

基于反事实推断的自动驾驶路测险态场景推演

涂辉招¹, 刘建泉¹, 卫雨桐², 王万锦³, 郭静秋¹, 汪敏¹

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 交通运输部 公路科学研究院, 北京 100088;

3. 交通运输部 规划研究院, 北京 100028)

摘要: 以自动驾驶接管案例数据为基础, 辨析接管干预类型及其与场景要素的关系, 构建自动驾驶路测信任接管、避险接管及优化接管 3 类险态场景; 通过搭建 CARLA-SUMO 联合仿真平台, 以反事实推断方法还原原险态场景, 利用路测实际数据训练自动驾驶车辆模型, 并推演险态场景下自动驾驶运行状况, 从安全、效率、舒适度等维度提出自动驾驶智能行驶水平评价指标。分析表明, 反事实推断方法在实现自动驾驶路测险态场景推演方面具有优异表现; 同类险态场景下自动驾驶小客车智能行驶水平优于卡车; 不同类险态场景的场景要素差异性显著, 且相较于其他类型接管场景, 避险接管场景自动驾驶智能行驶水平更为可靠。

关键词: 交通运输; 自动驾驶路测; 接管干预; 险态场景; 反事实推断

中图分类号: U491

文献标志码: A

Autonomous Driving Road Test Risk Scenario Inference Based on Counterfactual Analysis

TU Hui Zhao¹, LIU Jianquan¹, WEI Yutong², WANG Wanjin³, GUO Jingqiu¹, WANG Min¹

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Research Institute of Highway Ministry of Transport, Beijing 100088, China; 3. Transport Planning and Research Institute, Ministry of Transport, Beijing 100028, China)

Abstract: Based on the data of takeover cases in autonomous driving road testing, this paper analyzes the types of takeover interventions, and sets up three types of risky scenarios: trust, risk-avoidance, and optimization takeovers. By developing a CARLA-SUMO joint simulation

platform under the OpenCDA framework and using the counterfactual inference method, the operating conditions of autonomous driving in risky scenarios are deduced from the road-testing datasets. From the perspectives of safety, efficiency, comfort, etc., multi-dimensional evaluation indicators for the intelligent driving level of autonomous driving are proposed. The results show that the counterfactual inference method is capable of achieving the deduction of risky scenarios under the takeover conditions. In similar risky scenarios, the intelligent driving of autonomous passenger cars is better than that of trucks. The differences in fundamental elements and operational indicators among risky scenarios are significant, and intelligent driving in risk-avoidance takeover scenarios is more reliable compared to trust takeover scenarios.

Keywords: transportation; autonomous driving road testing; takeover intervention; risky scenario; counterfactual inference

为抢占自动驾驶科技制高点, 世界各国均大力推动自动驾驶道路测试(路测)^[1]。为保障路测安全性, 通常会配备安全员。安全员判断路测过程中有安全风险, 且自动驾驶车辆不能自行处理当前任务时, 会发起接管干预^[2]。基于接管干预的自动驾驶车辆驾驶能力分析通常存在 2 类问题: ①安全员高估自动驾驶车辆能力而未及时接管干预, 导致事故发生; ②安全员低估自动驾驶车辆能力造成非必要接管干预。因此, 自动驾驶脱离率(即自动驾驶系统无法维持自动驾驶模式而发生脱离的比率)居高不下

收稿日期: 2024-05-11

基金项目: 上海市科委项目(22dz1203400); 国家自然科学基金(52372339)

第一作者: 涂辉招, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为交通风险管理, 智能网联汽车与智慧交通, 交通行为分析和交通规划等。E-mail: huizhaotu@tongji.edu.cn

通信作者: 王万锦, 工学硕士, 主要研究方向为交通规划, 智能网联汽车与智慧交通。

E-mail: wanjin.wang@foxmail.com

郭静秋, 副教授, 经济学博士, 主要研究方向为驾驶行为建模, 交通经济学等。

E-mail: guojingqiu@hotmail.com



论文
拓展
介绍

下,导致脱离情形下“险态场景”自动驾驶车辆行驶数据出现断点,制约着自动驾驶车辆真实驾驶能力评估。

相关研究^[3-5]探讨了基于仿真推演推断自动驾驶车辆在“不接管干预”下的驾驶行为状态。基于如Prescan^[6]、CARLA^[7]、PTV Vissim^[8]、SUMO^[9]等仿真推演平台^[10-11]组成测试工具链,模拟推演接管干预场景。但无论是端对端的模型^[12-13]还是物理模型,如元胞自动机模型、Gipps换道模型^[14-15]等,大都基于车辆轨迹数据进行模型和参数训练,缺少实际接管干预数据作为输入,因此不能完全反映自动驾驶车辆路测过程中的实际行为。部分企业尝试基于事故数据开展研究,如Waymo对其自动驾驶车辆路测事故数据进行模拟推演并归纳事故原因^[16]。但事故数据相对稀缺且敏感不开源,更多关注的是测试车辆本身而忽视周边场景要素^[2, 17-20]。

本文基于自动驾驶路测实际接管干预数据,分析接管干预过程中的交通参与者、车辆、道路、交通环境等要素,通过联合仿真平台构建险态场景,利用反事实推断方法推演不接管干预的险态场景下自动驾驶车辆的驾驶表现,最后通过不同场景不同类型车辆的案例分析验证所提出模型与方法的有效性。

1 模型与方法

1.1 名词定义

接管干预:为优化自动驾驶车辆的驾驶行为或避免发生事故,安全员对自动驾驶车辆的人工干预操作。**险态场景:**自动驾驶智能水平不足引发自动驾驶系统脱离情景下的危险场景。本文基于前序研究^[21],将险态场景分为避险接管场景、信任接管场景、优化接管场景3类。**避险接管:**安全员判定当前测试存在风险,对车辆进行接管干预,以保证行驶安全^[2]。**信任接管:**测试环境无碰撞风险,但安全员对测试车辆自动驾驶能力的信任度不足,发起接管车辆脱离自动模式。**优化接管:**测试环境无碰撞风险,安全员根据经验及交通情况等判断车辆可以有更好的行驶表现,发起接管以调整线路或改变行驶速度。**场景要素:**包括自动驾驶路测过程中安全员要素、测试车辆要素、交通及环境要素、碰撞类型要素。**智能行驶水平:**反映自动驾驶车辆综合驾驶能力,从安全、效率、舒适度3个方面综合评价。

