

考虑自动与人工驾驶车辆运动异质性的冲突风险影响因素研究

李大鸣¹, 杨丽平^{1*}, 陆 键^{1,2}, 王建豪¹, 张 萌¹

¹山东交通学院交通与物流工程学院, 山东 济南

²同济大学交通学院, 上海

收稿日期: 2026年8月11日; 录用日期: 2026年9月11日; 发布日期: 2026年9月20日

摘 要

本研究旨在探究无信号交叉口中自动驾驶车辆(AV)与人工驾驶车辆(HV)混合交通环境下的冲突风险影响因素。研究基于公开数据集Argoverse-2, 提取了直行与左转车辆的冲突事件。研究采用后侵入时间(PET)作为风险度量指标, 并通过平均残余寿命图法来确定高/低风险冲突的阈值。核心方法上, 研究构建了考虑均值异质性的随机参数Logit模型, 以分析两种交互场景下(AV左转-HV直行; AV直行-HV左转)车辆运动特征、交互特征以及通行顺序对冲突风险的影响。研究发现: 在AV左转场景中, HV直行时的紧急制动是关键风险因素; 在AV直行场景中, HV左转时较高的速度和加减速速度, 以及对AV路权优先性的不遵守, 会显著增加冲突风险。研究同时指出, AV能通过主动的速度调控有效降低风险。该研究为混合交通环境下的交叉口安全管理提供了理论依据。

关键词

交通安全, 自动与人工驾驶车辆, 冲突风险, 影响因素, 随机参数Logit模型

Influencing Factors Analysis of Conflict Risk Accounting for Motion Heterogeneity between Automated and Human-Driven Vehicles

Daming Li¹, Liping Yang^{1*}, Jian Lu^{1,2}, Jianhao Wang¹, Meng Zhang¹

¹School of Transportation and Logistics Engineering, Shandong Jiaotong University, Jinan Shandong

²College of Transportation, Tongji University, Shanghai

*通讯作者。

文章引用: 李大鸣, 杨丽平, 陆键, 王建豪, 张萌. 考虑自动与人工驾驶车辆运动异质性的冲突风险影响因素研究[J]. 交通技术, 2026, 15(5): 676-686. DOI: 10.12677/ojtt.2026.155058

Received: August 11, 2026; accepted: September 11, 2026; published: September 20, 2026

Abstract

This study aims to investigate the factors influencing conflict risk in mixed traffic environments involving an Autonomous Vehicle (AV) and a Human-driven Vehicle (HV) at unsignalized intersections. Based on the publicly available Argoverse-2 dataset, conflict events between straight-moving and left-turning vehicles were extracted. Post-Encroachment Time (PET) was adopted as the risk metric, and the mean residual life plot method was applied to determine the threshold between high-risk and low-risk conflicts. A random parameters Logit model with heterogeneity in means was developed to analyze the effects of vehicle motion features, interaction features, and passing order on conflict risk under two interaction scenarios (AV left turn and HV straight; AV straight and HV turning left). The results indicated that in the AV left-turn scenario, emergency braking by a straight-moving HV was a key risk factor. In the AV straight-moving scenario, higher speed and greater acceleration/deceleration of a left-turning HV, as well as non-compliance with the right-of-way priority of the AV, significantly exacerbated conflict risk. It was also found that the AV could effectively reduce risk through active speed regulation. Theoretical support for intersection safety management in mixed traffic environments can be provided by these findings.

Keywords

Traffic Safety, Automated Vehicles and Human-Driven Vehicles, Conflict Risk, Influencing Factors, Random Parameters Logit Model

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着自动驾驶技术的日益发展,未来城市交通将是自动与人工驾驶车辆并存的混行交通系统[1][2]。自动与人工驾驶车辆在感知与决策模式上的差异,使其交互呈现出不同于传统人工车辆间交互的特征。实测研究发现,在复杂交互场景中,人工驾驶车辆常因难以准确理解自动驾驶车辆的意图而紧急制动或抢行,从而引发冲突,甚至导致事故[3][4]。因此,自动与人工驾驶车辆的交互安全引起了学者的日益关注。鉴于事故具有偶发性,而交通冲突具有可观测性强、发生频率高的特点,且与交通事故存在强相关性,常被作为交互安全的替代指标[5][6]。基于此,学者们围绕自动与人工驾驶车辆的交互冲突开展了系列研究,主要聚焦冲突特性分析和冲突风险影响因素识别两个方面。

