质车型制动过程减速度统计表

车型组合	样本数	最大减速度	均值
Car-Car	1 567	-5.0	-0.46
Truck-Car	285	-2.45	-0.38
Car-Truck	504	-3.24	-0.48
Truck-Truck	382	-3.32	-0.41

如表1所示,共提取2 738例危险工况。其中,轿车作为后车行驶时,其减速度均值在两种组合中均较大。可能原因为轿车具有良好的机动性,行驶速度较大且跟车距离较小。须采取制动行为时,轿车倾向于更加激进的动作。对于Truck-Car车型组合而言,最大减速度和平均减速度相较于其他类型的组合均最小。主要是因为当前车为轿车时,货车驾驶人倾向于谨慎驾驶,以应对轿车可能发生的紧急行为。总之,在车辆动力学性能和人类风险认知差异等因素的综合作用下,异质车型驾驶人风险响应存在敏感程度不同的现象,表明车型对驾驶人的主观风险认知存在显著影响。因此,在分析交通风险时,应考虑异质车型影响下的风险敏感度差异性。第2节通过总结人类驾驶人换道行为规律,将一维风险差异性拓展至二维,并通过辨识异质车型阈值,准确评估异质车型对横纵向二维风险的影响。

## 2 异质车型对换道风险的影响

车辆换道,尤其是自车道限速、前车速度较低等自由换道工况,是最常见的驾驶行为之一。如图3所示,在自由换道过程中,与目标车道前车之间的关系是决定换道行为能否成功的重要因素。若错误评

估车间风险,可能出现典型的二维交通冲突场景,即自车与目标车道前车发生侧向碰撞。与追尾碰撞不同,侧向冲突涉及横纵向两个维度,须综合采用纵向指标和横向指标表征风险。基于峰值外推法<sup>[17]</sup>提取换道轨迹数据,并按7:3划分为分析集和验证集,为后续二维风险差异性分析、异质车型阈值辨识及二维风险模型构建提供支撑数据。

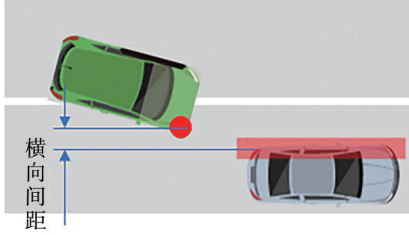


图3 典型二维交通冲突场景

衡量纵向交通冲突的  $MTTC$  (modified time to collision) 指标弥补了传统  $TTC$  指标的缺点,可以考虑前后车的相对速度和加速度,因此广泛用于交通冲突研究中,其计算公式为

$$t_1, t_2 = \frac{-\Delta v \pm \sqrt{\Delta v^2 + 2\Delta a D}}{\Delta a} \quad (1)$$

其中:

$$\begin{cases} D = x_p - x_f - l_p \\ \Delta v = v_f - v_p \\ \Delta a = a_f - a_p \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $l_p, x_p, v_p, a_p$  分别为前车的长度、位置、速度、加速度;  $x_f, v_f, a_f$  分别为后车的位置、速度、加速度。

$$MTTC = \begin{cases} \min(t_1, t_2), & t_1 > 0, t_2 > 0 \\ \max(t_1, t_2), & t_1 \cdot t_2 < 0 \\ D/\Delta v, & \Delta a = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$t_1$  和  $t_2$  为二次方程的根,  $MTTC$  的值等于最小正根。通过额外考虑车辆加速度和速度,  $MTTC$  可以在  $TTC$  覆盖的碰撞场景之外解释更多工况,如前车比后车快、后车存在制动行为等情况。

在衡量横向交通冲突方面,各种数据集标注车辆的方式不同,导致横向碰撞时距 ( $TTC_{lat}$ ) 存在多种定义方式。本文采取两个车辆框中线间距与自车横向速度的比值进行定义,计算公式为

$$\begin{cases} pre_{mid} = y_{pre} + \frac{1}{2} w_{pre} \\ flo_{mid} = y_{flo} + \frac{1}{2} w_{flo} \end{cases} \quad (4)$$