1.2 险态场景要素解析

通过目标群体指数(target group index, TGI)构

建各场景要素和3类险态场景之间的关系。TGI指数可体现各场景要素在不同类险态场景中的典型表现,以占比优势的变量水平作为此类场景的特征^[22]。

$$I_{m,n} = \frac{P_{m,n}}{P_m} \times 100 \quad (1)$$

式中: $I_{m,n}$ 为场景要素 m 类特征在 n 类险态场景下的目标群体指数; $P_{m,n}$ 为场景要素 m 类特征在 n 类险态场景下出现频率; P_m 为场景要素 m 类特征在所有险态场景下出现频率。

1.3 险态场景构建方法

基于OpenCDA全栈式架构^[23]搭建场景,将驾驶系统和两种仿真软件CARLA(catalysis research laboratory)和SUMO(simulation of urban mobility)封装在一起,实现车辆与各场景要素交互仿真。通过深度Q学习(deep q-learning network, DQN)算法对CARLA内置的端到端深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)模型^[24]进行改进,并基于实际数据中提取的奖励信号训练自动驾驶车辆。利用经验重放和目标网络机制稳定价值函数估计,降低对特定领域知识的要求,提高算法泛化能力,具体实现方法可参见文献^[25]。人工驾驶跟驰模型采用智能驾驶人模型IDM(intelligent driver model)^[26]。险态场景构建的数据流如图1所示。

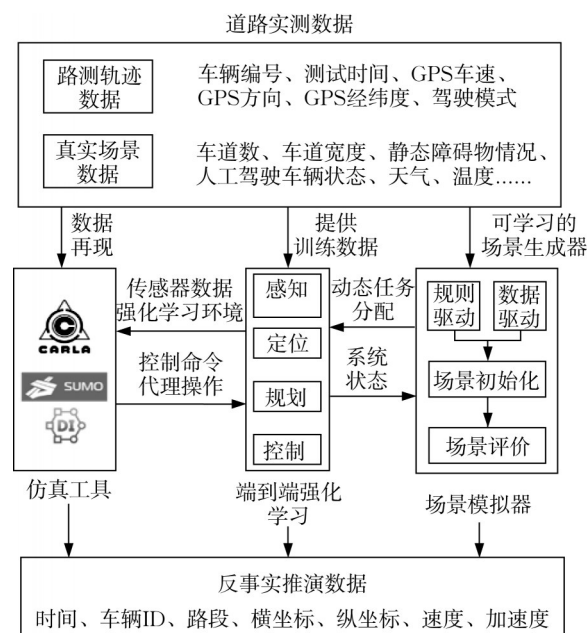


图1 自动驾驶道路测试险态场景数据流示意图

Fig. 1 Data flow for risky scenarios of autonomous driving road testing

基于实测数据中车辆运行特征标定车辆参数,自动驾驶和人工驾驶车辆的参数设置如表1所示。

1.4 仿真推演方法

通过反事实推断方法,将场景要素特征矩阵作为内生自变量 X ,是否接管干预作为外生自变量 U ,是否发生事故作为因变量 Y 。是否发生事故受内生自变量 X 和外生自变量 U 共同影响,则有

$$\begin{cases} Y = k_1 X + k_2 U + \delta \\ U = eX \end{cases} \quad (2)$$

式中: k_1, k_2 分别为内生自变量和外生自变量系数; e

为相关系数; δ 为常数。

通过构建未观测变量 U_X 来表征内生自变量 X 和外生自变量 U 之间的关系,则(2)可变换为

$$Y = k_1 X + k_2 U + k_c U_X + \delta \quad (3)$$

式中: k_c 为未观测变量相关系数。

反事实推断方法示意图如图2所示。

表1 车辆参数设置

Tab. 1 Setting of vehicle parameters

设置对象	对应模块	参数对象	属性
自动驾驶车辆	感知	摄像头	摄像头数量:3个
	决策控制	激光雷达	激光雷达:32线,水平视野,旋转频率20 Hz,每秒激光点数100 000,最高角度10°,最低角度-30°
人工驾驶车辆	跟驰	DQN算法	奖励信号:朝目标行驶的速度和距离,碰撞统计,与人行道重叠与否,与对面车道重叠的加权
	换道	IDM模型	最小车距:2.5 m;加速度:2.6 m·s ⁻² ;一般最大减速度:4.5 m·s ⁻²
		LC2013	小客车尺寸:宽1.8 m,长5.0 m,高1.5 m;比例系数 α :4

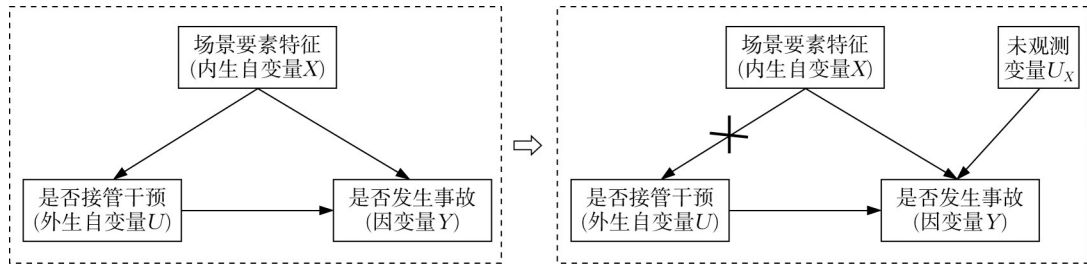


图2 反事实推断方法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of counterfactual analysis