在冲突特性分析方面,学者们主要围绕路段和交叉口两类场景展开。针对路段,现有研究主要聚焦驾驶人的跟驰表现。Wei等[7]研究发现,人工驾驶车辆跟随自动驾驶车辆时驾驶波动性更低,碰撞时间(Time to Collision, TTC)更大,其他研究[8]也有类似的发现。鲁光泉等[9]进一步指出,自动驾驶车辆通过降低自身速度波动性抑制后车速度变化,从而改善跟车稳定性。针对交叉口,现有研究主要关注自动与人工驾驶车辆冲突风险。Li等[10]发现不同通行顺序下的后侵入时间(Post-Encroachment Time, PET)存在显著差异,Ashraf等[11]的研究表明自动驾驶车辆先通行时约29%为高风险冲突,而后通行情形均为中低风险。在冲突风险影响因素识别方面,Ashraf等[11]基于贝叶斯模型探究了后通行车辆运动特征对无信号交叉口自动与人工驾驶车辆冲突风险的影响。另一项研究[12]则面向自动跟随人工、人工跟随自动和纯人

工驾驶车辆跟驰三种情形, 构建考虑车辆运动特征异质性的随机参数 Logit 模型, 探究前后车运动特征、交互行为及环境因素对冲突风险的影响。

综上所述, 现有研究已初步揭示了自动与人工驾驶车辆冲突的基本特征及其影响因素, 为混行交通系统的安全管理提供了重要基础。然而, 无信号交叉口缺乏统一信号控制, 车辆需依赖对彼此意图的实时推断来完成交互, 而两类车辆在决策逻辑与行为模式上的固有差异, 又进一步增加了意图识别的难度, 使得该场景下的交互冲突尤为值得关注[13]。尽管已有学者开展了探索性研究, 但关注重点集中于后通行车辆的运动特征, 对两车的交互特性及驾驶行为异质性的考察仍较为有限。基于此, 本研究依托 Argoverse-2 数据集, 面向无信号交叉口直行与左转场景, 以 PET 为风险度量指标, 构建考虑自动与人工驾驶车辆运动异质性的随机参数 Logit 模型, 系统识别车辆运动特征和交互特征等因素对冲突风险的影响, 以期为无信号交叉口混行交通的安全管控与自动驾驶决策优化提供理论依据。

2. 数据来源及预处理

2.1. Argoverse-2 数据集介绍

本研究基于 Argoverse-2 中的运动预测数据集开展研究。该数据集包含 25 万个真实驾驶场景, 覆盖交叉口、环岛和道路出入口等典型交通情境, 以 10 Hz 的采样频率记录自动驾驶车辆与其他交通参与者(行人、骑行者和人工驾驶车辆)交互过程的瞬时位置、速度和加速度等关键参数, 能够完整还原冲突演化过程[14]。

2.2. 冲突样本提取及预处理

根据已有研究[10], 按照表 1 所示的规则筛选无信号交叉口有效直行与左转冲突样本。其中, 行为限制维度将至少 1 方瞬时加速度绝对值 $\geq 1 \text{ m/s}^2$ 作为冲突交互的核心判定条件。参考驾驶行为分析领域的常用标准, 采用 1 m/s^2 作为主动加减速操作的判定阈值, 以此区分正常行驶波动与主动避险行为[15] [16]。

Table 1. Conflict filtering rules
表 1. 冲突筛选规则

筛选维度	具体标准
场景限制	发生交互的场景是无信号交叉口
角度冲突	两条轨迹必须以一个角度相交
车辆限制	发生冲突的两车是直行车和左转车
孤立冲突	无其他道路使用者早于冲突车辆通过
行为限制	至少 1 方瞬时加速度绝对值 $\geq 1 \text{ m/s}^2$

为确保提取的冲突风险度量指标的可靠性, 对冲突轨迹数据进行优化处理。首先将加速度绝对值大于 10 m/s^2 或相邻 0.3 s 内速度缺失的样本定义为异常值, 采用最近 1 s 窗口内的有效观测数据, 并通过常数加加速度多项式模型得到校正速度序列。随后, 对自动驾驶车辆的速度进行小波去噪平滑处理, 人工驾驶车辆校正后的速度已满足平滑要求, 无需额外去噪[10]。经过预处理后, 共获取有效冲突样本 2844 个。根据车辆类型与行驶方向, 将所有冲突样本分为两种交互情形: 自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行(AV 左转-HV 直行)和自动驾驶车辆直行与人工驾驶车辆左转(AV 直行-HV 左转), 对应的样本量分别为 880 和 1964。

