Open Journal of Transportation Technologies 交通技术, 2026, 15(6), 781-786
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ojtt
https://doi.org/10.12677/ojtt.2026.156067

Hans汉斯

自动驾驶决策规划算法的鲁棒性挑战与前沿对策

王牧原

重庆交通大学交通运输学院，重庆

收稿日期：2026年9月29日；录用日期：2026年10月31日；发布日期：2026年11月12日

摘　要

随着传感器与感知模型不断迭代，自动驾驶感知能力已有明显提升，但道路长尾突发场景、人车交互不确定性仍是高阶自动驾驶落地瓶颈。本文提出，自动驾驶当前主要矛盾已由感知硬件短板，转变为决策规划模块认知鲁棒性不足，而复杂的验证测试体系会加剧决策失效风险。文章结合典型事故与行业测试数据，从分布外场景泛化、人车混行交互、感知噪声下决策容错、系统验证难题四方面剖析内在挑战；对比强化学习、世界模型、神经符号融合、车路协同辅助决策等前沿解决路径；最终从算法架构、测试验证、制度配套维度提出改进策略，为增强自动驾驶决策系统的实际可靠性提供理论支撑。

关键词

自动驾驶，决策规划，鲁棒性，安全验证，认知智能

Robustness Challenges and Cutting-Edge Countermeasures for Autonomous Driving Decision-Making and Planning Algorithms

Muyuan Wang

College of Traffic & Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing

Received: September 29, 2026; accepted: October 31, 2026; published: November 12, 2026

Abstract

With the continuous iteration of sensors and perception models, the perception capability of autonomous driving has been significantly improved. However, long-tail emergency scenarios on roads and uncertainties in human-vehicle interactions remain bottlenecks for the deployment of high-

文章引用: 王牧原. 自动驾驶决策规划算法的鲁棒性挑战与前沿对策[J]. 交通技术, 2026, 15(6): 781-786.
DOI: 10.12677/ojtt.2026.156067

level autonomous driving. This paper argues that the primary contradiction in autonomous driving has shifted from shortcomings in perception hardware to insufficient cognitive robustness of the decision-making and planning module, and the complex verification and testing system exacerbates the risk of decision failures. Combining typical accident cases and industrial test data, the paper analyzes inherent challenges from four perspectives: generalization to out-of-distribution scenarios, interactions in mixed human-vehicle traffic, decision fault tolerance under perceptual noise, and difficulties in system verification. It compares cutting-edge solutions including reinforcement learning, world models, neuro-symbolic fusion, and vehicle-road collaborative assisted decision-making. Finally, improvement strategies are proposed from the dimensions of algorithm architecture, test verification and institutional support, providing theoretical support for enhancing the practical reliability of autonomous driving decision systems.

Keywords

Autonomous Driving, Decision Planning, Robustness, Safety Verification, Cognitive Intelligence

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

自动驾驶技术被视为重塑城市交通体系的关键技术，过去十年激光雷达、毫米波雷达、图像感知模型的性能大幅提升，硬件层面的环境识别准确率已经接近实用水平[1]。但无论是 L2 级辅助驾驶还是 L4 级无人驾驶 Robotaxi，在真实城市混行交通环境下，依然频繁出现决策失误：面对行人鬼探头、违规非机动车穿插、临时道路施工、交通信号失效等非预设场景，系统容易输出不合理行驶策略，诱发安全风险[2]。

过往大量文献将自动驾驶问题笼统归纳为传感器、法规、伦理、市场多方面问题，缺少对核心矛盾的深挖[3]。近年多项研究指出：多数事故并非源于完全看不到障碍物，而是“看得见却理解不了、识别到却做出错误决策”，感知结果可靠不等于决策输出安全[4] [5]。硬件感知的问题可以通过多传感器融合逐步缓解；但决策规划需要理解复杂社会交互、预判其他道路参与者意图、处理训练集从未见过的分布外场景，这一认知层面的鲁棒性短板，已经成为高阶自动驾驶规模化落地的核心瓶颈[6]。

本文立足于决策规划算法鲁棒性这一具体方向，不再泛泛介绍自动驾驶全产业链现状，重点回答为什么决策规划容易失效、不同技术路线优势与局限在哪里、如何构建高鲁棒性决策体系，结合事故案例、企业实测数据、算法对比展开论证，为技术研发与标准建设提供参考[7]。

2. 自动驾驶决策规划鲁棒性问题的现实表现与成因

决策规划模块承接感知输出结果，包含行为决策、轨迹规划两个核心环节：行为决策确定跟车、变道、避让、等待等高层行为；轨迹规划输出时间序列上的速度、转向控制序列，最终下发给车辆运动控制系统执行。鲁棒性即系统面对噪声、未知场景、其他交通参与者非理性行为时，依然输出安全合理策略的能力[3] [8]。