首先计算前后车的车辆框中线位置,其中:  $y_{pre}$

和  $y_{flo}$  分别为前车和后车车辆框左上角的  $y$  值,即横向位置;  $w_{pre}$  和  $w_{flo}$  分别为前后车的宽度。

$$\begin{cases} w = \frac{1}{2} (w_{pre} + w_{flo}) \\ gap_{lat} = abs(abs(pre_{mid} - flo_{mid}) - w) \\ TTC_{lat} = \frac{gap_{lat}}{v_y} \end{cases} \quad (5)$$

然后计算两个车辆框中线间距,并与自车横向速度相比定义  $TTC_{lat}$ 。其中:  $gap_{lat}$  为两个车辆框中线之间的横向间距;  $v_y$  为自车横向速度;  $TTC_{lat}$  为横向碰撞时距。为分析异质车型影响下驾驶人对碰撞风险的敏感程度,统计不同车型组合的  $MTTC$  和  $TTC_{lat}$ 。如图4所示,两个指标的概率密度曲线与车型存在显著相关性,说明异质车型影响下换道过程二维风险存在分布差异。

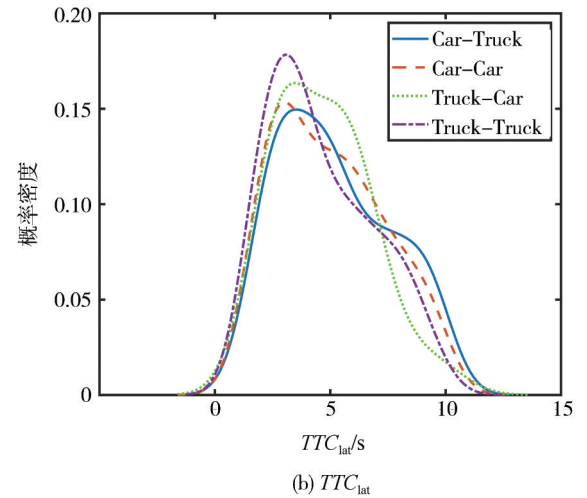
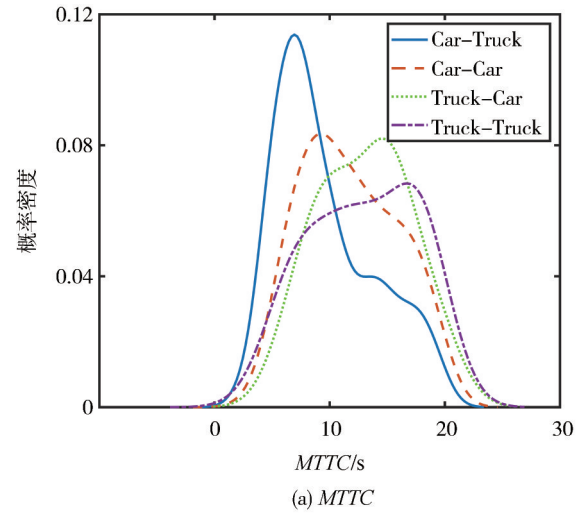


图4 异质车型组合下风险指标概率密度

进一步计算5%百分位数、中位数、平均值及95%百分位数挖掘差异程度及原因,以确定适用于异质车型交通的精确风险阈值。异质车型影响下的车辆横纵向风险指标分布如表2所示。在纵向风险方面,货车作为后车行驶时,倾向于与前车保持更大的 $MTTC$ 。这是由于货车制动能力相对较弱,较大的 $MTTC$ 可以保障在紧急情况下有效制动。轿车作为后车行驶时,尤其在Car-Truck组合中,其凭借良好的动力学性能,倾向激进行驶,致使车头间距与 $MTTC$ 均较小。横向风险方面,在Truck-Car组合中,5%百分位在所有组合中为最大值,95%百分位为最小值,表明该组合 $TTC_{lat}$ 的分布较集中。可能原因为轿车作为前车时,货车驾驶人更加谨慎以避免激进的行为。在Car-Car和Truck-Truck中, $TTC_{lat}$ 均较小,前者是因为轿车相对速度较高,而后者是因为货车体积较大,横向车间距较小。总之,异质车型 $MTTC$ 和 $TTC_{lat}$ 的分布特性反映出不同车型驾驶人的主观风险认知存在差异性。因此,在开发智能汽车决策系统时,应考虑车型差异以实现更为符合人类主观认知的拟人化决策。

