

DOI:10.11918/202211073

基于行车风险场的自动驾驶接管风险评估模型

马艳丽,董方琦,秦钦,郭莹莹

(哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院,哈尔滨 150090)

摘要:为评估L3级自动驾驶的接管风险,降低接管过程中的事故率,设计城市快速路接管场景并开展驾驶模拟实验,以行车风险场理论为基础,采用动态和静态风险分布函数反映其他交通单元对接管风险的影响,引入车辆性能概率因子对自动驾驶接管过程中的事故发生概率进行表征,同时考虑接管反应时间的影响,构建自动驾驶接管风险评估模型,基于驾驶模拟实验获取接管反应时间数据和车辆轨迹数据对模型参数进行标定,并与碰撞时间倒数进行对比,验证模型的有效性。结果表明:驾驶员接管后1~9 s内模型计算所得的接管风险指数的变化趋势与碰撞时间倒数一致,但接管过程中风险指数的均方根误差均值(0.059)相较于碰撞时间倒数的均方根误差均值(0.093)下降了37%。构建的模型能够有效评估驾驶员的接管风险,且模型在表征风险的准确性方面优于碰撞时间倒数。

关键词:交通工程;接管风险评估;行车风险场;轨迹数据;自动驾驶;驾驶模拟

中图分类号:U491

文献标志码:A

文章编号:0367-6234(2024)09-0106-07

Risk evaluation model of autonomous driving takeover based on driving risk field

MA Yanli, DONG Fangqi, QIN Qin, GUO Yingying

(School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

Abstract: In the event that the L3 autonomous driving system fails or has difficulty handling complex traffic environments, the driver is required to takeover in an emergency, which can easily lead to traffic accidents. In order to assess the takeover risk of L3 autonomous vehicles, a takeover scenario on the urban expressway was designed and driving simulation experiments were carried out. Based on the theory of driving risk field, dynamic and static risk distribution functions were used to reflect the influence of other traffic units on the takeover risk of ego vehicle. And then, vehicle performance probability factor was introduced to indicate the probability of potential traffic accidents caused by abnormal vehicle trajectories during the takeover process, as well as considering the influence of takeover response time, a risk evaluation model of autonomous driving takeover was constructed. The model parameters were calibrated on the basis of the takeover reaction time and trajectory data obtained from the driving simulation experiments and compared with the inverse time-to-collision to verify the model. The results showed that the values of takeover risk index calculated by the model from 1 s to 9 s after the driver took over were consistent with the inverse time-to-collision. However, the root mean square error of risk index during the takeover (0.059) decreased by 37% compared to the root mean square error of the inverse time-to-collision (0.093). In summary, the constructed model can effectively assess the risk of driver takeover, and the model is more accurate than the inverse time-to-collision in describing the risk.

Keywords: traffic engineering; takeover risk evaluation; driving risk field; trajectory data; autonomous driving; driving simulation

近年来,随着自动驾驶技术的逐步发展,人机共驾中的驾驶接管安全问题日益突出,如何实时准确地评估驾驶接管过程中的风险水平已成为亟待解决的关键问题。按照美国车辆工程师协会(SAE)的标准,自动驾驶分为6个级别。在L3级自动驾驶阶

段,驾驶员不需长时间监控车辆,只需在交通环境复杂或自动驾驶系统失效时接管车辆的控制权。由于驾驶员在自动驾驶过程中从事非驾驶任务,对道路交通环境的感知能力下降,发生风险概率较大^[1]。因此,如何准确地评估L3级自动驾驶接管过程中的

收稿日期:2022-11-19;录用日期:2022-12-21;网络首发日期:2024-06-13

网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.t.20240612.1540.002

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52372325);黑龙江省自然科学基金(LH2020E056)

作者简介:马艳丽(1974—),女,教授,博士生导师

通信作者:马艳丽, mayanli@hit.edu.cn

风险水平,对于提高道路的安全性具有重要意义。

在自动驾驶接管研究方面,文献[2]基于最小车头时距和最小TTC,采用K均值聚类法对驾驶接管时驾驶员的跟车风险接受水平进行度量。文献[3]以接管时间和TTC等指标为因变量,建立了回归模型预测接管绩效。文献[4]研究了非驾驶任务对接管绩效的影响,发现从事非驾驶任务会增加接管时间和降低最小TTC。文献[5]研究了接管前置时间和接管提示方式对接管绩效的影响,发现接管前置时间为5s时,视觉或视觉+听觉接管提示方式有助于提醒驾驶员尽快接管车辆。文献[6]研究了非驾驶任务对接管绩效的影响,发现驾驶员的上肢操作行为在极大程度上影响接管绩效。文献[7]探究了不同的认知负荷条件下驾驶员的接管绩效规律,结果发现驾驶员认知负荷越高,接管绩效越差。

