基于真实驾驶数据的自动驾驶与人类驾驶违规行为对比——特征挖掘与机制解析*

刘绘敏　王润民　朱宇　承靖钧　李聚

（长安大学，西安 710018）

【摘要】为探究真实交通环境中自动驾驶汽车（AV）的违规行为特征、现有交规适配性及其与人工驾驶汽车（HV）的差异，基于SinD人工驾驶数据集、highD人工驾驶数据集和Argoverse2自动驾驶数据集，提取AV与HV的限速、安全车距、变道、信号灯闯行、左转妨碍直行、连续变道6类违规案例数据展开分析。利用皮尔逊相关系数与线性回归模型剖析限速违规，以车头时距评估安全车距与变道的安全性，通过数据占比分析信号灯闯行与左转妨碍直行违规，并结合变道频率、变道频率稳定性及速度波动性指标分析连续变道特征。结果表明：在高速状态下，AV易形成持续性限速违规，但速度更稳定；AV的安全车距违规风险高于HV，变道违规风险则低于HV；AV的信号灯闯行行为受天气影响更显著，左转妨碍直行违规一旦发生则风险更严重；短距离、低速场景下AV变道更频繁且稳定性较差。研究证实，AV尚未实现对交规的完全合规遵循，其限速与安全车距违规发生率较高，且AV与HV在6类违规行为上均存在显著差异；现有交规对AV的适用性存在局限。同时提出可从AV违规专项数据集构建、专属交规完善、自动驾驶算法升级及合规评价准入机制建立4方面深化研究，为AV合规融入现有交通体系提供理论支撑与实践参考。

主题词：自动驾驶　人工驾驶　违规行为　真实驾驶数据集　合规

中图分类号：U471.1　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250749

The Comparison of Traffic Violations Between Autonomous Driving and Human Driving Based on Real Driving Data: Feature Extraction and Mechanism Analysis

Liu Huimin, Wang Runmin, Zhu Yu, Cheng Jingjun, Li Ju

(Chang'an University, Xi'an 710018)

【Abstract】 To explore the traffic violation characteristics of Autonomous Vehicles (AV) in real-world traffic environments, the adaptability of existing traffic regulations, and the differences compared to Human-Driven Vehicles (HV), this study utilizes the SinD artificial driving dataset, highD artificial driving dataset, and Argoverse2 autonomous driving dataset. 6 types of violation cases are analyzed, including speed limit violations, safe following distance violations, lane changes, running red lights, left-turn blocking of straight-moving vehicles, and continuous lane changes. The study employs Pearson correlation coefficients and linear regression models to analyze speed limit violations, evaluates the safety of following distance and lane changes using headway time as an indicator, and uses data proportion analysis to assess red light violations and left-turn blocking violations that impede straight-moving traffic. Additionally, continuous lane change characteristics are studied by examining lane change frequency, stability, and speed variability. The results show that under high-speed conditions, AVs are more prone to persistent speed limit violations but exhibit more stable speeds. The risk of safe following distance violations is higher for AVs compared to HVs, while the risk of lane change violations is lower for AVs. Red light violations are more significantly influenced by weather conditions for AVs, and once left-turn blocking violations occur, they present more severe risks. In short-distance, low-speed scenarios, AVs tend to change lanes more frequently with poorer stability. The study confirms that AVs have not yet fully complied with traffic regulations, with higher rates of speed limit and safe following distance violations. Significant differences exist between AVs and HVs across all six types of violations. The applicability of current traffic regulations to AVs has limitations. Based on this, future research can further explore 4 areas: the construction of

*基金项目：国家重点研发计划项目（2024YFB2505705）；国家自然科学基金重点项目（52232015）。

通信作者：王润民（1989—），高级工程师，主要研究方向为自动驾驶测试评价技术，rmwchd@qq.com。

specialized AV violation datasets, the improvement of specific traffic regulations for AVs, upgrades to autonomous driving algorithms, and the establishment of compliance evaluation mechanisms. The findings provide theoretical support and practical reference for the compliant integration of AVs into the existing traffic system.

Key words: Autonomous Driving (AV), Human-Driven Driving (HV), Traffic violations, Real-world driving datasets, Compliance of traffic regulations

【引用格式】刘绘敏，王润民，朱宇，等. 基于真实驾驶数据的自动驾驶与人类驾驶违规行为对比——特征挖掘与机制解析[J]. 汽车技术，2026(8)：19-29.

LIU H M, WANG R M, ZHU Y, et al. The Comparison of Traffic Violations Between Autonomous Driving and Human Driving Based on Real Driving Data: Feature Extraction and Mechanism Analysis[J]. Automobile Technology, 2026(8): 19-29.

1 前言

随着自动驾驶汽车（Automated Vehicles，AV）逐步在开放道路环境中进行测试与应用[1]，AV将长期与人工驾驶汽车（Human-driven Vehicles，HV）共享道路，形成混行的交通环境[2]。确保AV遵守与人类驾驶员相同的交通规则，是保障混行交通安全与秩序的核心前提。事实上，AV因违反交规而引发的事故屡见不鲜。美国国家公路交通安全管理局公布的89起AV事故中，有10起直接归因于AV未能充分遵守交规[3]；加州机动车辆管理局的AV交通事故分析也指出，部分碰撞事故的核心诱因是冲突方AV存在红灯闯行等违规行为[4]。因此，深入研究AV在真实场景下的违规行为特征、评估现行交规的适应性、并分析AV与HV在违规模式上的差异性，对于明确下一代自动驾驶系统（Automated Driving Systems，ADS）的优化方向、提升整体交通安全水平具有关键意义。

基于试验数据或驾驶数据开展AV的交规符合性（下文简称“合规”）分析，即评估其对交规的遵循程度，是当前常用的研究方法。Zhao等[5]在封闭试验场中，针对限速、安全车距、压线及变道等4项交规开展AV合规实证分析，但实车测试存在试验成本高昂、规模场景难以复现等瓶颈。为此，现有研究多采用仿真分析，Lu等[6]通过构建自动驾驶交规符合性决策框架，针对变道、车辆切入、交叉口通行等典型场景，完成其合规仿真验证；Waqas等[7]借助Vissim分析AV信号灯闯行违规行为。然而，小规模实车测试和仿真试验，均存在样本量有限、测试场景与真实动态交通环境存在偏差等问题，导致测试结果缺乏足够的统计学代表性，难以准确揭示AV在实际复杂交通场景中的合规特征。