表3 全局固定阈值与考虑车型相关性影响的异质阈值对比表

项目	全局固定阈值	异质车型阈值			
		Car-Car	Truck-Car	Car-Truck	Truck-Truck
车型组合		Car-Car	Truck-Car	Car-Truck	Truck-Truck
$MTTC/s$	5	4.5	6.0	4.2	5.5
传统方法误差/%		-11.0	16.7	-19.1	9.0
$TTC_{lat}/s$	1.5	1.2	2.0	1.7	1.4
传统方法误差/%		-24.1	25.0	11.8	-7.1
平均误差(绝对值)/%		17.5	20.8	15.4	8.1

对于纵向风险, $MTTC$ 固定阈值在Truck-Car和Car-Truck中误差最大,分别较实际值低估16.7%和高估19.1%;对于横向风险, $TTC_{lat}$ 固定阈值在Car-Car和Truck-Car中误差最大,分别较实际值高估24.1%和低估25%。平均误差从整体的角度反映全局固定阈值预测失准的严重程度,Truck-Car的平均误差最大,达到了20.8%,Car-Car和Car-Truck的平均误差相近,处于居中水平。总结规律可知,在有轿车参与的组合中,全局固定阈值误差较大,即轿车驾驶人的激进驾驶习惯可能是导致固定阈值预测失准的主要原因。动力学性能的差异致使不同车型驾驶人对交通冲突的敏感程度存在变化,若采用统一的全局固定阈值评估行车风险,将导致预警过于保守或激进等缺陷,尤其对于轿车而言缺陷最为明显。因此,在开发智能决策系统或传统汽车AEB系统

表2 异质车型 $MTTC$ 和 $TTC_{lat}$ 分布统计表

车型组合	$MTTC/s$	$TTC_{lat}/s$
Car-Car	(4.8, 11.4, 11.7, 18.5)	(1.6, 4.6, 4.7, 9.0)
Truck-Car	(6.6, 13.7, 13.0, 19.1)	(2.3, 4.7, 4.9, 8.5)
Car-Truck	(4.6, 8.1, 9.6, 18.0)	(1.9, 4.8, 5.2, 9.4)
Truck-Truck	(5.8, 12.8, 12.9, 18.9)	(1.5, 4.1, 4.5, 8.7)

注:括号内数据依次为5%百分位数、中位数、平均值、95%百分位数。

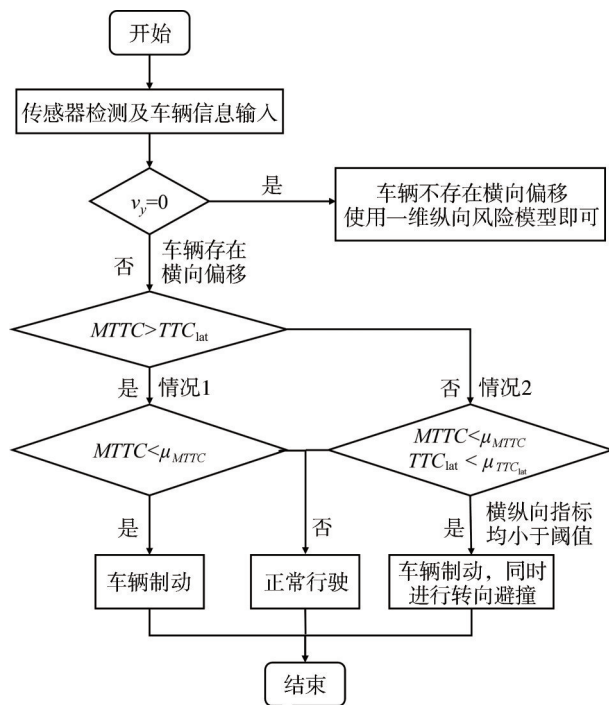
由上述分析结果可知,在人类驾驶过程中,表征换道风险的二维指标 $MTTC$ 和 $TTC_{lat}$ 均与车型存在较强的相关性。在智能汽车的设计中,若忽略异质车型的影响,直接采用某个百分位值或某一常数作为固定阈值,将产生与人类认知特征不符的行为,造成风险预测准确性不足,严重影响行车安全及驾乘体验。引入基于极值理论的POT模型,分别辨识全局固定阈值和异质车型阈值,并计算两者之间的误差,以量化分析车型的影响。POT模型的作用为辨识最大值阈值<sup>[18]</sup>,而在本文中 $MTTC$ 和 $TTC_{lat}$ 均须取最小值阈值,因此在计算之前先取倒数,计算结果如表3所示。