在风险评估方面,文献[8]利用主观问卷和负二项模型量化驾驶风险。文献[9]提出了一种基于XGBoost监督学习算法和贝叶斯分层模型,用于评估自动驾驶车辆在高速公路合流区的风险水平。文献[10]提出了一种针对遮挡区域内车辆潜在碰撞的概率性风险评估方法。文献[11]使用机器学习方法实时预测了自动驾驶车辆碰撞的风险。文献[12]利用基于回归特性的多项式逻辑模型,预测和划分了驾驶风险等级。此外,文献[13-14]提出了行车风险场理论,对跟驰状态下的人-车-路相互作用风险进行评估,为多车交互风险评估提供了新思路。文献[15]为了定量分析变道过程中多车相互作用中速度变化,基于势能场提出了一种多车交互场景下的速度变化模型。文献[16]采用电风险场模型,建立了考虑驾驶员、车辆和环境因素的风险模型。

综上,有关驾驶接管的研究主要集中在接管绩

效方面,尚需对接管风险进行评估与量化。在风险评估模型方面,现有研究多集中在传统跟驰换道或非自动驾驶车辆中,难以有效评估多车交互作用下的自动驾驶接管的风险水平。因此,基于以上局限,本文开展了自动驾驶接管仿真实验,引用“行车风险场”思想,构建了基于车辆轨迹数据的接管风险评估模型,为自动驾驶接管安全性的提升提供了理论支撑。

1 自动驾驶接管实验

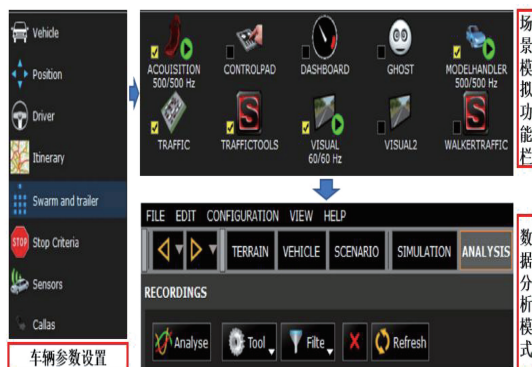
1.1 实验人员及设备

与实车试验相比,自动驾驶模拟技术所需条件简单,具有驾驶接管事件可控、易于获取高精度的多维数据等优势,已成为驾驶接管乃至自动驾驶领域研究的常用手段^[17]。因此,本文采用驾驶模拟实验开展研究,科学合理设计模拟实验场景,并通过向被试者讲解自动驾驶系统的相关功能和开展充分预实验的方式使其熟练掌握驾驶接管操作,消除实验过程中学习效应等因素的影响,最后对实验采集的数据进行分析和预处理,确保驾驶模拟实验的有效性。

被试者30人(男性17人,女性13人),均持有有效驾照,驾龄为0~3a,平均驾龄为2.58a,裸眼力或矫正视力正常。实验设备与软件分析系统如图1所示,基于SCANeR studio软件构建仿真实验场景,该软件能实时监测自车辆和周边交通参与者,并记录相关车辆运行数据,进而模拟L3级自动驾驶系统。硬件部分由显示器、Logitech G29方向盘、油门踏板、刹车踏板、视频录制设备、音频播放设备组成。实验中车辆设置为自动变速模式。在手动驾驶场景中,被试者仅需要操作方向盘、油门踏板和刹车踏板。在自动驾驶场景中,车辆能够自行实现加速、减速和转向操作。



(a) 实验设备



(b) 软件分析系统

图1 实验设备与软件分析系统

Fig. 1 Experimental equipments and software analysis system

1.2 实验场景

实验以双向 6 车道城市快速路直线段为研究路段,路段长度为 7.5 km,环境为晴天且道路状况良好。依据《城市道路工程设计规范》^[18]中关于城市快速路设计的相关参数,将实验路段限速设为 90 km/h,自车辆的初始车速设定为 80 km/h。将交通流设为稳定流(15 pcu/(km·ln)),此时车辆间的相互影响适中,所得数据便于以行车风险场为基础的模型构建与标定。实验开始时,自车辆以自动驾驶模式在中间车道行驶。

当自车辆以自动驾驶模式行驶时,自车辆所在

车道突然出现故障车,因此需要自动驾驶系统发出接管提醒,使驾驶员快速感知周围的道路交通环境。研究表明,当接管前置时间设为 5 s 时,视觉+听觉接管提示方式有助于提醒驾驶员尽快接管车辆^[5],因此基于自车辆与故障车之间的距离,将接管请求时间统一设置为 5 s。每次实验有 3 次接管,每次接管间隔约 2~2.5 km。接管提醒方式为视听结合,当被试者接收到接管提示后,应通过踩下制动踏板或者转动方向盘来迅速接管车辆控制权。被试者事先并不清楚接管事件的位置,因此该实验可以体现驾驶员的真实反应,实验场景如图 2 所示。