1.5 智能行驶水平评价

基于反事实推断结果进行推演并评价,从安全、效率及舒适度3方面评价自动驾驶智能行驶水平。

1.5.1 安全指标

选取碰撞时距 T_c 和避免碰撞减速率 D 作为安全评价指标,其计算方法分别为

$$T_c = \begin{cases} G/v_f - v_1 & v_f > v_1 \\ \infty & v_f \leq v_1 \end{cases} \quad (4)$$

$$D = \begin{cases} (v_f - v_1)^2/G & v_f > v_1 \\ 0 & v_f \leq v_1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: G 为后车车头到前车车尾的间距; v_f 和 v_1 分别为后车和前车的速度。

1.5.2 效率指标

提出以智能行驶速度差和智能行驶速度差异率作为效率评价指标。智能行驶速度差指自动驾驶车辆的推演行驶速度与同场景路测人工接管后行驶速度差值,其值越大则推演的智能行驶效率提升越高。

$$\Delta v = v_{Simulation} - v_{Real} \quad (6)$$

式中: $v_{Simulation}$ 为仿真推演中自动驾驶车辆速度; v_{Real}

为同场景路测人工接管后车辆速度。

智能行驶速度差异率表征效率提升比例,即

$$\sigma = \frac{\Delta v}{v_{Real}} \times 100\% \quad (7)$$

1.5.3 舒适度指标

选取纵向加速度 a_x 、横向加速度 a_y 、纵向急动度 J_x 和横向急动度 J_y 作为舒适度评价指标。纵向加速度体现在车辆的前进方向中,如果在加减速过程中纵向加速度较小,转换平滑,则说明舒适性较高。

$$a_x = \frac{\Delta v_x}{\Delta T} \quad (8)$$

式中: ΔT 为数据采集时间差; Δv_x 为 ΔT 时间内的纵向车速差。 a_x 绝对值均值越大,表明其舒适度越差。

自动驾驶车辆在转弯时,如果加速度较小,则说明其自动驾驶舒适性比较高。

$$a_y = \frac{\Delta v_y}{\Delta T} \quad (9)$$

式中: Δv_y 为 ΔT 时间内的横向车速差。 a_y 绝对值均值越大,表明其舒适度越差。

参考美国国家公路与运输协会^[27]和 Saptodi 等^[28]的研究。确定纵向及横向加速度的舒适度阈值分别为 $-3.43\sim 0.87\text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$, $-0.18\sim 0.23\text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ 。

急动度指车辆加速和减速时的突变程度,加速度猛烈变化会导致舒适度下降^[29]。

$$J_x = \frac{\Delta a_x}{\Delta T} \quad (10)$$

$$J_y = \frac{\Delta a_y}{\Delta T} \quad (11)$$

式(10)、(11)中: Δa_x 、 Δa_y 分别为 ΔT 时间内的纵向、横向加速度差。参考文献[21]对稳定接管干预模式的分析,确定纵向急动度阈值为 $-3.00\sim 3.40\text{ m}\cdot\text{s}^{-3}$,横向急动度阈值为 $-3.10\sim 4.30\text{ m}\cdot\text{s}^{-3}$ 。

2 案例分析

2.1 路测接管干预数据

路测数据来源于2021至2022年间自动驾驶城市道路测试,包括自动驾驶车辆和周边车辆轨迹数据、安全员监测视频数据和感知摄像头视频数据等。对多源数据进行标准化处理,并修复数据质量问题^[30]。由处理后共的700个自动驾驶小客车和卡车接管干预样本组成数据集,每个样本采集接管干预前后各20 s数据。

2.2 不同险态场景要素解析结果

对避险接管、信任接管、优化接管3类险态场景下场要素进行TGI指数计算,结果如表2所示。

表2 各险态场景下场要素TGI指数计算

Tab. 2 Calculation of TGI index of scenario elements under each risky scenario

场景要素	要素特征	避险接管	信任接管	优化接管	场景要素	要素特征	避险接管	信任接管	优化接管
安全员精神状态	谨慎	133.1	96.1	74.3	道路平整度	平整	118.4	98.9	94.0
	正常	75.4	111.6	61.6		一般	67.8	124.1	123.1
	放松	78.1	51.7	108.5	坡度	无坡度	100.9	100.5	98.2
安全员动作	踩油门加速	65.9	86.6	162.3		有坡度	0	0	400.0
	踩踏板制动	146.1	98.1	55.8	中央分隔带类型	物理隔离	105.8	95.1	104.2
	转动方向盘	95.1	123.5	97.8		中间划线	86.6	111.3	90.2
	双手放置方向盘后无其他操作	97.4	100.6	101.4		<20	79.7	99.1	122.7
车辆速度	不变	88.0	103.1	105.7	交通流情况/(pcu·h ⁻¹)	[20,150)	69.6	125.8	97.5
	加速	53.0	76.6	198.2		[150,300)	94.5	112.4	100.5
	减速	166.8	74.7	0		[300,600)	115.8	88.2	108.9
测试区域	快速路	113.2	125.7	135.9		≥600	146.9	97.5	57.2
	城市道路	118.7	92.6	96.6	周边车辆状况	无车辆	64.0	112.6	131.3
	厂区道路	45.9	139.8	70.6		周边车超车	127.9	92.6	65.7
	直线段	122.3	96.6	105.0		周边车变道	108.0	111.5	69.3
路段	合流主线	100.5	146.4	75.6		周边车制动	125.7	94.2	64.5
	分流主线	81.0	78.0	166.4		其余状况	100.2	86.5	66.7
	匝道	77.2	55.7	217.9	周边车辆数量(安全车距内)	0	60.2	98.1	145.0
	曲线段	124.7	90.0	96.0		1	123.0	107.0	61.5
	交叉口	96.9	120.8	58.8		2	112.3	81.7	86.5
	收费口	86.8	125.4	59.4		3	127.9	61.6	153.2
限速/(km·h ⁻¹)	≤40	91.0	80.3	84.9	天气	晴天	126.7	126.7	93.2
	(40,80)	33.9	161.3	207.1		多云	94.7	87.4	121.9
	≥80	107.6	94.5	103.9		阴天	92.0	122.8	102.0
	2	90.7	75.2	159.4		下雨	23.8	96.1	122.3
车道数	3	98.9	136.0	28.8		雾或霾	91.2	97.5	103.9
	4	123.3	121.2	94.2	日夜状况	日间	86.3	108.7	95.4
	良好	135.2	100.0	94.7		夜间	125.2	83.9	108.3
设施整体情况	中	103.7	88.9	119.8	直接碰撞风险	是	219.4	89.4	0
	差	36.8	141.8	75.6		否	40.1	105.3	150.2
	充分	106.7	98.7	119.4					
标志标线	一般	82.9	100.5	90.3					