3. 自动与人工驾驶车辆冲突风险特征分析

3.1. 冲突风险度量指标

替代安全指标(Surrogate Safety Measures, SSMs)是用于间接评估交通安全的量化指标。常用的 SSM 指标包括碰撞时间 TTC、后侵入时间 PET 等。其中, TTC 适用于追尾冲突场景, 衡量两车维持当前速度差与空间距离条件下发生碰撞的剩余时间; PET 则适用于交叉冲突场景, 衡量两车先后通过同一空间冲突点的时间差, 能够有效捕捉无信号交叉口车辆轨迹交叉的交互紧迫程度[17]。本研究聚焦无信号交叉口的直行与左转冲突, 选取 PET 作为冲突风险度量指标, 计算公式如下:

$$T_{\text{PET}} = T_2 - T_1 \quad (1)$$

式中: T_{PET} 为后侵入时间值; T_2 为第二辆车通过冲突点的时间; T_1 为第一辆车通过冲突点的时间。

3.2. 冲突风险分布特征分析

无信号交叉口两种交互情形的 PET 分布结果如图 1 所示。其中, 自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行情形的 PET 主要分布集中在 3.5 s 到 4.5 s, 且 $\text{PET} < 2.0$ s 的冲突样本数量极少; 而自动驾驶车辆直行 - 人工驾驶车辆左转情形的 PET 的离散度相对较高, 主要集中在 2.5 s 到 4.0 s。Mann-Whitney U 检验结果表明, 自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行情形的 PET 秩分布显著高于另一种情形($p < 0.001$)。这一结果表明, 当自动驾驶车辆作为左转车时, 其需要等待更长的安全间隙, 导致交互过程中的 PET 显著更大, 这反映出自动驾驶车辆相对保守的驾驶策略。

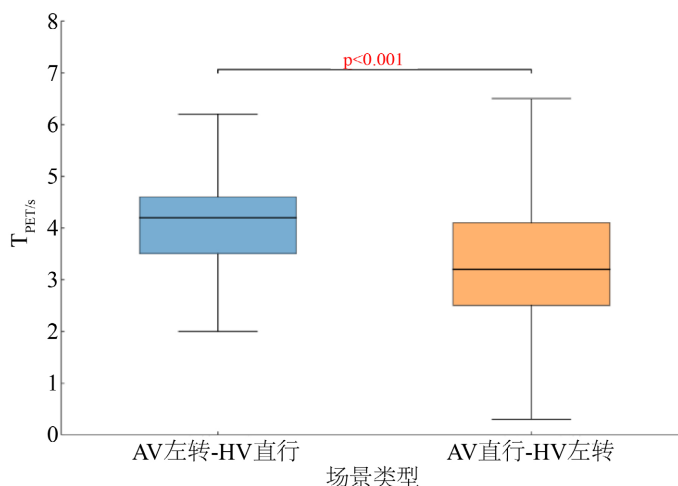


Figure 1. PET distribution box plot

图 1. PET 分布箱线图

3.3. 冲突风险阈值划分

3.3.1. 划分方法

考虑到两种交互情形的 PET 分布存在显著差异, 为客观区分高/低风险的冲突样本, 本研究采用平均残余寿命图对每种情形分别进行阈值划分。在阈值划分方法上, 常用方法包括经验阈值法、固定分位数法、阈值稳定性图法及平均残余寿命图法。经验阈值法与固定分位数法虽操作简便, 但阈值确定主观性较强, 未考虑数据的分布特征; 阈值稳定性图法侧重检验模型参数的稳定性, 但其稳定区间的识别仍依赖主观判断。相比之下, 平均残余寿命图法基于极值理论中广义帕累托分布对超阈值样本的线性假定,

通过考察平均超额值随阈值变化的趋势直接判定阈值的合理取值区间,具有更明确的理论依据与客观性。

平均残余寿命图法原理为:在合理取值区间内以固定间隔遍历候选阈值,分别计算各阈值下的平均超额值;当 PET 阈值较大时,纳入样本以非极端冲突为主,平均超额值波动剧烈,不满足线性假定;随着 PET 阈值逐渐减小,样本中高风险冲突占比提高,平均超额值逐渐趋于近似线性变化[18] [19]。本研究选取该线性趋势的起始点作为最优阈值,以客观区分高风险与低风险冲突样本,实现对车辆间冲突风险的二分类判定。

3.3.2. 划分结果

两种交互情形的平均残余寿命图如图 2 所示。依据线性趋势起始点,确定各情形的 PET 阈值如下:自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行情形的阈值为 2.7 s,自动驾驶车辆直行与人工驾驶车辆左转情形的阈值为 1.9 s。当冲突样本的 PET 低于上述阈值时,即判定为高风险冲突。