时,应充分考虑异质车型风险敏感度差异化问题。下节提出二维风险预测模型,并分别利用全局固定阈值和异质车型阈值识别冲突风险,进一步阐明所提出的异质车型阈值方法的有效性。

### 3 横纵向二维碰撞风险预测模型

当车辆处于自由换道,即可能存在二维碰撞风险的工况时,自车与目标车道前车之间的纵向风险时距 $MTTC$ 与横向风险时距 $TTC_{lat}$ 存在以下关系:(1)若 $MTTC > TTC_{lat}$ ,则说明前后车纵向位置重叠之前,自车已结束横向偏移,仅考虑纵向风险即可;(2)若 $MTTC < TTC_{lat}$ ,说明两车纵向位置重叠时后车仍在继续横向移动,则可能发生侧向碰撞风险,此类碰撞须综合横向指标和纵向指标共同分析风险程度。

如图5所示,横纵向二维碰撞风险预测模型评估逻辑如下:首先比较 $MTTC$ 与 $TTC_{lat}$ 的大小,在情况1( $MTTC > TTC_{lat}$ )内,仅关注纵向风险,若当前时刻 $MTTC$ 小于相应阈值,说明车辆存在追尾风险,须采取制动动作;在情况2( $MTTC < TTC_{lat}$ )内,横纵向二维风险均须被关注,若 $MTTC$ 与 $TTC_{lat}$ 同时小于阈值,说明车辆处于侧向碰撞和纵向追尾的综合风险中,须同时采取制动行为和回转转向盘以保证行驶安全。通过评估逻辑可知,风险模型基于指标阈值实时评估自车与目标车道前车之间的风险水平,当评估指标小于对应阈值时,两者之间存在潜在的碰撞冲突,须采取相应动作降低或避免事故伤害。



注:  $\mu_{MTTC}$ 、 $\mu_{TTC_{lat}}$  分别为指标  $MTTC$ 、 $TTC_{lat}$  阈值,当指标小于阈值时,车辆存在碰撞风险。

图5 横纵向二维碰撞风险预测模型逻辑图

基于异质车型阈值,使用二维碰撞风险预测模型识别验证集内的交通冲突事件,并通过与固定阈值模型对比验证有效性。High-D数据集的每帧数据均包含车辆id与轨迹数据,由此计算自车与目标车道前车相对参数,进而得到纵向指标 $MTTC$ 和横向时距 $TTC_{lat}$ 的参数值。如图6所示,每个散点代表由每帧数据计算得到的结果值,将结果图与阈值结合可识别出3种车辆交互类型,即正常交互、交通冲突(临近碰撞)及碰撞。图中交通冲突区域由两部分组成,与前文所述的两种情况相对应。在情况1中, $MTTC > TTC_{lat}$ (直线 $y=x$ 下方)事件的危险水平仅由

纵向指标决定,小于 $MTTC$ 阈值即为交通冲突。情况2则需横纵向指标协同评价,若 $MTTC$ 和 $TTC_{lat}$ 均小于阈值且大于0,则车辆交互类型为交通冲突;若两个指标同时小于或等于零,则两车交互类型为碰撞。由图6可见,碰撞区域占比最小,交通冲突事件稍多,正常行驶占据比例最大,与交通事件的一般规律相吻合。漏报/误报率是衡量模型性能的重要指标,计算公式为

$$FPR = \frac{FP - TP}{TP} \quad (6)$$

$$FNR = \frac{TP - FP}{TP} \quad (7)$$

式中: $FPR$ 为误报率; $FNR$ 为漏报率; $FP$ (false projection)为错误预测的事件数,即将正常交互判定为交通冲突; $TP$ (ture projection)为正确识别的交通冲突事件数量。