避险接管的场景要素以高交通量等动态要素为主,存在直接冲突且易于识别,安全员需要快速调整以保证安全;信任接管的场景要素以合流主线、复杂设施整体情况等静态要素为主,没有直接发生冲突

但存在潜在风险,安全员对车辆发起接管主要为了防止未观测到的潜在风险发生。而优化接管的场景要素相对单一,且整体要素特征较好,接管目的是优化效率。基于TGI分析结果得到各险态场景典型画

像如表3所示。

表3 TGI指数构建典型画像
Tab. 3 Typical portraits of TGI index building

场景要素		避险接管	信任接管	优化接管	
安全员	安全员精神状态	谨慎	正常	放松	
	安全员动作	进行制动并不断观测后视镜	转动方向盘 或双手放置方向盘但无操作	加速并观测后视镜	
测试车	车辆速度	减速	减速或不变	加速	
	测试区域 路段	城市路及快速路 曲线段、直线段	快速路或厂区道路 交叉口、合流主线及收费口	快速路 匝道、分流主线	
交通及环境要素	限速/(km·h ⁻¹)	≥80	[40,80)	[40,80)	
	车道数	≥4	≥3	2	
	道路设施情况	设施整体情况	良好	差	中
		标志标线	充分	一般	充分
		道路平整度	平整	一般	一般
		坡度	无坡度	无坡度	有坡度
	中央分隔带类型	物理隔离	中间划线	物理隔离	
	交通流情况/(pcu·h ⁻¹)	≥300	[20,300)	<20	
	周边车辆状况	周边车辆超车或前方车辆制动	无车辆或周边车辆变道	无车辆	
	周边车辆数量(安全车距内)	≥3	(0,3)	0	
天气状况	阴天	晴天	多云或雨天		
日夜状况	夜间	日间	夜间		
碰撞风险	是否存在碰撞风险	是	否	否	

避险接管与信任接管场景下的接管干预存在必要性,而优化接管不论接管目的还是场景画像均体现不出接管干预的绝对必要性。本文主要面向避险接管与信任接管场景进行仿真推演和智能行驶水平评价。

2.3 不同险态场景仿真推演

2.3.1 仿真设置

以避险与信任接管两类险态场景下的场景要素及接管干预前的实测数据作为仿真场景构建中场景属性值进行输入。初始设置:信任接管场景下,自动驾驶车辆行驶在快速路最左侧车道,当前车道前方存在低速行驶车辆,右侧相邻车道存在并行车辆以及前方存在较高速行驶的车辆;避险接管场景下,自动驾驶车辆行驶在快速路最左侧车道,周边与前方均有多辆人工驾驶车辆。仿真场景中不设置安全员接管操作,由自动驾驶车辆以自动驾驶模式行驶全程。参数设置:仿真步长0.05 s。仿真测试结果输出数据包括每一次具体场景测试中碰撞的有无、自动驾驶车辆和环境车辆的20 Hz实时坐标、速度、加速度、角度等。

2.3.2 信任接管场景仿真推演过程

自动驾驶路测中车辆在快速路主路行驶,经过合流段被安全员接管并平稳通过。在反事实推断过程中,自动驾驶小客车在交汇中变道后平稳行驶过合流区,但自动驾驶卡车避让失败并与人工车辆发生了碰撞(图3)。图4给出了信任接管场景车辆行

驶轨迹。推演中自动驾驶卡车倾向于抢先通过合流段,容易造成跟车距离过近等较为极限的场景,与实测中安全员接管相比安全性较差。



a 自动驾驶小客车仿真 b 自动驾驶卡车仿真

图3 信任接管场景中车辆合流处示意图

Fig. 3 Diagram of vehicle confluence in trust takeover scenario

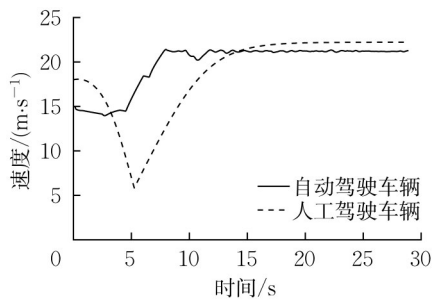
2.3.3 避险接管场景仿真推演过程

自动驾驶路测中快速路车流量较高,当车辆前方存在低速车辆或周边车辆超车时,安全员会发起接管并制动以平稳行驶。在反事实推断过程中,自动驾驶小客车与卡车两种车型均安全驶过该路段(图5)。图6给出了信任接管场景车辆行驶轨迹。在避险接管场景下仿真推演均采取了制动规避,与安全员接管类似;但速度期望偏高,部分时段决策较为激进,同时频繁的加减速会造成乘客舒适不好等不良影响。