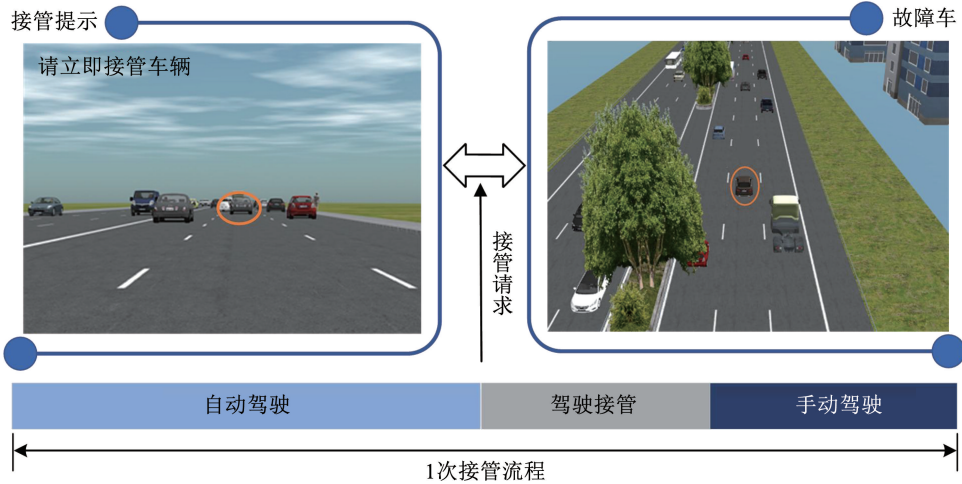


图 2 实验场景

Fig. 2 Experimental scene

1.3 实验流程

首先,被试者签署知情同意书并填写基本个人信息。实验工作人员向被试者介绍 L3 级自动驾驶的原理与具体的接管操作流程,被试者开始正式实验前,先进行一次预实验以熟悉驾驶仿真系统的各项操作,被试者熟悉实验操作后方可进行正式实验,以此消除正式实验中可能存在的学习效应。在正式实验中,当自动驾驶系统发出接管提示后,被试者需迅速接管车辆,采取制动或转向操作,以避免发生交通事故。被试者完成接管后,需要将车辆行驶回中间车道,直至系统发出下一次接管请求后,被试者再次进行接管操作。每名被试驾驶员进行 1 次正式实验,以此类推重复以上步骤,收集驾驶模拟器采集到的数据信息,同时对实验数据进行备份。接管实验的具体流程如图 3 所示。

置、线性加速度(x 、 y 、 z 方向)、实时速度、制动踏板开度和方向盘转角,交互车辆轨迹数据包括交互车辆实时的位置坐标以及车辆的速度。

1.4 数据采集与处理

本次驾驶接管实验获得了 30 名被试驾驶员共计 90 个接管片段,每个接管片段的时间包括从接管提示发出时刻至驾驶员接管后 9 s 的时间窗,实验获得的数据包括驾驶员接管反应时间、自车辆和其他车辆轨迹数据。其中自车辆轨迹数据包括实时位

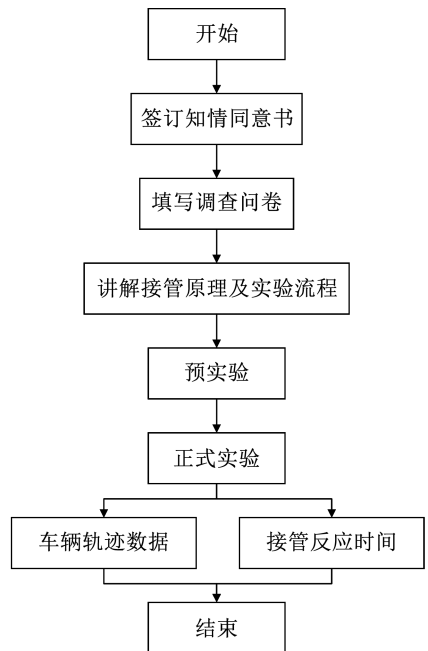


图 3 实验流程

Fig. 3 Flowchart of the experiment

对车辆轨迹数据类型进行 Kolmogorov-Smirnov 正态性检验,检验结果表明各数据类型的 p 值均大于 0.05,如表 1 所示,服从正态分布。进一步采用箱型图筛选并处理数据中的异常值,当数据值大于箱型图上限或小于箱型图下限时,判断其为异常值。采用等深分箱法和箱边界值平滑的方法,用距离较近的边界值对异常值进行替换,以便能更好地用于后续数据分析。