结果如图7所示,对于Truck-Truck,所提出的异质车型阈值模型与传统固定阈值模型的风险预测能力相近。但对于Car-Car、Car-Truck,全局固定阈值模型出现激进预测,可能诱发智能汽车产生“走-停-走-停”的异常行为。出现该现象的原因为轿车的风险指标整体分布偏小,但在货车的影响下全局固定阈值较大,导致部分正常交互被判定为交通冲突。通过考虑车辆动力学性能以及异质车型驾驶人对风险敏感度的差异,异质车型阈值模型在这两种组合中分别消除40.0%和41.7%的误报率,同时在Truck-Car中消除47.2%的漏报率。总之,轿车和货车耦合交通中异质车型相互作用,导致全局固定阈值无法准确识别交通冲突,而异质车型阈值模型解决了传统阈值模型过于保守或激进的缺陷,从而保证更准确的碰撞预测,使得预测结果与实际交通场景相吻合,且更符合人类的主观风险认知。

## 4 结论

实现交通冲突的准确识别以及碰撞风险的高效预测,对于提升智能汽车的行驶安全至关重要。现有研究多采用固定阈值评估风险,未考虑异质车型驾驶人对风险的主观认知差异,致使智能汽车的风险预测结果与人类驾驶人的主观认知风险存在一定偏差。针对上述挑战,基于HighD数据集开展研究,解析异质车型影响下驾驶人的风险认知差异,利用POT模型辨识异质车型阈值,最终提出横纵向二维风险耦合预测模型。主要结论如下。