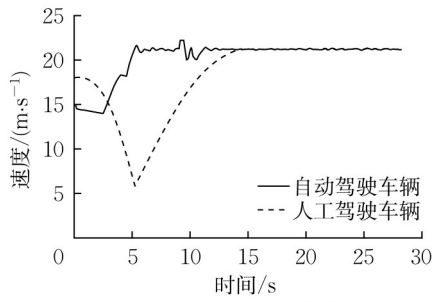
2.4 不同险态场景下智能行驶水平评价

2.4.1 信任接管场景智能行驶水平

图7给出了信任接管场景安全度评价分项指



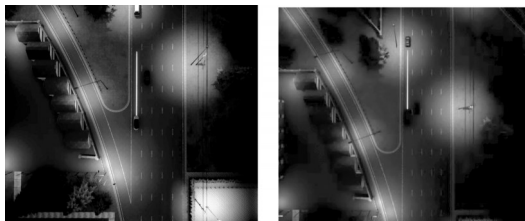
a 自动驾驶小客车仿真



b 自动驾驶卡车仿真

图 4 信任接管场景中车辆速度

Fig. 4 Vehicle speed results in trust takeover scenario



a 自动驾驶小客车仿真

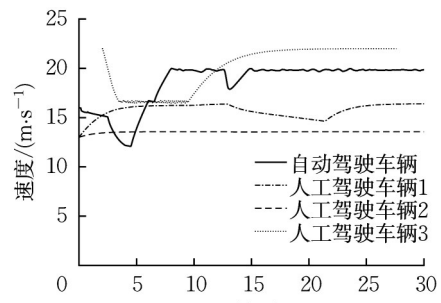
b 自动驾驶卡车仿真

图 5 避险接管场景中车辆仿真推演示意

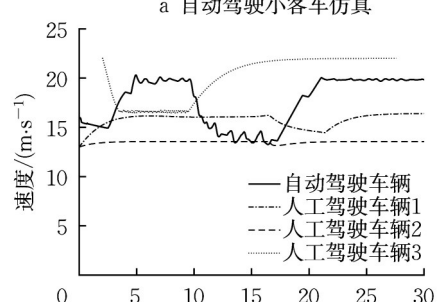
Fig. 5 Diagram of vehicle confluence in risk avoidance takeover scenario

标。自动驾驶小客车在 5.5~7.2 s 期间与人工驾驶车辆在跟驰过程中 T_c 低于阈值; D 整体处于阈值边界情况, 表征车辆虽处于发生碰撞事故的险态, 但车辆自动操作避免了碰撞。自动驾驶卡车在 5.5~6.7 s 与 7.7~8.2 s 两段时间内 T_c 减小至 0 s, 且其 D 快速增加, 期间发生碰撞, 安全度差。而安全员在此类场景都及时发起接管, 减速以保证平稳驶过。

图 8 给出了信任接管场景效率度评价分项指标。自动驾驶小客车和卡车在行驶过程中智能行驶速度差与其系数均为先增加、中间较为平稳后期又逐渐增大, 表明仿真推演过程中自动驾驶车辆的行驶效率较高且效率处于累积提升的状态。其中自动驾驶卡车速度提升较早, 在行驶过程中效率优于自动驾驶小客车, 但结合安全度考虑过于追求效率可能导致安全性



a 自动驾驶小客车仿真



b 自动驾驶卡车仿真

图 6 避险接管场景中车辆速度

Fig. 6 Vehicle speed results in risk avoidance takeover scenario

降低甚至发生事故。

图 9 给出了信任接管场景舒适度评价分项指标。自动驾驶小客车和卡车均有超过舒适度阈值的情况出现, 其中急动度瞬时极值出现 $100 \text{ m} \cdot \text{s}^{-3}$ 。两种车型的测试车与实际接管中的车辆情况对比, 其加减速以及高急动情况均多于实测数据, 即表明自动驾驶测试车的舒适度低于安全员接管情况。小客车的纵向指标绝对值更集中在 0 附近, 表明纵向舒适度比卡车较好; 横向指标两者分布类似, 且舒适阈值内自动驾驶小客车比例略低于卡车, 即横向舒适度情况一致。表明当前路测过程中测试车对于舒适性的控制仍不足。信任接管险态场景下, 自动驾驶车辆对险态场景要素应对能力、智能行驶水平均有待提升; 特别是卡车等大型车, 安全员应当更加谨慎以确保其测试过程的安全性。

2.4.2 避险接管场景智能行驶水平

图 10 给出了避险接管场景安全度评价分项指标。自动驾驶小客车 T_c 一直高于阈值, 受前方车辆影响在 12.5 s 时自动驾驶车辆制动以避免跟车过近, 保障安全状态; D 整体低于阈值, 且较为稳定, 表征车辆处于安全可控状态。自动驾驶卡车则在 9.5 s 附近 T_c 位于阈值边界略低于阈值, 车辆此时判定安全性受影响及时制动, T_c 不断上升保持行车安全;

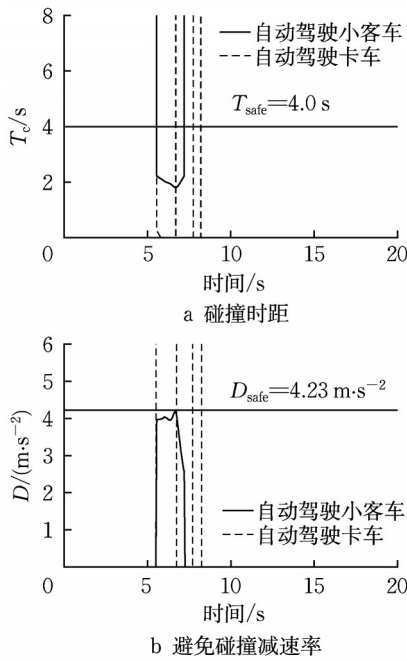


图 7 信任接管场景安全度评价分项指标

Fig. 7 Safety evaluation index in trust takeover scenario

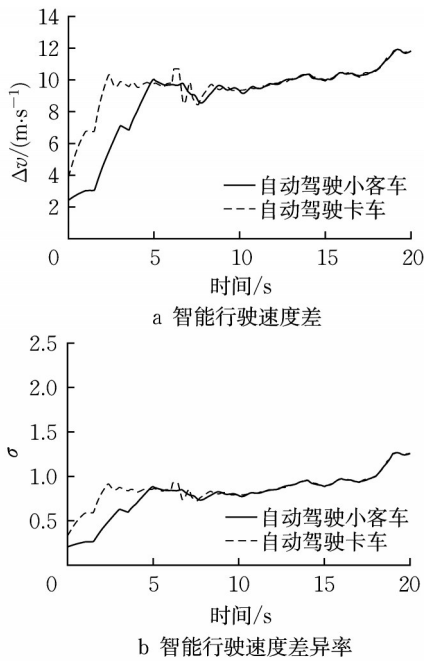


图 8 信任接管场景效率度评价分项指标

Fig. 8 Efficiency evaluation index in trust takeover scenario

D 值始终低于阈值无碰撞风险。

图 11 给出了避险接管场景效率度评价分项指标。自动驾驶小客车整体速度均高于安全员接管速度,智能行驶速度差系数整体呈上升趋势,仅仿真初期以及仿真进行到 15.0 s 之后系数有所下降;而自