表 1 车辆轨迹数据 K-S 检验结果

Tab.1 K-S test results for trajectory data

指标	统计量	自由度	显著性
速度(m/s)	0.151	270	0.078
横向加速度(m/s ²)	0.346	270	0.124
纵向加速度(m/s ²)	0.072	270	0.116
制动踏板下压力(N)	0.108	270	0.359
方向盘转角(°)	0.062	270	0.244

2 模型构建

2.1 行车风险场理论

根据交通流理论,当跟驰车辆的间距过小时,后车

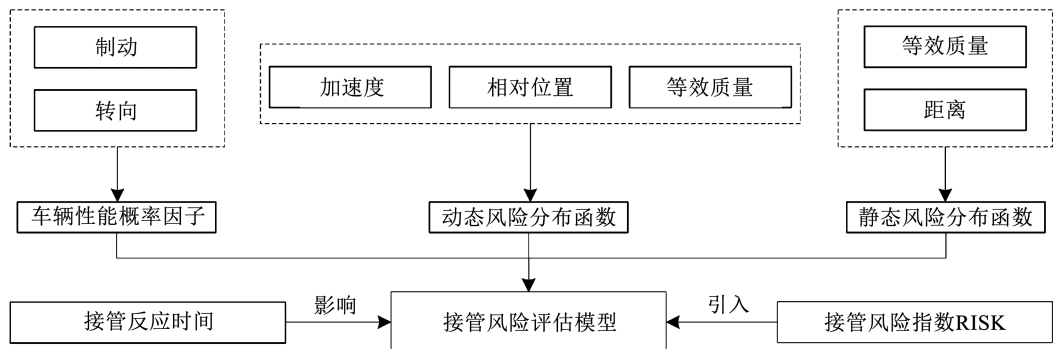


图 4 模型构成

Fig.4 Composition of model

由于驾驶员的感知能力存在上限,接管风险最主要的影响因素是各交通单元间距离及其变化趋势。与行车风险场场源的距离越大,事故发生的概率越小,即场源产生的接管安全场场强越弱。为分析非自动驾驶条件下的静态交通参与者对自车辆造成的风险,文献[14]考虑道路条件、等效质量和距离对静态风险场的空间分布特征进行了刻画,本文以此为基础,构建基于距离的静态风险分布函数:

$$Q_j^{(s)} = \sum_{j=1}^n \kappa \frac{M_i}{|d_{ji}|^\gamma} \times \frac{d_{ji}}{|d_{ji}|} \quad (1)$$

式中: M_i 为自车辆 i 的等效质量, kg; κ 为常系数, $\kappa > 0$; d_{ji} 为其他静态参与者 j 与自车辆 i 之间的距离, m; γ 为下降速度因子^[16], $\gamma \geq 1$, 在以自车辆 i 为圆心的圆形区域闭合边界线上, $\gamma = 1$ 。

式(1)中等效质量表示车辆属性对自身所产生的风险,等效质量越大,车辆与其他交通参与者发生

碰撞时的严重程度就越大。等效质量不仅与车辆的

实际质量有关,还与其类型和速度有关。因此,自车辆 i 的等效质量 M_i 的函数表达式^[14]可以写为

$$M_i = M(m_i, v_i) = m_i(\rho v_i^u + \chi) \quad (2)$$

式中: m_i 为自车辆 i 的实际质量, kg; v_i 为自车辆 i 的速度, m/s; ρ, u, χ 为常系数。

利用交通事故数据表示速度对行车风险的影响,在此基础上确定等效质量的取值,则自车辆 i 的等效质量 M_i 表达式^[14]为

$$M_i = m_i \cdot (1.566 \times 10^{-14} v_i^{6.687} + 0.335) \quad (3)$$

自车辆的运动速度越大,在其周围处于运动状态的交通单元所产生的场强也越大。自车辆的减速度越小,制动越缓慢,车辆碰撞的概率越大。自车辆指向周围交通参与者的方向向量与 x 轴正向(规定为道路方向且与自车辆前进的方向一致)的夹角越小,行车风险越大。为评估运动车辆的风险场分布,

文献[16]基于风险源速度、风险源运动方向与其他交通参与者的夹角提出了动态风险分布特征函数,在此基础上,本文考虑自车辆减速度指标对其进行修正,构建接管过程中交通单元处于运动状态的动态风险分布函数:

$$Q_{ji}^{(d)} = \sum_{j=1}^n \frac{M_i |\cos \theta_{ij}|}{\delta a} \quad (4)$$