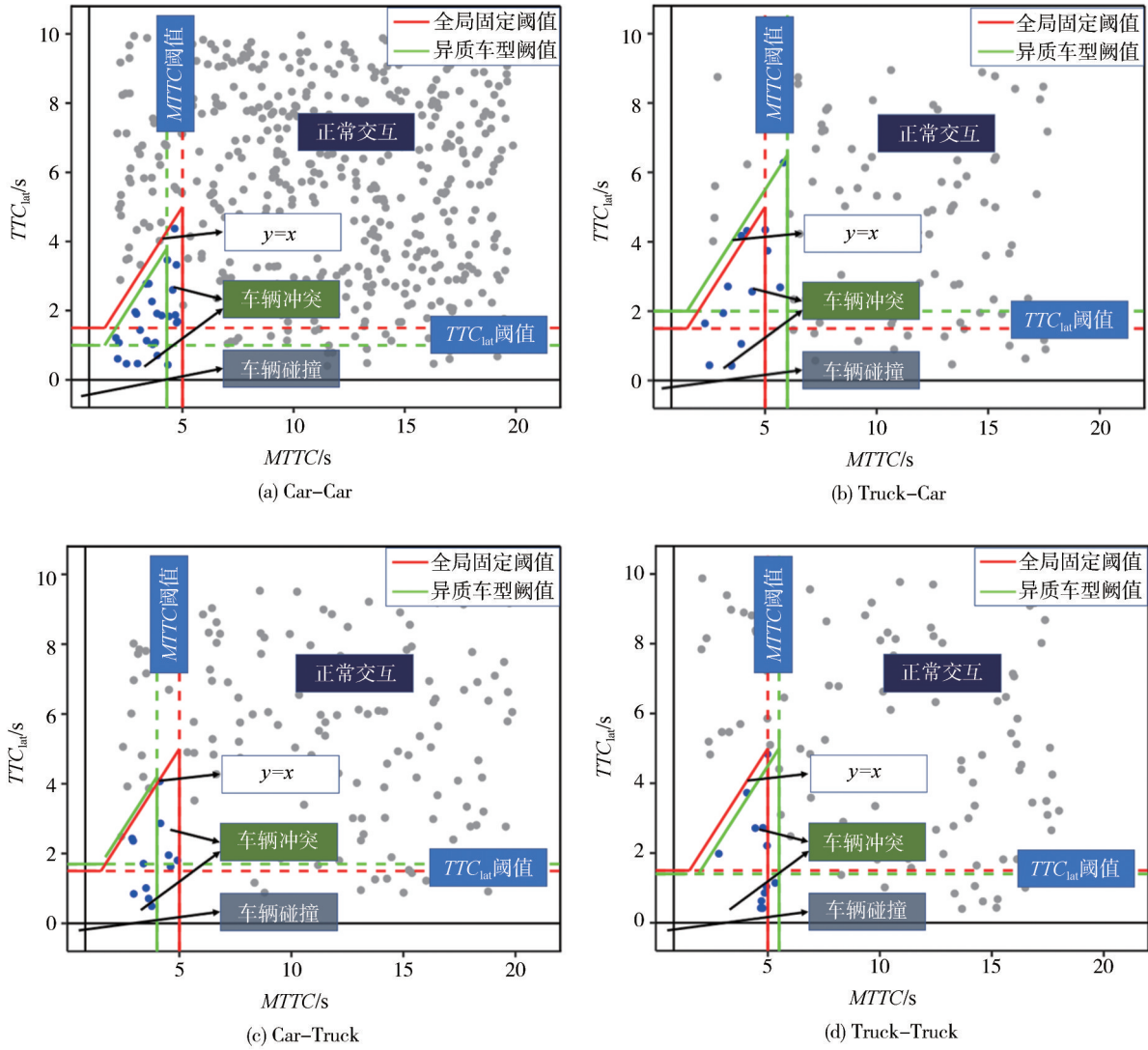


图6 风险预测模型辨识交通冲突

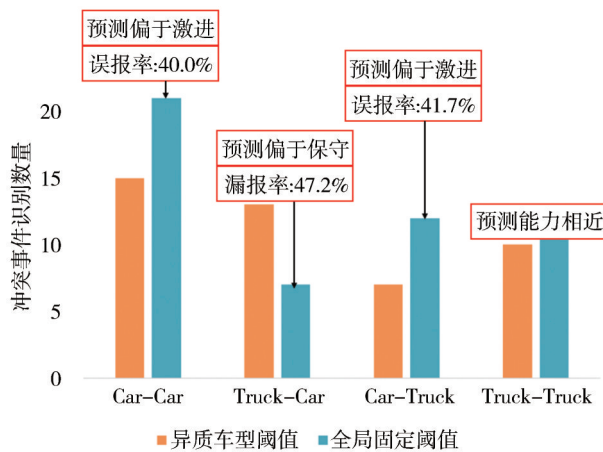


图7 交通冲突识别能力对比

(1)异质车型驾驶人风险敏感度分析方面,引入HighD自然驾驶数据集,依据制动行为及反应时间

定义危险场景,并筛选相应的车辆轨迹数据。通过分析危险工况下车辆的运动参数发现,Car-Car和Car-Truck的减速度均值最大,Truck-Car的最大减速度和减速度均值最小,说明异质交通下车辆动力学性能等因素的影响使得不同车型驾驶人的风险认知存在差异,分别倾向激进或谨慎驾驶。

(2)横纵向二维风险差异性解析方面,基于换道轨迹数据分析横纵向二维指标发现,在敏感程度和车辆动力学性能综合作用下,异质车型的换道风险分布存在差异。若采用传统的固定阈值方法,智能汽车无法准确评估风险,将产生与驾驶人认知不符的预测失准现象。引入POT模型辨识指标阈值,并计算全局固定阈值误差,实现失准程度的量化表征,发现对于存在轿车的车型组合,即Car-Car、Truck-Car、Car-Truck组合,全局固定阈值的预测失准率最

大,误差分别达到17.5%、20.85%、15.4%。

(3)风险预测建模方面,基于横纵向风险之间的关系,提出二维碰撞风险预测模型,与异质车型阈值相结合识别验证集内的交通冲突事件,并与传统固定阈值模型进行对比。结果发现:两种模型在Truck-Truck组合中的预测能力相近;在Car-Car、Car-Truck中,本文模型分别消除40%和41.7%的误报率;在Truck-Car中,消除47.2%的漏报率。由于忽略车型影响,传统固定阈值模型存在预测结果过于激进或保守的缺陷,而基于异质车型阈值的二维风险预测模型能够有效弥补此类不足。

在换道过程中,自行车与目标车道前车之间的关系为影响换道的重要因素之一。基于异质车型对交通冲突的差异化影响机制,所提出的模型可准确评估异质车型影响下横纵向二维耦合碰撞风险。在开发智能汽车决策系统以及传统汽车主动安全系统时,本研究可为自行车与目标车道前车之间的风险评估提供一定基础。未来进一步的研究可考虑道路条件、天气等实际环境参数的影响,以及碰撞位置和角度、周围其他车的波及性影响,以建立更为全面和准确的风险评估模型,为高等级智能汽车的落地提供支撑。