部分研究选择采用真实数据集开展AV交规符合性分析，Bogdoll等[8]利用Waymo Open Motion数据集[9]分析限速和安全车距违规行为，结果显示AV在安全车距方面的违规概率高于限速违规。但受限于自动驾驶数据集的稀缺性，前期研究更多聚焦于利用人工驾驶数据集分析HV的违规行为现象。Esterle等[10]基于INTERACTION数据集[11]分析车道汇入场景，揭示了不同国家间的违规数量差异。Maierhofer等[12]基于SinD数据集[13]探究交叉口违规情况，结果表明约有90%的车辆遵守停车线规则，但仍有18%的车辆存在违规行为。Ma等[14]分析AD4CHE数据集[15]发现，拥堵环境下车辆更易违反限速及安全车距要求。Maierhofer等[16]基于highD数据集[17]对2 500余辆车开展多类违规行为分析，结果显示仅约37%的车辆完全合规，而违反安全车距和限速的车辆比例分别高达35%和22%。由于现有研究多集中于HV数据集的分析，对AV交规符合性的实证分析较为匮乏，且在违规行为分析层面存在明显不足：一方面多聚焦于违规行为的数量统计，缺乏对违规行为的因果机制、核心特征、交规适用性及AV与HV差异性的深入探究；另一方面，多针对交叉口等单一场景，未能覆盖高速公路等多样化交通场景。

因此，本文基于SinD交叉口人工驾驶数据集[18]、highD高速公路人工驾驶数据集及Argoverse2自动驾驶数据集[19]，全面分析AV的交通规则遵守表现、交通规则适应性及AV与HV的违规行为特征差异。所选数据集覆盖信号交叉口、高速公路、城市道路等多种复杂环境。

2 数据集与数据预处理

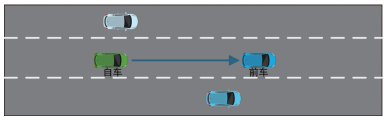
2.1 数据集选取

本文使用SinD、highD和Argoverse2数据集，其中：SinD人工驾驶数据集是由清华大学在中国不同城市采集的信号交叉口区域的大规模公共轨迹数据集；highD人工驾驶数据集是由德国亚琛工业大学采集的德国高速公路大型人工车辆轨迹数据集；Argoverse2自动驾驶数据集为AV路采数据集，涵盖驾驶环境信息和高清地图。受限于数据集的固有属性，本文在分析AV的违规

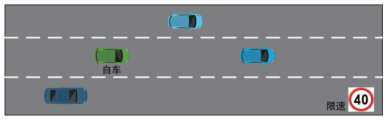
行为时，主要考虑位置、加速度、速度、时间和天气变化等可获取因素的影响。

2.2 违规案例筛选与提取

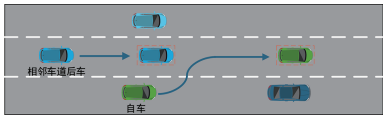
通过梳理《中华人民共和国道路交通安全法》《中华人民共和国道路交通安全法实施条例》等交通法规，结合数据集初步分析，对所选数据集中6种典型易违规驾驶场景（见图1）进行违规案例提取，所选场景对应的交规条款如表1所示。



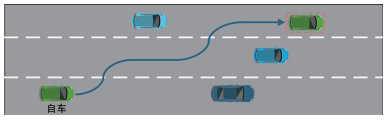
（a）保持安全车距场景



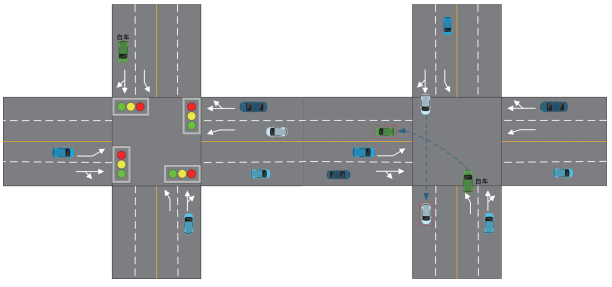
（b）限速场景



（c）变道场景



（d）连续变道场景



（e）信号交叉口通行场景　　（f）左转直行冲突场景

图1　6种典型易违规场景

表1　场景对应的交规条款

场景	交规名称	对应条款	具体内容
保持安全车距	《中华人民共和国道路交通安全法》	第43条	同车道行驶的机动车，后车应当与前车保持足以采取紧急制动措施的安全距离。
限速	《中华人民共和国道路交通安全法》	第42条	机动车上道路行驶，不得超过限速标志标明的最高时速。
变道	《中华人民共和国道路交通安全法实施条例》	第44条	在道路同方向划有2条以上机动车道的，变更车道的机动车不得影响相关车道内行驶的机动车的正常行驶。
连续变道	《机动车驾驶人安全文明操作规范》	第9.3.2条	变更车道时，不得连续变更2条或2条以上车道。
信号交叉口通行	《中华人民共和国道路交通安全法》	第44条	机动车通过交叉路口，应当按照交通信号灯、交通标志、交通标线或者交通警察的指挥通过。
左转直行冲突	《中华人民共和国道路交通安全法实施条例》	第38条	绿灯亮时，准许车辆通行，但转弯车辆不得妨碍被放行的直行车辆通行。

基于表1的交规条款，从SinD、highD和Argoverse2数据集中提取AV和HV的违规案例数据，提取规则如下：

a. 车辆类型限定为小型乘用车，确保分析对象的一致性。

b. 引入时间窗口分析机制，同步观察违规行为发生前后1~2 s的车辆行为动态，避免单一瞬时数据引发误判，提升违规判定的准确性。

c. 合规限速数值严格依据数据采集所在地的交通规则设定。

d. 参考中外现行交通规则设定安全车距，其中：国内遵循GA/T 1773.2—2021，小型车辆的纵向安全车距宜大于3 s行驶距离，高速公路需在此基础上增加1 s[21]；美国、德国均采用3 s规则确定安全车距[22]。

e. 变道合规操作参考中国GA/T 1773.2—2021第9.3.2条款：不得连续变更2条及以上车道（10 s内禁止连续变道2次），且变道行为不得妨碍其他车辆正常行驶[23]。

f. 左转直行冲突场景中，合规通行遵循统一要求：左转车辆不得妨碍直行车辆通行，具体判定阈值为左转与直行车辆到达轨迹交点的最小允许时间差≥3.4 s[24]。

经过违规案例提取与筛选，最终得到1 209组AV违规案例与1 222组HV违规案例，单案例时长分布在1~13 s范围的。其中，分场景违规案例数量分布如图2所示，6种典型易违规场景的统计特征结果如表2所示。