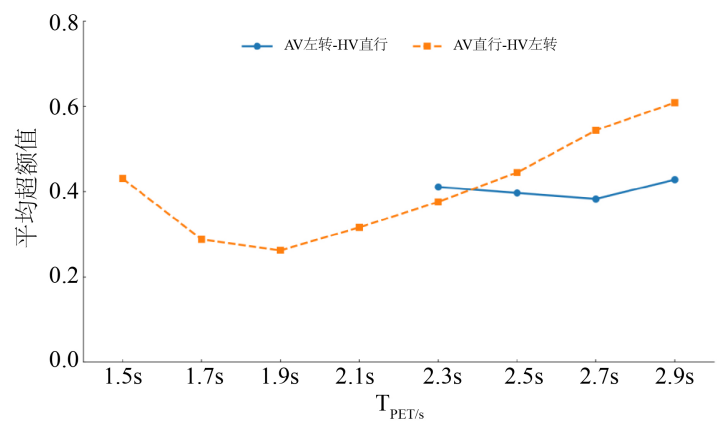


Figure 2. Mean residual life plot
图 2. 平均残余寿命图

4. 自动与人工驾驶及车辆冲突风险影响因素识别

4.1. 特征变量准备

为系统揭示影响无信号交叉口自动与人工驾驶车辆冲突风险的关键因素,本研究从车辆运动特征、两车交互特征及通行顺序 3 个方面选取特征变量,所有运动学特征均基于统一的时间窗口规则提取:以两车冲突过程中后通行车辆到达轨迹冲突点的时刻(即潜在碰撞时刻)为时间零点,选取零点前 3 s 的连续轨迹数据作为特征计算的观测窗口。本研究所用 Argoverse-2 数据集的采样频率为 10 Hz,即采样间隔 0.1 s,单个观测窗口内共包含 30 个有效采样帧,所有统计类特征均基于该帧序列计算得到。各特征变量表示和含义具体如表 2 所示。

Table 2. Selected feature variables
表 2. 选取的特征变量

特征类型	特征名称	含义	单位
自身运动特征	V_s	直行车平均速度	m/s
	V_{s_std}	直行车速度的标准差	m/s
	A_s	直行车平均加速度	m/s ²

续表

	As_std	直行车加速度的标准差	m/s ²
	As_p	直行车平均正加速度	m/s ²
	As_n	直行车负加速度，即直行车平均减速度	m/s ²
	VL	左转车平均速度	m/s
	VL_std	左转车速度的标准差	m/s
	AL	左转车平均加速度	m/s ²
	AL_std	左转车加速度的标准差	m/s ²
	AL_p	左转车平均正加速度	m/s ²
	AL_n	左转车平均负加速度，即左转车平均减速度	m/s ²
两车交互特征	ΔV	平均相对速度	m/s
	ΔV_std	相对速度的标准差	m/s
	ΔD	平均相对距离	m
通行顺序	Fs	直行车是否先通行，1 表示先通行，0 表示后通行	—

在将候选特征变量纳入模型之前，需检验各变量间是否存在严重的多重共线性。多重共线性会导致模型系数估计的标准误差膨胀，影响参数估计的稳定性与显著性检验的有效性。本研究采用方差膨胀因子(Variance Inflation Factor, VIF)作为共线性诊断指标。VIF 用于衡量某一变量与其他所有自变量之间线性相关程度的强弱。VIF 值大于 10，表明该变量与其他变量的共线性严重。经共线性分析，各交互情形 VIF 小于 10 的特征如表 3 所示。

Table 3. Filtered features variables
表 3. 筛选后特征变量

AV 左转-HV 直行		AV 直行-HV 左转	
	Vs_std		Vs_std
	As		As
	As_n		As_n
	VL		VL
	AL		AL
	AL_n		AL_n
	—		ΔV_std
	ΔD		ΔD
	Fs		Fs

4.2. 冲突风险模型构建及影响因素分析

4.2.1. 考虑均值异质性的随机参数 Logit 模型

为捕捉变量对冲突风险的异质性影响，本研究采用随机参数 Logit 模型探究自动与人工驾驶车辆冲突风险影响因素。与普通 Logit 模型不同，该模型允许关键变量系数服从特定分布，能有效识别不同样本

间的效应差异:

$$\text{logit}(p_i) = \ln \frac{p_i}{1-p_i} = \beta_0 + \beta_i X_i \quad (2)$$

$$\beta_i = \beta + \Gamma \delta_i \quad (3)$$

式中: p_i 为样本 i 的事件发生概率; β_0 为模型固定截距项; X_i 为自变量向量; β_i 为 X_i 对应的随机参数向量; β 为随机参数向量的总体均值; Γ 为协方差矩阵, 对角线元素为各随机参数标准差; δ_i 为服从标准正态分布的随机扰动项, 是产生个体参数异质性的来源。