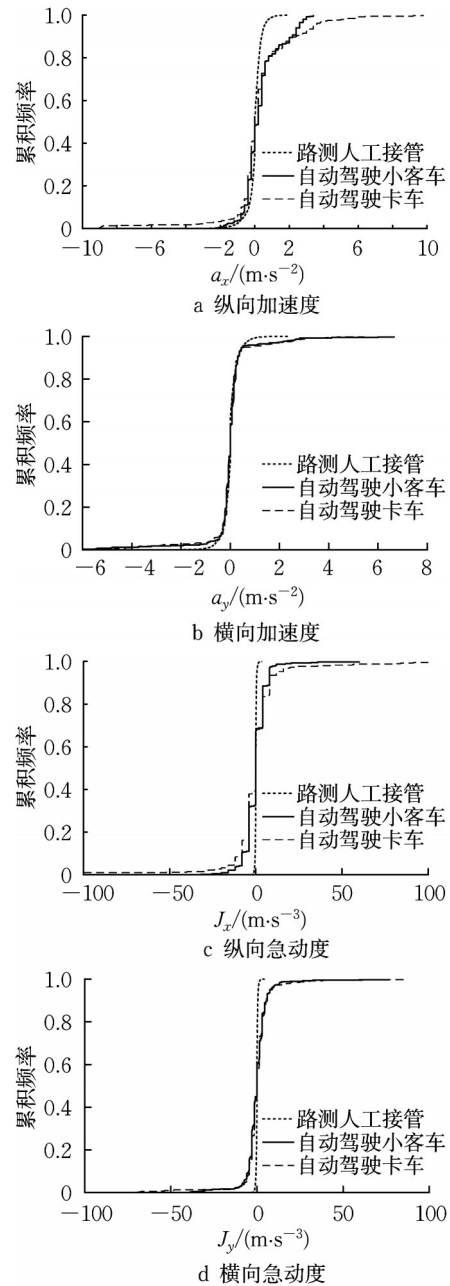


图 9 信任接管场景舒适度评价分项指标

Fig. 9 Comfort evaluation index in trust takeover scenario

动驾驶卡车智能行驶速度差均高于人工接管速度,但其在仿真中期受周边车辆碰撞风险影响减速,其速度差与系数均有所下降。整体仿真推演过程中不同车型的自动驾驶车辆行驶效率较高且效率处于累积提升的状态。

图 12 给出了避险接管场景舒适度评价分项指标。两种车型与实际接管车辆对比,其纵向加速度与横纵急动度分布均较分散,舒适度较低;仅横向加速度分布情况较为集中且略优于人工接管车辆,表明在测试车横向速度控制中较好。与信任接管场景

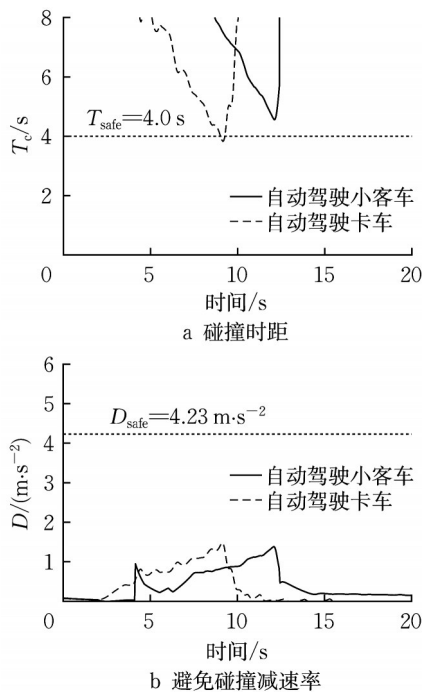


图10 避险接管场景安全度评价分项指标

Fig. 10 Safety evaluation index in risk avoidance takeover scenario

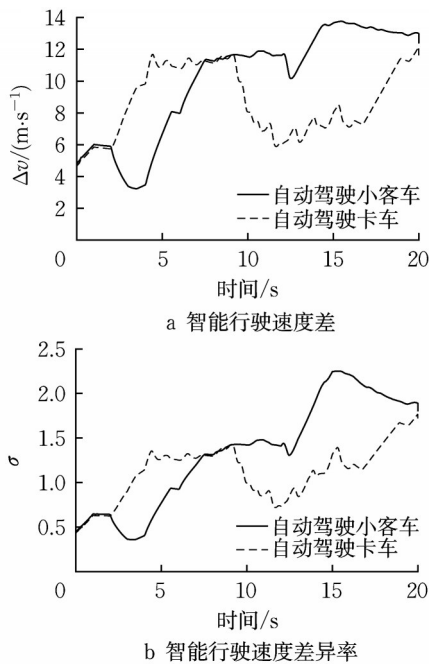


图11 避险接管场景效率度评价分项指标

Fig. 11 Efficiency evaluation index in risk avoidance takeover scenario

比较,整体横向舒适度略好。避险接管场景下自动驾驶车辆的智能行驶水平高于信任接管场景,但与接管实况表现仍有差距,需要在优化安全性基础上兼顾其他维度表现,提高智能行驶水平。