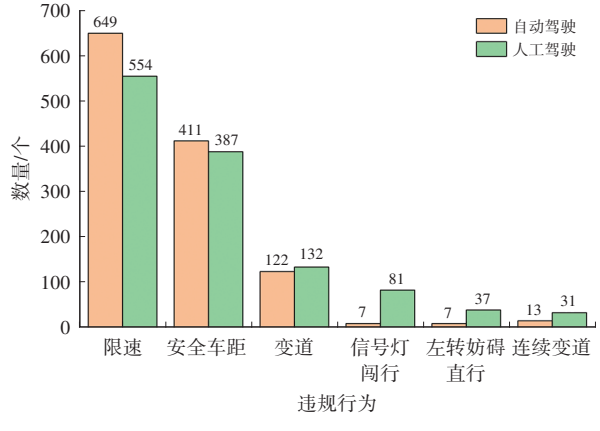


图2　违规案例分布

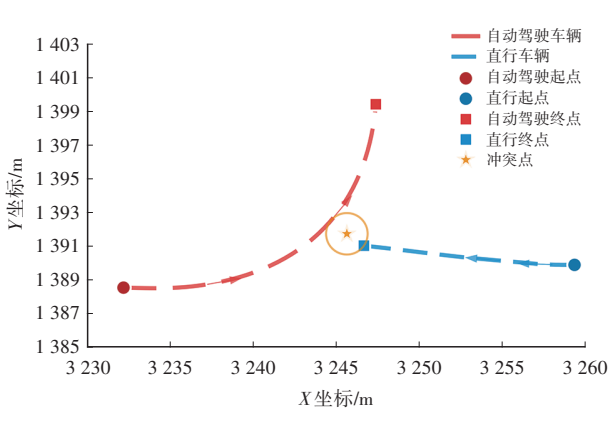
表 2　违规案例统计结果

违规类型	数据集类型	统计指标	均值	标准差	最大值	最小值
限速违规	HV	违规时间/s	3.10	2.00	8.91	1.00
		自车速度/m·s^{-1}	9.54	1.06	15.67	8.40
	AV	违规时间/s	4.12	1.24	5.00	1.00
		自车速度/m·s^{-1}	14.36	1.28	16.70	11.14
安全车距违规	HV	实际车距/m	92.17	21.10	172.73	45.89
		安全车距/m	122.87	23.10	179.16	84.93
		自车速度/m·s^{-1}	30.72	5.78	44.79	21.23
	AV	实际车距/m	12.47	5.80	37.76	1.33
		安全车距/m	24.33	7.45	46.11	6.83
		自车速度/m·s^{-1}	8.11	2.48	15.37	2.28
变道违规	HV	实际车距/m	45.21	32.66	148.22	2.26
		安全车距/m	111.35	23.35	175.48	70.52
		自车速度/m·s^{-1}	29.55	4.22	39.70	18.76
		相邻车道后车速度/m·s^{-1}	27.84	5.84	43.87	17.63
	AV	实际车距/m	19.95	8.93	51.56	7.78
		安全车距/m	30.39	9.36	54.56	12.04
		自车速度/m·s^{-1}	9.72	3.24	15.77	2.27
		相邻车道后车速度/m·s^{-1}	10.13	3.12	18.19	4.01
信号灯闯行违规	HV	违规时间/s	7.12	1.58	12.20	3.80
	AV	违规时间/s	1.96	0.79	3.05	0.60
左转妨碍直行违规	HV	时间差/s	2.92	0.33	3.30	2.20
	AV	时间差/s	1.79	0.87	3.00	0.50
连续变道违规	HV	变道次数/次	2.06	0.15	3.00	2.00
	AV	变道次数/次	2.15	0.38	3.00	2.00

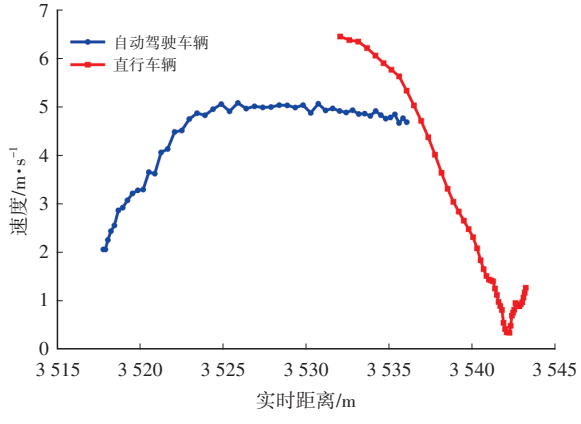
2.3　典型自动驾驶违规案例

以 Argoverse2 数据集中选取左转妨碍直行和连续变道 2 类具有代表性的自动驾驶违规案例为例，直观分析自动驾驶违规行为的客观存在性。为清晰还原违规过程与关键行为细节，先对原始车辆轨迹数据进行提取与清洗，剔除噪声干扰后，生成融合车道线、车辆轨迹、关键位置点、行驶方向与瞬时速度的二维可视化图，如图 3 所示。

由图 3 可知，在左转妨碍直行场景中，AV 转向时的速度提升后趋于平稳，而直行车辆因避让导致速度先下降后提升，这表明 AV 在决策时，未能对直行车辆的路径优先权与实时状态给予充分考量，其决策逻辑存在合

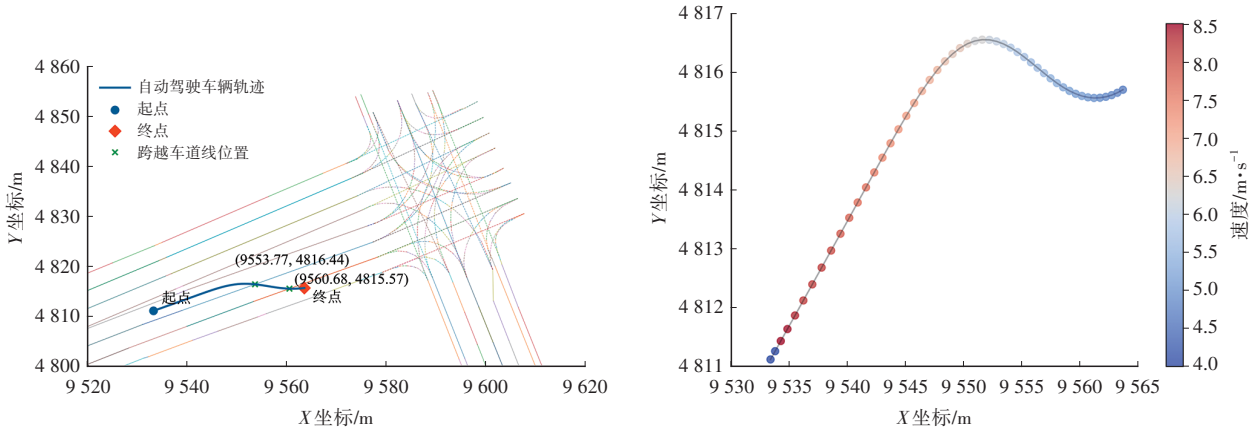


车辆轨迹



距离与速度关系

(a)左转妨碍直行场景



车辆轨迹　　距离与速度关系

(b)连续变道场景

图3　典型违规案例车辆轨迹与距离-速度关系曲线

规疏漏，最终侵占了直行车辆的法定路权。

在连续变道场景中，AV完成第一次变道后，继续执行第二次变道，构成了典型的连续变道违规，该行为揭示了AV在轨迹规划稳定性或对周边环境干扰的预估上存在不足。

因此，现有AV存在明确的驾驶违规行为。这一现象验证了当前ADS在设计中多充分考量驾驶安全性，但对交规符合性缺乏足够的约束与深度考虑。

3　驾驶违规行为特征分析

基于前文提取的AV与HV违规案例，本节重点分析AV违规行为的核心特征、对现有交规的适应性表现，以及AV与HV违规行为的时空分布、动态交互特征及其与交规条款的适应性冲突，探究导致AV违规的潜在技术性与机制性原因。