基础随机参数 Logit 模型假定随机系数仅为随机扰动, 无法解释异质性来源[20]。本研究进一步引入均值异质性向量, 允许随机参数均值随样本特征变化:

$$\beta_i = \beta + \Gamma \delta_i + \Delta Z_i \quad (4)$$

式中: ΔZ_i 为可观测个体特征带来的均值偏移项。

为选取合理的随机参数特征, 本研究在模型设定时逐个检验各特征参数分布均值及标准差的显著性, 显著特征保留随机参数设定, 否则调整为固定参数。

然而, Logit 模型的估计系数仅反映变量影响方向与显著性, 无法直接衡量影响强度。本研究进一步采用边际效应量化各因素的实质性贡献, 计算各变量单位变化对风险概率的平均影响, 边际效应值 M 的计算公式:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\partial P_n}{\partial x_n} \quad (5)$$

式中: P_n 为样本 n 发生目标事件的预测概率; x_n 为样本 n 的特征取值。

4.2.2. 模型评估指标

本研究使用对数似然值(Log-Likelihood, LL)、赤池信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)与 McFadden R^2 (McFadden Pseudo R-Squared)来评价模型拟合效果及性能。

(1) 对数似然值反映模型对样本数据的整体拟合程度, 似然比检验可评估引入新的特征对模型性能的提高效果。

(2) AIC 值用于评估模型的拟合效果, AIC 值越小, 模型拟合效果越好。AIC 计算如下式:

$$\text{AIC} = -2(\text{LL} - K) \quad (6)$$

式中: LL 为模型的对数似然值; K 为模型中特征数量。

(3) McFadden R^2 (伪 R^2) 为离散选择模型拟合优度指标, 取值区间为 0 到 1。该指标通过对比待估模型与仅含常数项的基准空模型的对数似然差值, 量化自变量对冲突风险的解释能力:

$$R^2 = 1 - \frac{LL}{L_0} \quad (7)$$

式中: L_0 为仅含常数项模型的对数似然值。

4.3. 模型结果分析

为系统评估不同模型对冲突风险数据的解释能力, 本研究分别构建了普通 Logit 模型、随机参数 Logit 模型及考虑均值异质性的随机参数 Logit 模型, 各模型拟合优度指标如表 4 所示。在两种交互情形中, 考虑均值异质性的随机参数 Logit 模型均表现出最大的对数似然值、最小的 AIC 值及最大的 R^2 。似然比检验结果表明, 该模型在 95%显著性水平下显著优于其他两类模型, 拟合效果最优, 对冲突风险的解释能

力最强。

Table 4. Comparison of model goodness-of-fit indicators

表 4. 模型拟合优度指标对比

场景	模型	对数似然值	AIC	R^2
AV 左转-HV 直行	普通 Logit 模型	-543.8826	1105.7652	0.5367
	随机参数 Logit 模型	-537.7125	1095.4249	0.5420
	考虑均值异质性的随机参数 Logit 模型	-533.8453*	1091.6907	0.5453
AV 直行-HV 左转	普通 Logit 模型	-1186.6676	2393.3352	0.5807
	随机参数 Logit 模型	-1178.0617	2380.1233	0.5837
	考虑均值异质性的随机参数 Logit 模型	-1140.6766*	2311.3531	0.5969

注：“*”表示在 95%的置信区间上显著提高模型性能。

4.3.1. 自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行冲突风险影响因素分析

在自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行情形中，模型参数估计结果和边际效应如表 5 所示。模型参数估计结果表明，人工驾驶车辆直行时的速度标准差、平均加速度、平均减速度，自动驾驶车辆左转时的平均速度、平均加速度、平均减速度，以及直行车是否先通行这 7 个变量显著影响自动与人工驾驶车辆的冲突风险。其中，人工驾驶车辆的平均减速度为随机参数，存在显著的个体异质性，且与自动驾驶车辆左转时的平均速度负相关，即当自动驾驶车辆以较高速度左转时，直行的人工驾驶车辆倾向于减少制动强度。

Table 5. Model parameter estimation results and marginal effects for AV left turn and HV straight scenario