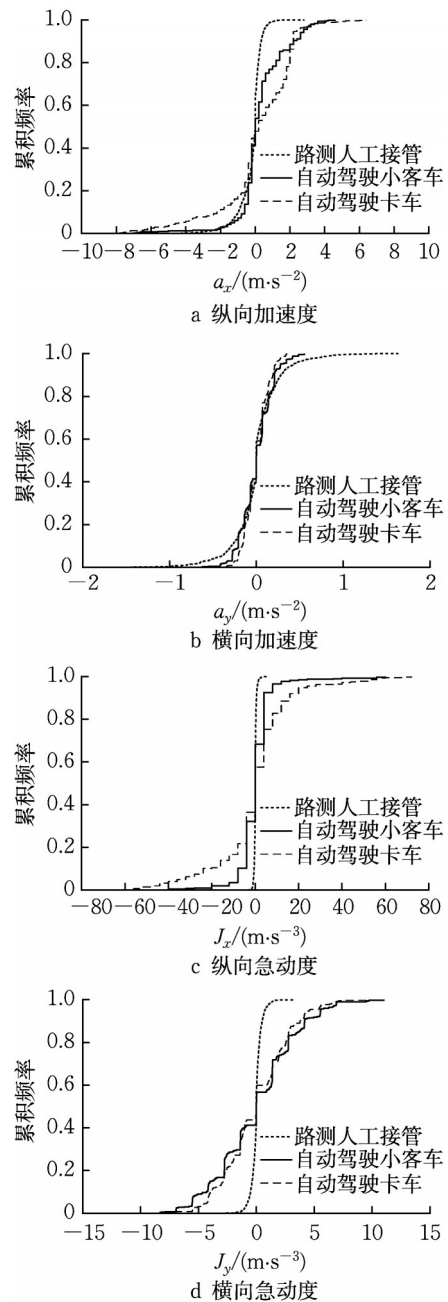


图12 避险接管场景舒适度评价分项指标

Fig. 12 Comfort evaluation index in risk avoidance takeover scenario

3 结论

本研究分析自动驾驶路测安全员接管干预情景并辨析险态场景,以实测数据驱动,构建自动驾驶路测险态场景OpenCDA联合仿真推演架构,并提出自动驾驶智能行驶水平评价指标。分析表明:

(1) 自动驾驶路测险态场景的要素特征存在显著差异性,主要分为信任接管、避险接管及优化接管。

(2)针对安全员接管干预导致车辆轨迹数据出现断点和缺失的问题,以自动驾驶实测数据驱动,基于自动驾驶车辆在对应险态场景中不接管运行的反事实推断方法开展仿真推演,可较好的地实现自动驾驶险态场景下建模与评价。

(3)融合自动驾驶路测实际数据与险态场景仿真推演,从安全、效率、舒适度等多维度评价自动驾驶路测险态场景下智能行驶水平,可综合表征自动驾驶车辆的实际智能行驶水平。

研究成果可为提升自动驾驶路测评价的可解释性和有效性提供支撑,具有较好的实际应用价值。后续研究中,将进一步扩展数据和仿真的覆盖度;同时,随着车辆学习算法的提升与开源,可基于不同等级(L0~L5)自动驾驶车辆的道路测试数据,量化评价各等级自动驾驶车辆的智能行驶水平。

作者贡献声明:

涂辉招:总体架构,研究方法,结果讨论,论文润色。
刘建泉:研究方法,思路梳理,结果分析,结论总结。
卫雨桐:研究思路,指标确定,研究方法,论文润色。
王万锦:数据处理,模型构建,实证分析,文献综述。
郭静秋:数据处理,平台搭建,研究方法,结果讨论。
汪敏:仿真分析,平台搭建,模型验证,文献综述。

参考文献:

- [1] 马艳. 智能网联汽车进入发展新阶段 [N]. 中国工业报, 2023-09-22(4).
MA Yan. The new development stage of intelligent connected vehicles [N]. China Industrial News, 2023-09-22(4).
- [2] 涂辉招, 崔航, 鹿畅, 等. 面向自动驾驶路测驾驶能力评估的避险脱离率模型 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2020, 48(11): 1562.
TU Huizhao, CUI Hang, LU Chang, *et al.* A risk-avoidance disengagement frequency model for assessing driving ability of autonomous vehicles in road testing [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2020, 48(11): 1562.
- [3] 余荣杰, 田野, 孙剑. 高等级自动驾驶汽车虚拟测试: 研究进展与前沿 [J]. 中国公路学报, 2020, 33(11): 125.
YU Rongjie, TIAN Ye, SUN Jian. Highly automated vehicle virtual testing: a review of recent developments and research frontiers [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(11): 125.
- [4] PEREIRA J L, ROSSETTI R J. An integrated architecture for autonomous vehicles simulation [C]// Proceedings of the 27th annual ACM symposium on applied computing. Riviere: ACM Symposium, 2012:1-8.
- [5] 康诚, 严欣, 唐晓峰. 智能网联汽车自动驾驶仿真测试技术研究综述 [J]. 时代汽车, 2022(22): 3.
- KANG Cheng, YAN Xin, TANG Xiaofeng. Summary of research on simulation test technology of intelligent networked vehicle automatic driving [J]. Times Automobile, 2022(22): 3.
- [6] 清华大学苏州汽车研究院, 广汽研究院智能网联技术研发中心, 中国汽车技术研究中心智能汽车研究室暨汽车软件测评中心, 等. 中国自动驾驶仿真技术研究报告 [R]. 苏州: 清华大学苏州汽车研究院, 2019.
Tsinghua University Suzhou Automotive Research Institute, Gac Research Institute Intelligent Connected Technology R&D Center, China Automotive Technology Research Center Intelligent Vehicle Research Laboratory and Automotive Software Testing Center, *et al.* Research report on autonomous driving simulation technology in China [R]. Suzhou: Tsinghua University Suzhou Automotive Research Institute, 2019.
- [7] LOPEZ P A, BEHRISCH M, BIEKER-WALZ L, *et al.* Microscopic traffic simulation using sumo [C]// Proceedings of the 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems. Maui: IEEE, 2018:1-10.
- [8] 徐向阳, 胡文浩, 董红磊, 等. 自动驾驶汽车测试场景构建关键技术综述 [J]. 汽车工程, 2021, 43(4): 610.
XU Xiangyang, HU Wenhao, DONG Honglei, *et al.* Review of key technologies for autonomous vehicle test scenario construction [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(4): 610.
- [9] 张鹏鹏, 常成, 王世璞, 等. 自动驾驶汽车仿真器综述: 能力、挑战和方向 [J]. 交通运输工程与信息学报, 2024, 22(1): 1.
ZHANG Kumpeng, CHANG Cheng, WANG Shipu, *et al.* A review of autonomous vehicle simulators: capabilities, challenges, and development directions [J]. Journal of Transportation Engineering and Informatics, 2024, 22(1): 1.
- [10] MARKETAKIS Y, TZANAKIS M, TZITZIKAS Y. PreScan: towards automating the preservation of digital objects [C]// Proceedings of the International Conference on Management of Emergent Digital Ecosystems. Riviere: ACM Symposium, 2009:1-7.
- [11] DOSOVITSKIY A, ROS G, CODEVILLA F, *et al.* CARLA: an open urban driving simulator [C]// Proceedings of the Conference on Robot Learning. Mountain View: CoRL, 2017:1-12.
- [12] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, *et al.* Human-level control through deep reinforcement learning [J]. Nature, 2015, 518(7540): 529.
- [13] WANG J, ZHANG Q, ZHAO D, *et al.* Lane change decision-making through deep reinforcement learning with rule-based constraints [C]// Proceedings of the 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Budapest: IEEE, 2019:1-10.
- [14] 蒋晓蓓, 王武宏, 郭宏伟, 等. 人车路系统驾驶行为分析与安全支持 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2020.
JIANG Xiaopei, WANG Wuhong, GUO Hongwei, *et al.* Driver behavior analysis and safety support in driver-vehicle-