3.1　限速违规案例分析

为探究限速违规案例中平均速度与违规时长间的关系，采用皮尔逊相关系数与线性回归模型进行定量分析。假设每个违规案例的平均速度为$v_{\text{avg},i}$，限速违规时长为$t_{\text{over},i}$，样本总数为n，则观测样本为：

$$\{(t_{\text{over},i},v_{\text{avg},i})\mid i=1,2,\cdots,n\} \tag{1}$$

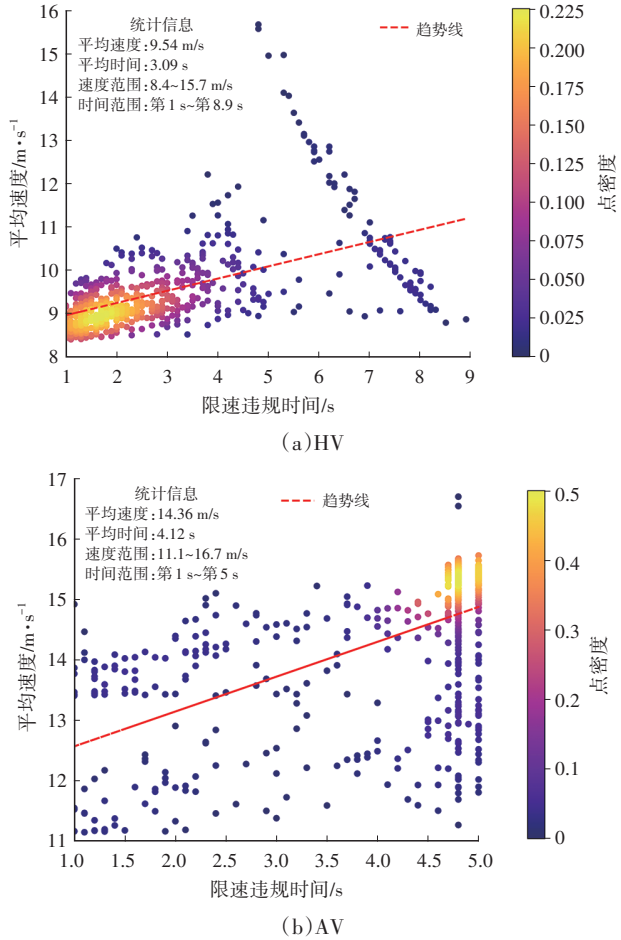
计算平均速度与违规时长的皮尔逊相关系数，衡量变量间的线性相关程度r：

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(t_{\text{over},i}-\bar{t}_{\text{over}})(v_{\text{avg},i}-\bar{v}_{\text{avg}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(t_{\text{over},i}-\bar{t}_{\text{over}})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(v_{\text{avg},i}-\bar{v}_{\text{avg}})^2}} \tag{2}$$

式中：$\bar{t}_{\text{over}}$、$\bar{v}_{\text{avg}}$分别为限速违规时间与平均速度的样本均值。

若$r>0$，表示平均速度与限速违规时间存在正相关关系；若$r<0$则为负相关，且系数的绝对值$|r|$越接近1，表明线性关系越强。

对样本相关系数进行显著性检验（显著性水平$\alpha=0.05$），建立一元线性回归模型，量化二者的趋势关联。基于皮尔逊相关系数与线性回归模型定量分析，得到限速违规案例的相关性分析结果如图4所示。



(a)HV

(b)AV

图4　限速违规车辆平均速度和违规时长相关性分析

由图4可知，AV与HV的违规持续时间均与平均速

度呈现显著正相关（$p < 0.05$），但二者相关强度存在差异：AV的相关系数更高（$r \approx 0.56$），说明其违规持续时间与速度的线性关联更为紧密，具体表现为限速违规时速度越高，违规状态维持越久。因此，AV在高速度场景下的限速响应和回落机制可能存在滞后性，或控制宽容区间设置偏宽，导致超速状态难以快速解除。

相比之下，HV的相关系数略低（$r \approx 0.53$），这主要源于人类驾驶员超速后的减速行为更具随机性与主观性，部分驾驶员会迅速修正车速，其他驾驶员则维持较高速度一段时间，导致整体上违规持续时间与平均速度的关联度相对松散。

进一步探究AV和HV行驶过程中的稳定性，分析2类车辆限速违规案例中的平均速度、最大速度及最小速度的分布特征，结果如图5所示。AV的行驶状态更稳定，未出现明显的急加速、急减速现象。

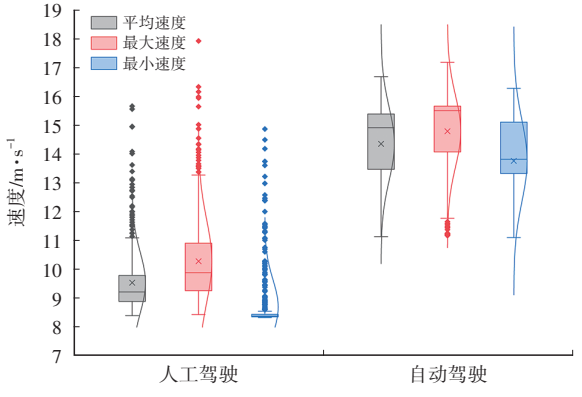


图5　限速违规车辆速度分布

综上所述，AV的限速违规发生频率相对较高，且违规持续时间与平均速度呈现中等强度的显著正相关关系。这表明AV在高速状态下更容易出现持续性限速违规，也反映出当前面向人类驾驶员制定的限速交规，对AV存在一定适用局限性。

因此，未来面向AV的交规设计可考虑结合实时车流量、道路状态等动态因素，引入动态限速机制；同时，AV在行驶过程中表现出的更高稳定性，也为其合规优化提供了基础优势。

3.2　安全车距违规案例分析

本文选择车头时距（Time Head Way，THW）作为安全车距违规案例的安全性能评价指标[25]。THW定义为同一车道内前、后相邻两辆车经过同一位置的时间差，反映前车制动时后车可利用的最大反应时间[26]，故t时刻第w组跟驰车辆的车头时距为：

$$D_{\mathrm{THW},w}(t)=\frac{x_{\mathrm{l}}(t)-x_{\mathrm{f}}(t)}{v_{\mathrm{f}}(t)} \tag{3}$$