式中: M_i 为自车辆 i 的等效质量, kg; a 为自车辆 i 的合成减速度, m/s^2 ; δ 为合成减速度下降因子, $\delta > 0$, 本文取 $\delta = 0.15$; θ_{ij} 为接管过程中自车辆 i 与行车风险场内其他交通参与者 j 的连线方向与 x 轴正方向的夹角, $\theta_{ij} \in [0^\circ, 180^\circ]$ 。

式(4)中合成减速度 a 的计算方法如下:根据车辆轨迹数据中相邻单位时间的自车辆坐标 (x_0, y_0) 、 (x_1, y_1) , 计算自车辆前进方向与世界坐标系 x 轴之间的角度 α , 可表示为

$$\alpha = \arctan \frac{y_0 - y_1}{x_0 - x_1} \quad (5)$$

取 x 和 y 方向上的线性加速度绝对值, 标记为 a_x 和 a_y 。则在驾驶过程中, 自车辆的纵向加速度与横向加速度表示为

$$\begin{cases} a_z = a_x \cos \alpha + a_y \sin \alpha \\ a_h = a_y \cos \alpha + a_x \sin \alpha \end{cases} \quad (6)$$

则自车辆的合成减速度可以表示为

$$a = \sqrt{a_z^2 + a_h^2} \quad (7)$$

在自动驾驶系统触发接管提示时, 通常驾驶员会采取转向或制动行为, 通过踏板的受力和方向盘转角可衡量车辆的风险响应情况。当自车辆与故障车之间的距离一定时, 制动踏板下压力越小, 驾驶员对车辆的控制程度越低, 越容易发生碰撞危险; 车辆的方向盘转角越大, 驾驶员在接管时成功绕过故障车的可能性越大。因此, 引入车辆性能概率因子^[16]表示接管过程中车辆轨迹异常而导致潜在交通事故发生的概率, 车辆性能概率因子可以表示为

$$P_c = \begin{cases} \left(\frac{C_{\max}}{C}\right)^{\alpha_1}, \frac{C_{\max}}{C} > \frac{Z_{\max}}{Z} \\ \left(\frac{Z_{\max}}{Z}\right)^{\alpha_2}, \frac{C_{\max}}{C} \leq \frac{Z_{\max}}{Z} \end{cases} \quad (8)$$

式中: C 为刹车制动踏板下压力, N; C_{\max} 为制动踏板下压力最大值, N; Z 为方向盘转角, ($^\circ$); Z_{\max} 为方向盘转角最大值, ($^\circ$); α_1, α_2 为常数, $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$ 。

在矢量场中, 相反方向的同一物理量可以相互抵消, 但这一规律在行车风险场中并不适用, 因为不同交通因素所产生的风险场在叠加后, 自车辆 i 的接管风险不会降低反而会增加, 因此在道路上行驶的自车辆 i 的接管安全场场强应当按照不同交通因

素所引起的场强模之和来进行计算。接管风险评估模型应同时考虑接管反应时间的影响, 接管反应时间越长则风险水平越高, 故采用指数形式反映接管反应时间对风险的作用, 则接管风险评估模型可表示为

$$S_i = \sum_{j=1}^n (\lambda_1 Q_{ji}^{(d)} + \lambda_2 Q_{ji}^{(s)}) e^{-\frac{t_i}{\Phi}} \times P_c \quad (9)$$

式中: S_i 为自车辆 i 的接管安全场场强; $Q_{ji}^{(d)}$ 为交通单元 j 在自车辆 i 处的动态风险分布函数; $Q_{ji}^{(s)}$ 为交通单元 j 在自车辆 i 处的静态风险分布函数; P_c 为车辆性能概率因子; t_i 为自车辆 i 的接管反应时间, s; λ_1 为动态风险分布函数所占权重; λ_2 为静态风险分布函数所占权重; Φ 为常系数。

将式(1)、(4)和式(8)代入式(9), 则周围车辆 j 对自车辆 i 产生的接管安全场场强可以表示为

$$S_i = \begin{cases} \left(\sum_{j=1}^n \lambda_1 \frac{M_i |\cos \theta_{ij}|}{\delta a} + \sum_{j=1}^n \lambda_2 \times \kappa \times \frac{M_i}{|d_{ji}|^\gamma} \right) \times e^{-\frac{t_i}{\Phi}} \times \frac{d_{ji}}{|d_{ji}|} \left(\frac{C_{\max}}{C} \right)^{\alpha_1}, \frac{C_{\max}}{C} > \frac{Z_{\max}}{Z} \\ \left(\sum_{j=1}^n \lambda_1 \frac{M_i |\cos \theta_{ij}|}{\delta a} + \sum_{j=1}^n \lambda_2 \times \kappa \times \frac{M_i}{|d_{ji}|^\gamma} \right) \times e^{-\frac{t_i}{\Phi}} \times \frac{d_{ji}}{|d_{ji}|} \left(\frac{Z}{Z_{\max}} \right)^{\alpha_2}, \frac{C_{\max}}{C} \leq \frac{Z_{\max}}{Z} \end{cases} \quad (10)$$