表 5. AV 左转-HV 直行情形的模型参数估计结果和边际效应

特征变量	系数	p 值	边际效应
常数项	-0.2264**	0.0000	—
V_{S_std}	-0.3682**	0.0001	-0.0604
A_S	0.1786**	0.0000	0.0669
A_{S_n} (参数分布均值)	0.9540**	0.0000	0.3543
V_L	-0.4856**	0.0003	-0.0540
A_L	-0.1275**	0.0021	-0.0570
A_{L_n}	-0.1984**	0.0004	-0.0759
ΔD	-0.4166	0.5383	—
F_S	-0.3486**	0.0000	-0.1535
A_{S_n} (参数分布标准差)	1.2063**	0.0000	—
$A_{S_n}:\Delta D$	0.1308	0.1498	—
$A_{S_n}:V_L$	-0.4655**	0.0001	—

注：“*”表示在 95%的置信区间上显著提高模型性能。

边际效应分析结果显示，人工驾驶车辆直行时的平均加速度和减速度每增加一个单位，冲突风险上

升 6.69%和 35.43%。这一结果的可能原因是,无信号交叉口缺乏通行权分配,人工车辆驾驶人难以准确预判左转自动驾驶车辆的意图,人工车辆驾驶人往往会先以减速试探,若双方意图未能有效传递,减速即由试探迅速转为紧急制动,冲突风险随之上升,这种从意图模糊到行为激化的交互过程,使减速度成为该情形下影响冲突风险的关键因素。自动驾驶车辆左转时的平均速度、平均加速度与平均减速度每增加一个单位,风险分别降低 5.40%、5.70%和 7.59%,这反映出自动驾驶车辆在左转过程中能够通过主动调整车速抑制冲突风险。此外,直行的人工驾驶车辆先通行可使冲突风险降低 15.35%,这消除了双方在通行顺序上的试探与犹豫,符合直行车辆具有优先通行权的驾驶逻辑。

4.3.2. 自动驾驶车辆直行与人工驾驶车辆左转冲突风险影响因素分析

在自动驾驶车辆直行与人工驾驶车辆左转情形中,模型参数估计结果和边际效应如表 6 所示。模型参数估计结果表明,人工驾驶车辆左转时的平均速度、平均加速度、平均减速度,自动驾驶车辆直行时的平均加速度、平均减速度,以及平均相对距离、直行车是否先通行这 7 个变量显著影响自动与人工驾驶车辆的冲突风险。其中,平均相对距离和人工驾驶车辆左转时的平均减速度为随机参数,二者均存在显著的均值异质性。人工驾驶车辆左转时的平均减速度与自动驾驶车辆直行时的速度标准差正相关;车辆间的平均相对距离则与人工驾驶车辆左转时的平均速度和平均加速度负相关。

边际效应分析结果表明,人工驾驶车辆左转时的运动特征是加剧冲突风险的关键因素,其平均速度、平均加速度与平均减速度每增加一个单位,冲突风险分别上升 23.92%、11.58%与 18.13%。自动驾驶车辆直行时的平均加速度与减速度则均能抑制风险,每增加一个单位,冲突风险分别降低 3.31%与 4.17%。车辆间的平均相对距离每增加一个单位,冲突风险降低 9.11%,充足的空间距离为避险操作提供了容错空间。此外,直行的自动驾驶车辆先通过交叉口时,冲突风险上升 43.65%,对此存在多种可能的解释:一种解释是左转驾驶人对自动驾驶车辆的路权优先认可度较低,即使自动驾驶车辆已先行,左转驾驶人仍倾向于抢行或强行切入,可能加剧冲突风险;另一种可能是人类驾驶员对自动驾驶车辆行为的预期与实际情况存在偏差,左转驾驶人基于传统交互经验,预期直行车辆会通过减速或犹豫释放可协商的让行信号,而自动驾驶车辆按既定规则稳定通行,缺乏类似人类的意图表达。这种预期与实际的落差使驾驶人难以准确判断对方是否会让行,决策不确定性上升,可能加剧冲突风险。上述可能性尚需进一步验证。

Table 6. Model parameter estimation results and marginal effects for AV straight and HV left turn scenario
表 6. AV 直行-HV 左转情形的模型参数估计结果和边际效应

特征变量	系数	p 值	边际效应
常数项	-1.0142**	0.0000	—
Vs_std	-0.0120	0.8646	—
As	-0.0784**	0.0095	-0.0331
As_n	-0.1006**	0.0008	-0.0417
VL	2.8126**	0.0000	0.2392
AL	0.4420**	0.0000	0.1158
AL_n (参数分布均值)	0.6545**	0.0000	0.1813
ΔV_std	-0.1615	0.0595	—
ΔD (参数分布均值)	-6.3674**	0.0000	-0.0911
Fs	0.9059**	0.0000	0.4365