式中：$x_{\mathrm{l}}(t)$、$x_{\mathrm{f}}(t)$分别为t时刻前车与后车位置，$v_{\mathrm{f}}(t)$为t时刻的后车速度。

为系统评估AV与HV的THW分布特点，采用基于累积分布函数（Cumulative Distribution Function，CDF）的非参数统计框架，并结合柯尔莫哥洛夫-斯米尔诺夫（Kolmogorov-Smirnov，K-S）双样本检验，从概率分布层面定量判断车辆的THW数据是否存在显著性差异（显著性水平$\alpha = 0.05$）。由于THW总体分布未知，故采用经验累积分布函数进行估计：

$$\begin{cases} F_n(x)=\dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n} I_{(-\infty,X]}(X_i) \\ I_A(x)=\begin{cases}1, & x\in A\\ 0, & x\notin A\end{cases}\end{cases} \tag{4}$$

式中：n为样本容量，X_i为第i个观测值，$I_A(x)$为指示函数。

车辆THW的分布结果如图6所示。与HV相比，AV倾向维持较小的THW，更易出现安全车距违规行为。在行为逻辑方面，AV常基于固定的距离-速度模型计算车距，缺乏人类驾驶员基于经验的动态风险预判能力，导致较小THW状态具有更强的持续性。表明当前交通规则中，针对同车道行驶设定的“3 s以上安全车距”阈值存在适配性局限，该阈值基于人类驾驶员的反应特性设计，未充分考虑AV的决策特性与风险控制逻辑。

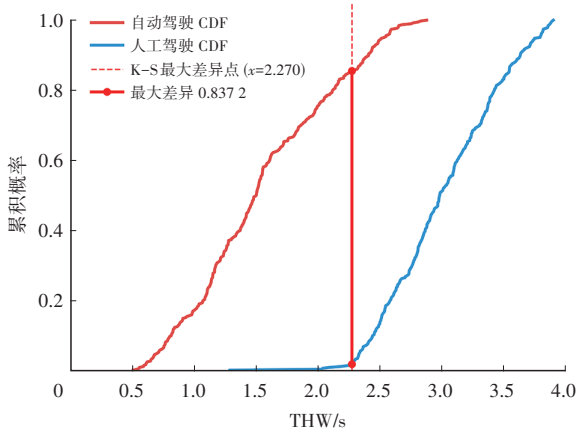


图6　安全车距违规车辆THW指标的CDF与K-S检验结果

为优化AV的安全车距交规符合性，未来，建议交通规则设计可针对性调整：一是结合AV的决策响应特性，适当提高安全车距对应的THW阈值，通过扩大安全冗余适配其被动风险响应模式；二是参考实时车速、天气状况等因素动态调整THW要求，设计动态阈值机制。同时，AV在THW控制上的稳定性优势（如轨迹波动小、参数执行一致性高），可作为阈值优化的基础，确保调整后的交通规则既能满足安全需求，又不会过度影响通行效率。

3.3　变道违规案例分析

选取变道场景下目标车道后车的THW作为安全性能评价指标。对比AV与HV在变道对后车影响上

的差异，采用CDF和K-S检验，从概率分布层面定量判断车辆的THW数据是否存在显著性差异（显著性水平$\alpha = 0.05$），结果如图7所示。

由图7可知，与HV相比，AV变道时与目标车道后车的THW分布更偏向高值区间，在变道决策中更倾向于与目标车道后车保持更大的安全车距，对后车的干扰更低。该差异源于驾驶主体的决策逻辑不同：AV的变道时机判断依赖预设的量化参数筛选安全窗口，而HV的变道行为受驾驶员个体因素影响显著，导致THW波动更大。2类车辆THW均以低于3 s为主要分布范围，反映出变道场景下普遍存在安全冗余不足的风险。这表明当前交通规则中“与相邻车道后车保持3 s以上安全车距”的阈值，对于AV同样存在场景适配性局限。

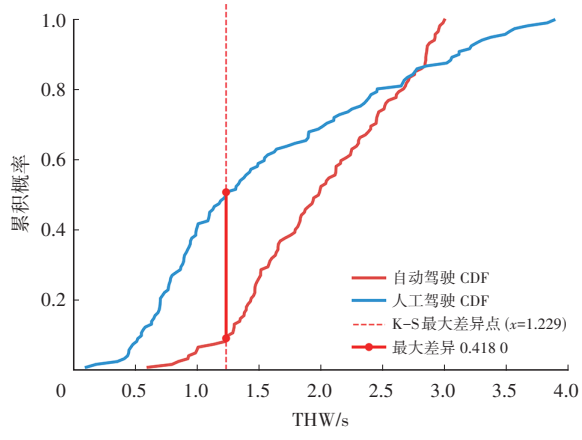


图7　变道违规车辆THW指标的CDF与K-S检验

因此，未来面向AV的变道安全规则设计可从2方面优化：一是差异化阈值设定，结合道路类型（如城市路、高速）动态调整THW要求；二是引入动态参数约束，将后车相对速度、天气等因素纳入阈值计算。

3.4　信号灯闯行违规案例分析

根据对信号灯闯行违规案例（见图2）的分析，AV的违规数量显著低于HV。为深入解析这一差异，具体数据分析结果如表3所示。

表3　信号灯闯行数据分析结果

数据类型		HV		AV	
		数量/个	占比/%	数量/个	占比/%
违规类型	黄灯闯行	72	88.9	6	85.7
	红灯闯行	9	11.1	1	14.3
天气	晴天	29	35.8	6	85.7
	多云	25	30.9	1	14.3
	阴天	27	33.3	0	0
转向类型	直行	57	70.4	5	71.4
	左转	24	29.6	2	28.6

由表3可知，HV与AV在违规类型与转向类型上的分布模式基本一致，2类车辆均以黄灯闯行为主要违规类型，且转向维度均以直行违规占比最高。二者的核心差异体现在天气分布：HV的违规案例在晴天、多云、阴天的分布相对均衡；而AV的违规案例显著集中于晴天，阴天场景未观察到违规事件。该差异可能源于AV的运营及数据采集暴露度，例如阴天环境下AV出车频次较低，导致违规样本较少。同时，可能受AV在强光环境下的感知与信号识别策略局限影响，例如晴天强光易对信号灯识别造成干扰，增加误判概率，进而引发违规行为。

因此，未来AV交通信号感知系统可以从感知抗干扰强化、决策冗余设计、场景训练数据补全等方向优化，从而应对潜在的特殊环境误判和场景适配不足的问题。

3.5　左转妨碍直行违规案例分析

根据表1第6条交规，通过分析左转车辆与直行车辆到达轨迹相交点的时间差，评估左转行为对直行车辆的影响程度。参考人类驾驶员标准反应时间（2.5 s）[27]，本文将时间差小于2.5 s定义为严重违规，处于2.5~3 s定义为中度违规，处于3~3.4 s定义为轻度违规，分析结果如表4所示。其中，净差异为AV与HV对应数据的差值。