接管安全场场强是绝对指标, 数值范围较大, 很难直接对接管风险进行评价。为此对其进行处理, 定义其相对指标为“接管风险指数”, 以此来对接管过程中的风险大小进行评估。接管风险指数越大, 说明此刻车辆在接管过程中越容易产生风险。接管风险指数的表达式为

$$R_i = \frac{S_i}{\bar{S}} \quad (11)$$

式中: R_i 为自车辆 i 的接管风险指数; \bar{S} 为接管安全场场强的平均值。

2.3 模型参数标定

采用遗传算法标定接管风险评估模型的待失常系数^[8], 设定种群规模为 200, 变异概率为 0.2, 交叉概率为 0.8, 迭代 600 次。每位被试者的数据重复计算 10 次后选择均方根误差最小的一组参数作为最优解。标定结果如表 2 所示。

表 2 待失常系数的标定结果

Tab. 2 Calibration results of parameters

待失常系数	Φ	κ	α_1	α_2	ρ	u	χ
标定结果	19.743	2.013	1.000	1.000	1.566×10^{-14}	6.687	0.335

3 模型有效性验证

3.1 非参数检验

通过对比碰撞时间倒数和接管风险评估模型中的接管风险指数验证模型的有效性。碰撞时间倒数 T_{di} 是评价车辆行车风险的常用指标, T_{di} 值越大,说明自车辆与前方车辆的碰撞时间越短,车辆更容易发生碰撞事故。其计算式为

$$T_{di} = \left| \frac{v_i - v_j}{d_{ij}} \right| \quad (12)$$

式中: T_{di} 为自车辆 i 的碰撞时间倒数, s^{-1} ; v_i 为制动过程中,自车辆 i 的行驶速度, m/s ; v_j 为制动过程中,前车 j 的行驶速度, m/s ,若前方是静止故障车,则 $v_j = 0$; d_{ij} 为自车辆 i 与前车 j 之间的距离, m 。

根据本文所建立的接管风险评估模型以及接管风险指数的计算公式,可以得到接管风险指数 R 值,根据碰撞时间倒数的计算公式,得到碰撞时间倒数 T_d 值。由于接管后 9 s 内的操作能反映接管的稳定情况,因此研究接管后 1 ~ 9 s 内 T_d 和 R 的情况,如图 5 所示。

驾驶员产生接管行为的 9 s 内 T_d 的频率分布直方图如图 5(a) 所示。接管后第 1 ~ 3 秒、3 ~ 6 秒、6 ~ 9 秒时的 T_d 均不满足正态分布,因此,采用非参

数检验的方法,来检验两者之间的 T_d 分布是否存在显著性差异。Mann-Whitney 检验和 Kolmogorov-Smirnov 检验的结果均为 $p < 0.05$,在此置信水平下,不同时间段的 T_d 分布差异显著。接管后第 1 ~ 3 秒时的 T_d 均值(2.071)明显大于接管后第 6 ~ 9 秒时的 T_d 均值(0.847),这说明驾驶员在 T_d 较大时进行了接管,随着控制权的切换, T_d 逐渐减小,风险逐渐降低,与实际接管情况一致。因此, T_d 可以很好地评估自动驾驶车辆在接管过程中的接管风险。

与 T_d 的变化规律相似,驾驶员产生接管行为的 9 s 内 R 的频率分布直方图如图 5(b) 所示。接管后第 1 ~ 3 秒、第 3 ~ 6 秒、第 6 ~ 9 秒时的 R 均不满足正态分布,因此,采用非参数检验的方法,来检验两者之间的 R 分布是否存在显著性差异。Mann-Whitney 检验和 Kolmogorov-Smirnov 检验的结果均为 $p < 0.05$,在此置信水平下,不同时间段的 R 分布差异显著。接管后第 1 ~ 3 秒时的 R 均值(1.54)略大于接管后第 6 ~ 9 秒时的 R 均值(1.16),这说明随着驾驶员对车辆完成接管,车辆的接管风险便逐渐减小,车辆逐渐趋于安全,整体的变化趋势与 T_d 一致,也与事实情况是一致的。作为相对指标, R 的变化幅度较小,是可以接受的。因此, R 可以有效地表征自动驾驶车辆在接管过程中的接管风险。