续表

A_{L_n} (参数分布标准差)	1.8341**	0.0000	—
ΔD (参数分布标准差)	29.7007**	0.0000	—
$A_{L_n}:V_{S_std}$	0.2534**	0.0007	—
$\Delta D:V_L$	-0.4625**	0.0000	—
$\Delta D:A_L$	-0.6585**	0.0000	—

注：“*”表示在 95%的置信区间上显著提高模型性能。

5. 总结与展望

为了探究无信号交叉口自动与人工驾驶车辆冲突风险影响因素，本研究以直行与左转冲突为对象，基于 Argoverse-2 数据集提取冲突数据，根据车辆类型与行驶方向分为两种交互情形：自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行、自动驾驶车辆直行与人工驾驶车辆左转，分析了不同情形的冲突风险特征，然后采用平均残余寿命图法确定风险判别阈值，构建考虑自动与人工驾驶车辆运动特征差异的均值异质性随机参数 Logit 模型，识别车辆自身运动特征、车辆间交互特征和通行顺序对冲突风险的影响。

研究结果表明，自动驾驶车辆左转与人工驾驶车辆直行交互情形的 PET 均值显著高于另一种情形，这一结果暗含自动驾驶车辆在左转时表现出更为保守或稳健的驾驶策略。考虑均值异质性的随机参数 Logit 模型结果显示，人工驾驶车辆直行时的紧急制动是其与左转自动驾驶车辆冲突的重要风险因素；而当自动驾驶车辆直行时，人工驾驶车辆左转时的平均速度及加减速度的增大均可能加剧风险。在两种情形中，自动驾驶车辆均能通过主动的速度调控有效抑制风险。通行顺序的影响存在明显场景异质性：直行的人工驾驶车辆先通行可有效降低风险，但直行的自动驾驶先通行反而会加剧风险，反映出人工驾驶车辆对自动驾驶车辆路权优先的遵守度低。

本研究基于实测数据集揭示了无信号交叉口自动与人工驾驶车辆冲突风险影响因素，增强了对冲突过程双方车辆交互特性，以及驾驶行为异质性对冲突风险作用机制的认识，为混合交通环境下交叉口的安全管控提供了理论支撑。

本研究仍存在以下局限性：(1) 研究仅聚焦直行与左转单一冲突类型，且基于特定数据集中的相对理想化交互场景，结论向其他冲突类型及更复杂交通情境的泛化能力尚待验证；(2) 自动驾驶车辆样本均来源于 Argoverse-2 数据集，车辆类型与自动驾驶系统的行为逻辑较为单一，难以反映不同厂商、不同自动化等级车辆在交互策略上的差异，可能存在代表性偏差；(3) 受数据条件限制，本研究未纳入时段、天气、光照、道路几何等环境背景变量，而这些因素可能对驾驶人的意图判断与行为响应产生重要影响。后续研究将沿以下方向展开：一是拓展冲突类型与场景覆盖，引入多类型交叉冲突及不同交通环境下的实测数据，检验结论的稳健性与可迁移性；二是纳入天气、道路几何等环境变量，开展多层次建模，探究多因素耦合作用下冲突风险的演化机理；三是尝试引入结构方程模型等更复杂的建模方法，探索各因素间的因果路径，并结合车路协同条件研究冲突风险的主动干预策略。

基金项目

山东省自然科学基金项目(No. ZR2026QC0675)；济南市“新高校 20 条”资助项目(202333036)。

参考文献

[1] Liu, P. (2024) Social Interactions between Automated Vehicles and Human Drivers: A Narrative Review. *Ergonomics*, 68, 1761-1780. <https://doi.org/10.1080/00140139.2024.2435038>