表4　左转妨碍直行的数据分析

指标	HV	AV	净差异	绝对差异
平均时间差/s	2.916 4	1.785 7	−1.130 7	1.130 7
时间差标准差/s	0.333 0	0.874 5	+0.541 5	0.541 5
轻度违规比例/%	54.1	14.3	−39.8	39.8
中度违规比例/%	40.5	14.3	−26.2	26.2
严重违规比例/%	5.4	71.4	+66	66
违规总案例/个	37	7	−30	30

由表4可知，AV左转妨碍直行的违规案例数量较少；但在已经发生的违规案例中，AV的平均时间差低于HV，且波动性更大。这反映出AV与直行车辆的风险接近性更高，且行为一致性更差。该特征主要源于AV对直行车辆实时轨迹、速度预测的不确定性和多车混行等复杂交互场景下，对“直行优先”规则的执行存在不足。进一步分析发现，AV落入“严重违规”高风险阈值的比例显著高于HV，说明AV一旦发生左转妨碍直行违规，引发碰撞的风险更为严重。

因此，未来AV左转决策与控制系统可以从预测精度、决策让行动态机制、速度轨迹协同控制等方向优化，改善风险接近性高、行为一致性差的问题，降低严重违规发生概率。

3.6 连续变道违规案例分析

为了量化分析AV和HV在连续变道违规行为中的特征差异，本文选取变道频率、变道频率稳定性和速度波动性3项指标开展研究：

a. 变道频率，用于衡量单位距离内的车辆变道密度，反映车辆横向决策的活跃程度，单个案例的变道频率为r_i，考虑到数据可能存在偏态分布，各组变道频率以中位数及四分位数间距（Interquartile Range，IQR）的形式呈现：

$$r_i = \frac{N_i}{D_i} \tag{5}$$

式中：N_i为该案例内变道次数；D_i为该案例行驶距离。

b. 变道频率稳定性，用于反映同组案例间变道行为的一致性，体现驾驶主体在不同环境下的控制稳定性，采用稳健变异系数形式定义：

$$S = \frac{P_{75}(r) - P_{25}(r)}{M(r)} \tag{6}$$

式中：P_{75}、P_{25}分别为变道频率分布的第25和75百分位数，$M(r)$为变道频率的中位数。

该指标通过抗异常值干扰的标准化处理，更适配违规案例的非正态数据特征。

c. 速度波动性，用于评估变道过程中纵向速度的平滑性，反映车辆速度调节能力，即速度范围比V_i，各组速度波动性同样以中位数和IQR表示：

$$V_i = \frac{v_{\max,i} - v_{\min,i}}{\bar{v}_i} \tag{7}$$

式中：$v_{\max,i}$、$v_{\min,i}$分别为案例内行驶方向的最大、最小速度，$\bar{v}_i$为案例行驶方向的平均速度。

变道频率、变道频率稳定性和速度波动性3项指标计算结果如表5所示。AV的变道频率显著高于HV，表明其横向决策活跃度更高；速度波动性更大，反映AV在变道时的纵向速度调节协同性不足，导致速度平滑性较差；变道频率稳定性更差，说明AV在不同场景下的变道策略一致性较弱。AV的连续变道违规集中于短距离、低速场景，呈现高决策活跃性和低行为稳定性的特征。从样本层面分析，AV与HV的运行场景分布、数据采集暴露度存在差异，可能导致违规特征的统计偏差；从系统层面分析，ADS的路径规划算法可能过度追求局部通行效率，或对复杂交通流的动态预测不足，导致变道决策缺乏全局协调性，进而引发频率过高、稳定性不足的问题。

因此，未来面向AV的连续变道规则设计，一方面可延长连续变道的冷却时间阈值，同时结合实时车流密度动态调整阈值，适配AV缺乏人类驾驶员情境预判的短板；另一方面，可强化变道决策的代价约束，将速度波动幅度纳入合规判定指标。

表5 连续变道分析结果

指标	AV	HV
平均变道次数/次	2.15	2.06
平均行驶距离/km	0.018 95	0.401 12
平均速度/m·s^{-1}	3.81	35.00
变道频率/次·km	142.15[64.10,203.46]	4.95[4.89,4.99]
速度波动性/m·s^{-1}	1.28[0.98,1.45]	0.086[0.047,0.15]
变道频率稳定性	0.980	0.019
违规总案例/个	13	31

4 研究局限与改进方案

4.1 研究总结

本文以SinD、highD及Argoverse2真实驾驶数据集为基础，聚焦AV与HV的违规行为差异，系统剖析了AV存在的6种违规行为（限速、安全车距、变道、连续变道、信号灯闯行、左转妨碍直行）的特征规律、现有交通规则适配性及人–车行为差异性，主要研究结论如下：

a. 从整体特性看，AV虽以提升交通安全为核心目标，但数据分析显示，AV并未完全实现交规的合规遵循，且在限速、安全车距等关键场景中违规发生率相对较高，反映出其与当前交规符合性要求存在显著的适配矛盾。

b. 从场景数据统计显示，AV与HV的违规行为呈现明显的差异化特征：限速违规场景中，HV易出现速度极端波动，而AV无明显极端速度波动特征，但在高速行驶状态下易出现持续性违规；安全车距违规场景中，HV的THW整体偏高，违规风险相对较低，而AV的THW值更小，违规风险更为突出；变道违规场景中，HV的THW值更小且波动幅度较大，而AV变道决策偏向保守，对后车正常行驶的干扰更低；信号灯闯行违规场景中，HV的违规行为在晴天、多云、阴天等不同天气条件下分布较为均衡，而AV受天气因素影响更为显著，违规集中于晴天强光环境；左转妨碍直行违规场景中，HV违规案例的平均时间差偏高，违规等级以中/轻度为主，AV总体违规频次较低，但违规时平均时间差更小、波动幅度更大，安全风险更为突出；连续变道违规场景中，AV的变道频率显著高于HV，违规行为多集中于短距离低速行驶场景，其变道频次高、速度波动明显。

c. 从交规适配层面分析，现有交通规则均基于HV

的驾驶特性设计，未能充分匹配AV的技术特征，包括AV依赖量化参数决策的机械性、缺乏人类驾驶员的主观风险感知能力、对安全冗余的量化需求更严谨等，极大可能是导致AV在多场景中存在合规缺陷的重要原因。