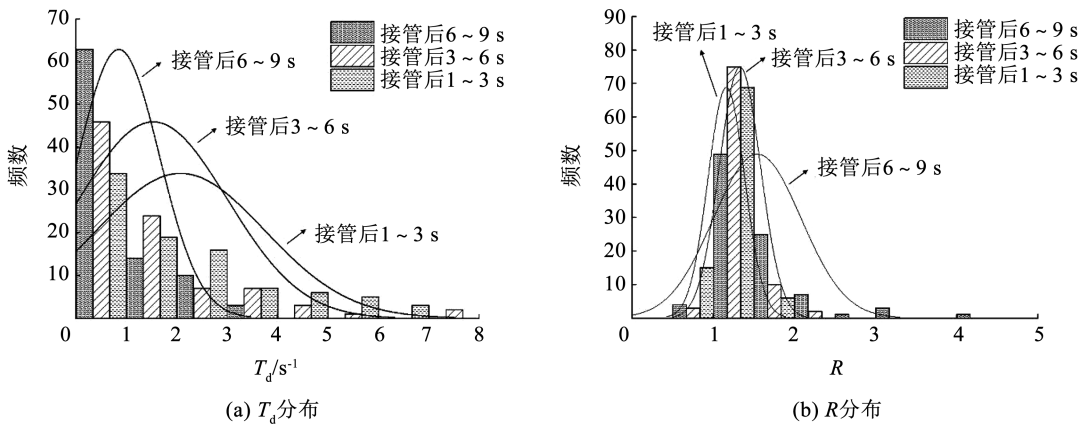


图5 接管后 1 ~ 9 s 内 T_d 和 R 分布图

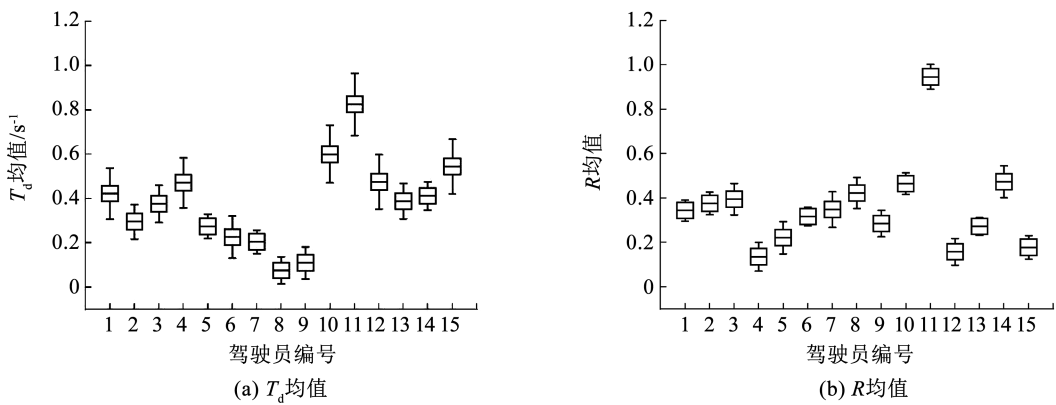
Fig. 5 Distribution diagram of T_d and R values within 1 ~ 9 s after takeover

3.2 均方根误差法

均方根误差 E_{RMS} 可以评估模型计算结果准确性。随机选取 15 组接管数据,对 T_d 和 R 均值进行归一化处理,并计算均方根误差,如图 6 所示。

由图 6 可知,接管过程中 R 均值的误差棒长度均匀且短于 T_d 均值的误差棒。 R 的均方根误差均值为 0.059,小于 T_d 的均方根误差均值 0.093,说明 R 在表征风险时的误差更小,可信度更高。其原因

在于 T_d 多用于评估跟驰或换道场景下前后车辆的风险水平,忽略了周围其他车辆对自车辆运行的影响,而本文所提出的风险评估模型能够综合考量跟驰和换道场景下自车辆周围的多车状态对自车辆接管风险的影响。因此,模型具有较高可靠性,接管安全场场强指标的选取合理有效,能够有效评估驾驶员的在自动驾驶接管过程中的接管风险。

图 6 T_d 和 R 均值的误差棒图Fig. 6 Error bars for the mean values of T_d and R

4 结 论

1) 以行车风险场理论为基础, 构建了考虑风险分布函数、车辆性能概率因子和接管反应时间的自动驾驶接管风险评估模型, 基于驾驶模拟实验获取车辆轨迹数据和驾驶员接管反应时间数据对模型进行标定并进行了有效性验证。

2) 非参数检验的结果表明: 驾驶员接管后第 1~3 秒、第 3~6 秒、第 6~9 秒不同时间段的 R 分布表现出显著差异。将接管风险指数与碰撞时间倒数进行对比, 接管后第 1~3 秒时的 R 值大于接管后第 6~9 秒时的 R 值, 且变化趋势与 T_d 值的变化趋势一致, 说明接管风险会随驾驶员执行接管操作逐渐减小。因此, R 值能够有效评估驾驶员的接管风险。