### 参考文献

- [1] NHTSA. NHTSA releases initial data on safety performance of advanced vehicle technologies[R]. Washington DC: National Highway Traffic Safety Administration, 2022.
- [2] 李勇滔,孙晨旭,郑伟光,等.基于毫米波雷达与视觉融合的碰撞预警[J].汽车工程,2023,45(9):1666-1676.  
LI Y T, SUN C X, ZHENG W G, et al. Collision warning based on fusion of millimeter wave radar and vision[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(9): 1666-1676.
- [3] ABDEL-ATY M, WANG Z J, ZHENG O, et al. Advances and applications of computer vision techniques in vehicle trajectory generation and surrogate traffic safety indicators [J]. Accident Analysis and Prevention, 2023, 191.
- [4] MAHAPATRA G, MAURYA A K, CHAKROBORTY P. Parametric study of microscopic two-dimensional traffic flow models: a literature review [J]. Canadian Journal of Civil Engineering, 2018, 45(11): 909-921.
- [5] WANG C, XIE Y, HUANG H, et al. A review of surrogate safety measures and their applications in connected and automated vehicles safety modeling [J]. Accident Analysis and Prevention, 2021, 157.
- [6] 吕能超,彭凌枫,吴超仲,等.区分冲突类型的路段实时碰撞风险预测模型[J].中国公路学报,2022,35(1):93-108.  
LYU N C, PENG L F, WU C Z, et al. Real-time crash-risk prediction model that distinguishes collision types[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 93-108.
- [7] 李霖,贺锦鹏,刘卫国,等.基于驾驶员紧急制动行为特征的危险估计算法[J].同济大学学报(自然科学版),2014,42(1):109-114.  
LI L, HE J P, LIU W G, et al. Threat assessment algorithm based on characteristics of driver emergency braking behavior[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2014, 42(1): 109-114.
- [8] 邹铁方,刘前程,魏亮.加装传统AEB后的未避免事故典型碰撞场景与事故特征[J].汽车工程,2023,45(6):1062-1072.  
ZOU T F, LIU Q C, WEI L. Typical collision scenarios and accident characteristics of accidents not avoided after installing traditional AEB[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(6): 1062-1072.
- [9] KATHURIA A, VEDAGIRI P. Evaluating pedestrian vehicle interaction dynamics at un-signalized intersections: a proactive approach for safety analysis[J]. Accident Analysis and Prevention, 2020, 134.
- [10] 龙文民,鲁光泉,石茜,等.基于驾驶人跟驰特性的前撞预警指标与阈值确定方法[J].汽车工程,2022,44(9):1339-1349,1371.  
LONG W M, LU G Q, SHI X, et al. Determination method of forward collision warning indicator and threshold based on drivers' car-following characteristics[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(9): 1339-1349, 1371.
- [11] 刘庆华,邱修林,谢礼猛,等.基于行驶车速的车辆防撞时间预警算法[J].农业工程学报,2017,33(12):99-106.  
LIU Q H, QIU X L, XIE L M, et al. Anti-collision warning time algorithm based on driving speed of vehicle [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(12): 99-106.
- [12] KUMAR A, MUDGAL A. Effect of vehicle size on crash risk in a heterogeneous traffic scenario: a bivariate extreme value approach [J]. Transportation Letters—the International Journal of Transportation Research, 2023.
- [13] WANG J, ZHANG Z, LIU F, et al. Investigating heterogeneous car-following behaviors of different vehicle types, traffic densities and road types[J]. Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, 2021, 9: 100315.
- [14] KRAJEWSKI R, BOCK J, KLOEKER L, et al. The HighD Dataset: a drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on German highways for validation of highly automated driving systems [C]. New York: IEEE, 2018: 2118-2125.
- [15] 刘巧斌,杨路,高博麟,等.基于认知风险动态平衡的智能汽车跟车模型[J].汽车工程,2022,44(11):1627-1635.  
LIU Q B, YANG L, GAO B L, et al. Car following model for intelligent vehicles based on dynamic balance of perception risk[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(11): 1627-1635.
- [16] BORSOS A. Application of bivariate extreme value models to describe the joint behavior of temporal and speed related surrogate measures of safety [J]. Accident Analysis and Prevention, 2021, 159.

(下转第1456页)