4.2 优化方案

结合AV安全合规落地需求，本文认为未来可从4方面深化研究，推动AV与交通体系深度适配，为其安全合规融入交通系统提供理论、技术与制度支撑：

a. 构建AV违规专项数据集。通过软件仿真、试验场测试、实际道路采集等手段构建AV违规专项数据集，并补充违规标签、场景参数、感知-决策日志等信息；引入联邦学习等技术整合多区域、多类型数据，打破数据孤岛，为交规符合性研究、违规风险预测提供更精准的数据支撑。

b. 优化AV专属交规。需突破传统面向HV的交规框架，可结合AV的决策逻辑与场景风险，设计场景化、动态化的规则标准，例如，限速规则可按实时车流量、道路类型差异化设定；安全车距规则可按城市道路、高速差异性调整；变道可引入“连续变道冷却时间”机制，避免AV短时间内频繁变道引发的风险；同时需明确AV违规责任认定的边界，为交规落地提供可执行的判定依据。

c. 提升AV感知决策控制能力。感知端采用多传感器融合方案，提升复杂环境下识别精度；决策端优化动态阈值模型，如按直行车速调整左转安全时间差，同时开发跨区域规则适配算法；控制端引入模型预测控制，降低变道速度波动；还可结合迁移学习等技术，提升AV复杂场景违规规避能力。

d. 系统开展AV交规符合性评价。当前AV准入多侧重安全性能测试，缺乏交规符合性的系统评价，当下亟需构建覆盖全违规场景的合规评价指标体系，明确各场景合规阈值；设计“仿真测试-封闭场地验证-开放道路试运行”的阶梯式评价流程，将合规评价结果作为AV准入的硬性指标；同时建立准入后合规动态监测机制，通过实时采集AV行驶数据，定期评估合规表现，形成准入、监测、迭代的闭环管理，从制度层面保障AV合规行驶。

4.3 研究局限

受现有数据条件与研究范围的限制，本文研究仍存一些不足：

a. 数据集维度有限，现有数据以轨迹、速度等车辆基础运动数据为主，缺乏AV违规类型、触发场景、感知-决策日志等标注信息，难以深入挖掘违规行为的触发机制与技术根源。

b. 数据覆盖的场景有限，未充分包含暴雨、大雾、高峰拥堵等复杂环境，极端环境下的AV违规特征分析不够全面，结论的泛化性有待提升。

c. 影响因素考量不全面，仅纳入位置、速度、天气等单一变量，未涉及“前车紧急制动、邻车加塞、路侧设施干扰”等多主体交互因素的耦合影响，违规行为成因的解释存在一定局限性，难以完整还原违规发生的复杂场景逻辑。

d. 技术缺陷分析深度不足，尽管发现AV决策算法局限，但未进一步量化感知误差、决策逻辑、控制执行对违规行为的贡献度，难以精准定位优化目标，导致提出的改进方向缺乏更明确的技术支撑。

5 结束语

本文基于SinD、highD及Argoverse2多源驾驶数据集，提取了AV与HV的6类违规案例，利用皮尔逊相关系数与线性回归模型分析限速违规，以THW评估安全车距与变道的安全性，通过数据占比分析信号灯闯行与左转妨碍直行违规，并结合变道频率、变道频率稳定性及速度波动性指标分析连续变道违规。通过构建6类违规行为分析，揭示了AV与HV在交规遵从层面的行为差异性及AV对现行交规适配的局限性，为AV合规性测试及AV专属交规条款的制定与优化提供了数据支撑。

未来，可从构建AV违规专项数据集、优化AV专属交规框架、提升AV感知决策控制能力以及系统开展AV交规符合性评价4个维度深化研究，推动AV与交通体系的深度适配与安全合规融入。

参 考 文 献

[1] 王润民, 朱宇, 赵祥模, 等. 自动驾驶测试场景研究进展[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(2): 21-37.
WANG R M, ZHU Y, ZHAO X M, et al. Research Progress on Test Scenario of Autonomous Driving[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(2): 21-37.

[2] 张心睿, 王润民, 凡海金, 等. 混合交通环境下网联交叉口车辆协同诱导策略及仿真测试[J]. 汽车技术, 2021(10): 1-6.
ZHANG X R, WANG R M, FAN H J, et al. Research and Simulation of Vehicle Cooperative Guidance Strategy on Connected and Signalized Intersections under Mixed Traffic Environment[J]. Automobile Technology, 2021(10): 1-6.

[3] 肖凌云, 胡文浩. 智能汽车事故分析与安全应对策略研究[J]. 人工智能, 2022(4): 88-96.
XIAO L Y, HU W H. Research on Intelligent Vehicle

Accident Analysis and Safety Response Strategies[J]. Artificial Intelligence, 2022(4): 88-96.

[4] MA Y, YANG S C, LU J Y, et al. Analysis of Autonomous Vehicles Accidents Based on DMV Reports[C]// 2022 China Automation Congress (CAC). Xiamen, China: IEEE, 2022: 623-628.

[5] ZHAO C X, YU W H, MA X H, et al. Digitization of Traffic Laws: Methodologies and Usage for Monitoring Driving Compliance[C]// 2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Bilbao, Spain: IEEE, 2023: 2376-2383.

[6] LU X H, ZHAO H Y, GAO B Z, et al. Decision-Making Method of Autonomous Vehicles in Urban Environments Considering Traffic Laws[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 21641-21652.

[7] WAQAS M, MONTEIRO F V, IOANNOU P. Trade-Off Between Safety and Traffic Flow for Connected Autonomous Vehicles in the Presence of Traffic Signals[C]// 2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Macau, China: IEEE, 2022: 2642-2647.

[8] BOGDOLL D, NEKOLLA M, JOSEPH T, et al. Quantification of Actual Road User Behavior on the Basis of Given Traffic Rules[C]// 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Aachen, Germany: IEEE, 2022: 1093-1098.

[9] SUN P, KRETZSCHMAR H, DOTIWALLA X, et al. Scalability in Perception for Autonomous Driving: Waymo Open Dataset[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, Washington, USA: IEEE, 2020: 2443-2451.

[10] ESTERLE K, GRESSENBUCH L, KNOLL A. Formalizing Traffic Rules for Machine Interpretability[C]// 2020 IEEE 3rd Connected and Automated Vehicles Symposium (CAVS). Victoria, Canada: IEEE, 2020: 1-7.

[11] ZHAN W, SUN L, WANG D, et al. INTERACTION Dataset: an International, Adversarial and Cooperative Motion Dataset in Interactive Driving Scenarios with Semantic Maps[EB/OL]. (2019-09-30) [2025-12-09]. https://arxiv.org/abs/1910.03088.

[12] MAIERHOFER S, MOOSBRUGGER P, ALTHOFF M. Formalization of Intersection Traffic Rules in Temporal Logic[C]// 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Aachen, Germany: IEEE, 2022: 1135-1144.

[13] BOCK J, KRAJEWSKI R, MOERS T, et al. The inD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Road User Trajectories at German Intersections[C]// 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Las Vegas, USA: IEEE, 2020: 1929-1934.

[14] MA X H, YU W H, ZHAO C X, et al. Legal Decision-Making for Highway Automated Driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(8): 5284-5298.