3) 均方根误差法的计算结果表明: 接管过程中 R 的均方根误差均值为 0.059, T_d 的均方根误差均值为 0.093, 且 R 均值的误差棒长度较短且分布均匀, 说明 R 数据更适合表征风险的准确性, 表明接管风险评估模型在风险评估方面具有可靠性。

4) 在模型构建方面, 下一步研究可以考虑驾驶员的生理和心理状态对驾驶接管风险的影响, 更全面深入地研究驾驶接管风险评估问题; 在驾驶模拟实验方面, 可进一步考虑不同道路场景和不同接管场景下的接管实验设计。

参考文献

[1] 郭烈, 胥林立, 秦增科, 等. 自动驾驶接管影响因素分析与研究进展[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(2): 72
GUO Lie, XU Linli, QIN Zengke, et al. Analysis and overview of influencing factors on autonomous driving takeover[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(2): 72

[2] 鲁光泉, 陈发城, 李鹏辉, 等. 驾驶人跟车风险接受水平对其接管绩效的影响[J]. 汽车工程, 2021, 43(6): 808
LU Guangquan, CHEN Facheng, LI Penghui, et al. Effect of drivers' acceptance level of car-following risk on the takeover performance[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(6): 808

[3] GOLD C, HAPPEE R, BENGLER K. Modeling take-over performance in level 3 conditionally automated vehicles[J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 116: 3

[4] 林庆峰, 王兆杰, 鲁光泉. 城市道路环境下自动驾驶车辆接管

绩效分析[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 240
LIN Qingfeng, WANG Zhaojie, LU Guangquan. Analysis of take-over performance for automated vehicles in urban road environments[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 240

[5] KIM W, JEON E, KIM G, et al. Take-over requests after waking in autonomous vehicles[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1438

[6] WANDTNER B, SCHÖMIG N, SCHMIDT G. Effects of non-driving related task modalities on take-over performance in highly automated driving[J]. Human factors, 2018, 60(6): 870

[7] MELNICUK V, THOMPSON S, JENNINGS P, et al. Effect of cognitive load on drivers' state and task performance during automated driving: introducing a novel method for determining stabilisation time following take-over of control[J]. Accident Analysis and Prevention, 2021, 151: 105967

[8] BA X, ZHOU F, WANG Y. Predicting personal injury crash risk through working conditions, job strain, and risky driving behaviors among taxi drivers[J]. European Transport Research Review, 2018, 10(2): 1

[9] ZHU J Y, MA Y L, LOU Y N. Multi-vehicle interaction safety of connected automated vehicles in merging area: a real-time risk assessment approach[J]. Accident Analysis & Prevention, 2022, 166(9): 106546

[10] LEE M, SUNWOO M, JO K. Collision risk assessment of occluded vehicle based on the motion predictions using the precise road map[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 106(13): 179

[11] KATRAKAZAS C, QUDDUS M, CHEN W H. A new integrated collision risk assessment methodology for autonomous vehicles[J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 127: 61

[12] XIONG X, CHEN L, LIANG J, et al. Vehicle driving risk prediction based on markov chain model[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2018, 168(8): 1

[13] WANG J Q, WU J, LI Y. The driving safety field based on driver-vehicle-road interactions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 2203

[14] WANG J, WU J, ZHENG X, et al. Driving safety field theory modeling and its application in pre-collision warning system[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 72(11): 306

[15] MA Y L, YIN B Q, CHEN K, et al. Multi-vehicle interactive lane-changing vehicle model based on potential energy field[J]. Transportation Research Record, 2022, 2676(11): 306

[16] 何仁, 赵晓聪, 王建强. 人-车-路交互下的驾驶人风险响应度建模[J]. 中国公路学报, 2020, 33(9): 236
HE Ren, ZHAO Xiaocong, WANG Jianqiang. Modeling of driving risk response under human-vehicle-road interaction[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(9): 236

[17] 赵晓华, 陈浩林, 李振龙, 等. 不同情景下自动驾驶接管行为的影响特征[J]. 中国公路学报, 2022, 35(9): 195
ZHAO Xiaohua, CHEN Haolin, LI Zhenlong, et al. Influence characteristics of automated driving takeover behavior in different scenarios[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(9): 195

[18] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 城市道路工程设计规范: CJJ 37—2012[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2012
Ministry of Housing and Urban Rural Development of the People's Republic of China. Code for design of urban road engineering: CJJ 37—2012[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2012

[19] PETERMEIJER S M, CIELER S, WINTER J D. Comparing spatially static and dynamic vibrotactile take-over requests in the driver seat[J]. Accident Analysis & Prevention, 2017, 99(12): 218