- [2] Sarra, S. and Hassan, Y. (2025) Intersection Sight Distance in Mixed Automated and Conventional Vehicle Environments with Yield Control on Minor Roads. *Smart Cities*, **8**, Article 73. <https://doi.org/10.3390/smartcities8030073>
- [3] Lee, S., Jo, Y., Jung, A., Park, J. and Oh, C. (2024) Evaluation of Automated Driving Safety in Urban Mixed Traffic Environments. *IET Intelligent Transport Systems*, **18**, 2963-2976. <https://doi.org/10.1049/itr2.12602>
- [4] Li, Z.C., Li, L.J. and Huang, J.L. (2026) Exploiting the Benevolent Machine: Psychological Antecedents of Human Drivers' Strategic Exploitation Intentions toward Autonomous Vehicles in Mixed Traffic. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, **120**, Article ID: 103616. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2026.103616>
- [5] Zheng, L., Ismail, K. and Meng, X.H. (2014) Traffic Conflict Techniques for Road Safety Analysis: Open Questions and Some Insights. *Canadian Journal of Civil Engineering*, **41**, 633-641. <https://doi.org/10.1139/cjce-2013-0558>
- [6] 蔡建伟, 李天能, 潘江雄, 等. 高速公路改扩建施工区合流段交通冲突时空分布研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2026, 22(7): 106-113.
- [7] Wei, S.S. and Shao, M.H. (2024) Existence of Connected and Autonomous Vehicles in Mixed Traffic: Impacts on Safety and Environment. *Traffic Injury Prevention*, **25**, 390-399. <https://doi.org/10.1080/15389588.2023.2291337>
- [8] Jiao, Y., Li, G.P., Calvert, S.C., van Cranenburgh, S. and van Lint, H. (2024) Beyond Behavioural Change: Investigating Alternative Explanations for Shorter Time Headways When Human Drivers Follow Automated Vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **164**, Article ID: 104673. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2024.104673>
- [9] 鲁光泉, 谭海天, 张浩. 自动驾驶车辆对人工驾驶车辆跟驰行为影响分析[J]. 上海理工大学学报, 2023, 45(4): 321-331.
- [10] Li, G., Jiao, Y., Calvert, S.C. and van Lint, J.W.C. (2024) Lateral Conflict Resolution Data Derived from Argoverse-2: Analysing Safety and Efficiency Impacts of Autonomous Vehicles at Intersections. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **167**, Article ID: 104802. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2024.104802>
- [11] Ashraf, M.T. and Dey, K. (2025) Conflict Resolution Behavior of Autonomous Vehicles at Intersections under Mixed Traffic Environment. *Accident Analysis & Prevention*, **211**, Article ID: 107897. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2024.107897>
- [12] Yang, M.L., Yang, X.B., Mu, C.X. and Zhu, S. (2026) Influence Factors and Model Selection for Conflict Risk in Different Car-Following Behaviors: Insights from Automated and Human-Driven Vehicles. *Accident Analysis & Prevention*, **224**, Article ID: 108286. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2025.108286>
- [13] Markkula, G., Madigan, R., Nathanael, D., Portouli, E., Lee, Y.M., Dietrich, A., et al. (2020) Defining Interactions: A Conceptual Framework for Understanding Interactive Behaviour in Human and Automated Road Traffic. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, **21**, 728-752. <https://doi.org/10.1080/1463922x.2020.1736686>
- [14] Wilson, B., Qi, W., Agarwal, T. et al. (2023) Argoverse 2: Next Generation Datasets for Self-Driving Perception and Forecasting. arXiv: 2301.00493.
- [15] Paefgen, J., Kehr, F., Zhai, Y. and Michahelles, F. (2012) Driving Behavior Analysis with Smartphones: Insights from a Controlled Field Study. *Proceedings of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia*, Ulm, 4-6 December 2012, 1-8. <https://doi.org/10.1145/2406367.2406412>
- [16] Gemonet, E., Bougard, C., Masfrand, S., Honnet, V. and Mestre, D.R. (2021) Car Drivers Coping with Hazardous Events in Real versus Simulated Situations: Declarative, Behavioral and Physiological Data Used to Assess Drivers' Feeling of Presence. *PLOS ONE*, **16**, e0247373. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0247373>
- [17] Mahmud, S.M.S., Ferreira, L., Hoque, M.S. and Tavassoli, A. (2017) Application of Proximal Surrogate Indicators for Safety Evaluation: A Review of Recent Developments and Research Needs. *IATSS Research*, **41**, 153-163. <https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2017.02.001>
- [18] Hussain, F., Li, Y., Arun, A. and Haque, M.M. (2022) A Hybrid Modelling Framework of Machine Learning and Extreme Value Theory for Crash Risk Estimation Using Traffic Conflicts. *Analytic Methods in Accident Research*, **36**, Article ID: 100248. <https://doi.org/10.1016/j.amar.2022.100248>
- [19] Geng, Z.S., Ji, X.F., Cao, R., Lu, M. and Qin, W. (2022) A Conflict Measures-Based Extreme Value Theory Approach to Predicting Truck Collisions and Identifying High-Risk Scenes on Two-Lane Rural Highways. *Sustainability*, **14**, Article 11212. <https://doi.org/10.3390/su141811212>
- [20] 温惠英, 成杰, 赵胜. 基于随机参数 Logit 模型的车辆冲突风险影响因素研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2023, 42(12): 113-120.