[15] ZHANG Y X, QUAN W, GAO Y, et al. Aerial Dataset for China Congested Highway & Expressway and Its Potential Applications in Automated Driving Systems Development [EB/OL]. (2022-07-07) [2025-12-09]. https://www.techrxiv.org/doi/full/10.36227/techrxiv.20236698.v1.

[16] MAIERHOFER S, RETTINGER A, MAYER E C, et al. Formalization of Interstate Traffic Rules in Temporal Logic[C]// 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Las Vegas, USA : IEEE, 2020: 752-759.

[17] 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]// 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Maui, USA : IEEE, 2018: 2118-2125.

[18] XU Y C, SHAO W B, LI J, et al. SIND: A Drone Dataset at Signalized Intersection in China[C]// 2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Macau, China: IEEE, 2022: 2471-2478.

[19] WILSON B, QI W, AGARWAL T, et al. Argoverse 2: Next Generation Datasets for Self-Driving Perception and Forecasting[EB/OL]. (2023-01-02) [2025-12-09]. https://arxiv.org/abs/2301.00493.

[20] LAMBERT J, HAYS J. Trust, but Verify: Cross-Modality Fusion for HD Map Change Detection[EB/OL]. (2022-12-14) [2025-12-09]. https://arxiv.org/abs/2212.07312.

[21] 中华人民共和国公安部. 机动车驾驶人安全文明操作规范第2部分: 小型汽车驾驶GA/T 1773.2—2021[S]. 北京: 中华人民共和国公安部, 2021.
The Ministry of Public Security of the People's Republic of China. Operating Specifications for Safe and Civilized Motor Vehicle Driver—Part 2: Car Driving GA/T 1773.2—2021[S]. Beijing: The Ministry of Public Security of the People's Republic of China, 2021.

[22] KARLSSON J, WAVEREN S V, PEK C, et al. Encoding Human Driving Styles in Motion Planning for Autonomous Vehicles[C]// 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an, China : IEEE, 2021: 1050-1056.

[23] 王长君, 胡伟超, 于鹏程, 等. 自动驾驶系统交通规则符合性仿真验证方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(9): 13-25.
WANG C J, HU W C, YU P C, et al. Compliance Validation of Traffic Rules for Automated Driving System[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(9): 13-25.

[24] YU W H, ZHAO C X, WANG H, et al. Online Legal Driving Behavior Monitoring for Self-Driving Vehicles[J]. Nature Communications, 2024, 15(1).

[25] MA X H, SONG L, ZHAO C X, et al. Law Compliance Decision Making for Autonomous Vehicles on Highways[J]. Accident Analysis & Prevention, 2024, 204.

[26] 王润民，何佳浚，冯皓. 跟随自动驾驶汽车行驶场景下的驾驶人行为分析与建模[J]. 计算机工程与应用，2026，62(1)：391-400.
WANG R M, HE J J, FENG H, et al. Driver Behavior Analysis and Modeling in the Driving Scene of Following Automated Vehicles[J]. Computer Engineering and Applications, 2026, 62(1): 391-400.

[27] HOOPER K G, MCGEE H W. Driver Perception-Reaction Time: Are Revisions to Current Specification Values in Order?[J]. Transportation Research Record, 1983, 904.

[28] 中华人民共和国交通运输部. 公路限速标志设计规范：JTG/T 3381-02—2020[S]. 北京：中华人民共和国交通运输部，2020.
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Design Specifications for Highway Speed Limit Signs: JTG/T 3381-02—2020[S]. Beijing: Ministry of Transport of the People's Republic of China, 2020.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2025年12月9日。

《汽车文摘》征文

《汽车文摘》（月刊）于1963年7月3日创刊，由国务院国有资产监督管理委员会主管、中国第一汽车集团有限公司主办，为中国汽车工程学会会刊。《汽车文摘》以“览全球汽车技术文献，指中国汽车技术之道”为使命，以打造“中国汽车前沿与创新技术传播与交流的重要平台”为愿景，致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。

《汽车文摘》深耕电动化、智能化、网联化、共享化和智能制造5大方向和10大领域，聚焦新能源、燃料电池与混合动力汽车、智能网联汽车、氨氢融合零碳和碳中性燃料、汽车安全、健康与舒适、碳达峰与碳中和、生命周期评价（LCA）与技术经济分析、智能制造、材料轻量化与一体化压铸、飞行汽车前沿与创新技术综述论文，揭示相关领域的新动态、新趋势、新技术和新进展，为广大科研和工程技术人员进一步发展这一领域提供新突破口、新出发点和新基准。

欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员，充分发挥专业领域优势，深度挖掘国内外高影响力学术期刊与其它文献，形成某个技术领域前沿综述。

《汽车文摘》选题范围：

电动化：混合动力关键技术；动力电池关键技术；先进充电技术；电驱动系统及电力电子技术；智能底盘及子系统线控关键技术；燃料电池动力系统设计与优化。

智能化：新型电子电气架构；自动驾驶感知、决策与运动控制；智能新能源汽车测试评价方法与工具链；车辆智能安全技术。

网联化：智能网联云控技术；车用通信及网络技术；车路协同技术；汽车人因、人机交互与智慧座舱；信息安全与预期功能安全；车网融合（V2G）及应用。

低碳化：汽车节能与排放技术；清洁能源动力系统技术；碳达峰、碳中和；氢燃料制、储、运、加及安全管控技术；生命周期评价（LCA）、标准法规与技术经济分析；氨氢融合零碳和碳中性燃料。

轻量化：新能源汽车新材料技术；混合材料轻量化设计；一体化压铸。

共享化：区块链技术与移动出行；车辆大数据挖掘方法与应用案例。

燃料电池：电池堆、电池系统与基础设施。

智能制造：机器人与自动化控制、四大工艺、物流技术、设计-制造-服务。

颠覆式出行：飞行汽车；未来低空智能交通体系及其关键技术。

汽车安全：主被动安全与融合；智能安全；健康与舒适。

《汽车文摘》发表论文的独特优势：

《汽车文摘》是国家级刊物、中国汽车工程学会会刊、汽车领域唯一的综述期刊。《汽车文摘》不收版面费、4个月左右可发稿。

投稿要求：

1. 综述篇幅在10 000～15 000字（6~10页），图文并茂，图、表和公式非原创要求标注引用文献；

2. 请按科技论文要求撰写文章摘要，摘要中文字数约200字；

3. 文章必须附有公开发表、体现本领域最新研究成果和高影响力出版物作为参考文献，一般要求参考文献在20篇以上，一半左右为外文参考文献，且在文中标注所引用文献；

4. 来稿保密审查工作由作者单位负责，确保署名无争议，文责自负；

5. 切勿一稿多投。

《汽车文摘》投稿网址：http://www.qcwz.cbpt.cnki.net

邮箱：autodigest@faw.com.cn

《汽车文摘》编辑部