- environment systems [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2020.
- [15] ALGHODHAIFI H, LAKSHMANAN S. Autonomous vehicle evaluation: a comprehensive survey on modeling and simulation approaches [J]. IEEE Access, 2021, 9: 151531.
- [16] SCHWALL M, DANIEL T, VICTOR T, *et al.* Waymo public road safety performance data [J]. arXiv preprint arXiv: 2020:201100038.
- [17] 朱冰, 张培兴, 赵健, 等. 基于场景的自动驾驶汽车虚拟测试研究进展 [J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 1.
ZHU Bing, ZHANG Peixing, ZHAO Jian, *et al.* Review of scenario-based virtual validation methods for automated vehicles [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 1.
- [18] NAJM W G, SMITH J D, YANAGISAWA M. Pre-crash scenario typology for crash avoidance research [R]. Washington DC: NHTSA, 2007.
- [19] 蔡博, 陈韬, 回春, 等. 商用车 AEB 系统测试场景构建及仿真研究 [J]. 公路与汽运, 2021 (1): 9.
CAI Bo, CHEN Tao, HUI Chun, *et al.* Construction and simulation research of AEB system testing scenarios for commercial vehicles [J]. Highway and Automotive Transport, 2021 (1): 9.
- [20] 涂辉招, 鹿畅, 陆森嘉, 等. 基于避险脱离的自动驾驶路测安全影响因素 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2023, 67(6): 1.
TU Huizhao, LU Chang, LU Miaojia, *et al.* Risk factors for autonomous vehicle road testing based on risk-avoiding disengagement [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology), 2023, 67(6): 1.
- [21] 涂辉招, 王万锦, 乔鹏, 等. 自动驾驶卡车路测安全员接管干预行为解析 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 68(6): 1.
TU Huizhao, WANG Wanjin, QIAO Peng, *et al.* Analysis of drivers' intervention behavior in autonomous truck road testing [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology), 2024, 68(6): 1.
- [22] 李平飞, 金思雨, 胡文浩, 等. 用于自动驾驶仿真测试的车-车事故场景复杂度评价 [J]. 汽车安全与节能学报, 2022, 13(4): 697.
LI Pingfei, JIN Siyu, HU Wenhao, *et al.* Complexity evaluation of vehicle-vehicle accident scenarios for autonomous driving simulation tests [J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2022, 13(4): 697.
- [23] XU R, GUO Y, HAN X, *et al.* OpenCDA: an open cooperative driving automation framework integrated with co-simulation [C]// Proceedings of the 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC) . Indianapolis: IEEE, 2021:1-9.
- [24] 刘潇. 面向高速环境的自动驾驶车辆行为决策、规划与控制研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
LIU Xiao. Research on decision-making, planning and control of autonomous vehicle in high speed driving environment [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.
- [25] WANG Y, WANG L, GUO J, *et al.* Ego-efficient lane changes of connected and automated vehicles with impacts on traffic flow [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 138: 103478.
- [26] TREIBER M, HENNECKE A, HELBING D. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations [J]. Physical Review E, 2000, 62(2): 1805.
- [27] OFFICIALS T. A policy on geometric design of highways and streets, 2011 [R].[S.l.]: AASHTO, 2011.
- [28] SAPTOADI H. Suitable deceleration rates for environmental friendly city driving [J]. International Journal of Research in Chemical, Metallurgical and Civil Engineering, 2017, 4(1): 2.
- [29] 徐哲, 刘豪, 党威, 等. 汽车制动舒适性控制研究综述 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22(17): 6790.
XU Zhe, LIU Hao, DANG Wei, *et al.* Review on automotive braking comfort control [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(17): 6790.
- [30] 涂辉招, 刘芳丽, 崔航, 等. 实测数据驱动的自动驾驶道路测试驾驶模式辨别方法 [J]. 中国公路学报, 2021, 34(4): 231.
TU Huizhao, LIU Fangli, CUI Hang, *et al.* Empirical data-driven identification of driving modes in autonomous vehicle road testing [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(4): 231.