2.1. 典型失效案例与行业实测数据

2.1.1. 事故失效案例剖析

案例 1：Waymo 无人驾驶车辆在停电失效路口的集体卡顿事件。城市大规模停电导致全部交通信号

灯失效，训练集中少量“信号灯熄灭”样本无法覆盖全城路口同时失效的极端工况，决策模块统一将路口判定为四向停车模式，大量车辆滞留在路口造成拥堵，应急救援车辆通行受阻。该事故传感器感知可以识别路口、车辆行人，但决策逻辑缺少对大规模连锁异常的常识认知，暴露出分布外场景下规划逻辑的失效[5] [9]。

案例 2：特斯拉 FSD 系列多起与静止障碍物、横穿行人相关风险事件。NHTSA 公开调查档案显示，多起事故中感知模块已经识别障碍物，但决策规划模块过度信任车道先验，没有及时执行减速避让；系统将训练分布内的行驶策略直接迁移到未见过的突发场景，出现决策延迟、策略失当，并非完全感知漏检导致事故[5] [9]。

案例 3：Waymo 菲尼克斯低速碰撞电线杆事故。车辆可以识别电线杆物体，但决策规划模块对于路边静态物体的可行驶边界推理存在缺陷，靠边停车轨迹计算错误，最终发生剐蹭，说明低速场景下精细决策规划同样存在鲁棒性短板，风险不只发生在高速工况[9]。

2.1.2. 行业公开测试数据对比

Waymo 作为 L4 无人驾驶代表，截至 2026 年 3 月无安全员载客总里程达 1.7 亿英里；特斯拉 FSD (监督式 L2)用户总运行里程突破百亿英里，两套系统代表两种截然不同技术路线，二者安全统计数据差异背后反映决策范式差异[5] [9]。

Waymo 基于高精地图 + 模块化感知－决策架构，封闭运营区域事故率较低，但面对地图变更、大规模异常场景容错弱；特斯拉 FSD 端到端数据驱动范式泛化能力强，可以跨城市行驶，但在社会交互复杂路口决策稳定性波动较大，NHTSA 多次针对其决策输出的违规驾驶行为开展评估调查[9]。

两类系统都证明：大里程不等于完全解决决策鲁棒性，训练数据再庞大，依然无法穷尽现实世界全部长尾场景[4] [6]。

2.2. 决策规划鲁棒性不足的内在根源

2.2.1. 训练数据集天然存在分布偏差(OOD 分布外问题)市道路

现实交通中 95%以上是常规标准化场景，行人乱穿、施工改道、大型交通事故现场、道路临时杂物等长尾极端场景发生概率低，在训练数据集中占比极少。深度学习类决策模型拟合训练集中高频样本模式，当遇到训练集中没有充分覆盖的分布外场景，模型会输出不可预测行为，这是数据驱动算法的固有缺陷[4] [6]。哪怕通过仿真生成海量场景，仿真与真实世界之间依然存在“仿真－现实鸿沟”，仿真训练得到的决策策略直接落地会出现性能衰减[9]。

2.2.2. 人车混行环境下其他参与者行为具有不确定性

道路上的行人、非机动车、人类驾驶车辆行为并非完全理性：行人会突然折返，电动车会违规抢道，人类司机存在急加减速、违规变道。决策规划需要预判多方参与者未来行为，而人类行为属于非确定性博弈问题[8]。传统基于规则的规划算法过于保守会大幅降低通行效率；单纯模仿人类驾驶的数据驱动算法又会学习人类的违规危险行为，效率、通行体验与安全之间难以平衡，这是混合交通下决策的核心矛盾[8]。

2.2.3. 感知层噪声向下传导，决策缺少容错机制

传感器会受大雨、逆光、浓雾、物体遮挡影响，带来检测置信度波动、目标漏检、位置偏移。当前很多决策规划模块默认感知输出完全可信，缺少对感知不确定性的量化评估与容错机制；一旦感知出现误差，错误信息直接输入规划器，直接引发轨迹决策错误[4]。即便感知错误概率很低，经过长期海量行驶，该类失效依然会反复出现安全风险[10]。

2.2.4. 决策系统验证的复杂度爆炸

高阶自动驾驶决策行为组合空间近乎无穷，传统汽车零部件的测试方法不再适用。要充分验证决策规划的全部风险边界，需要覆盖数以亿计的场景片段；现实道路实车测试成本极高、耗时长；纯仿真测试又面临场景真实性不足的难题[9]。验证体系的局限性，反过来导致决策算法上线之前无法充分暴露潜在缺陷，很多鲁棒性问题只能在大规模上路运行之后才被发现[5] [9]。

3. 主流决策规划技术路线对比分析

当前学术界与工业界存在多条提升决策规划鲁棒性的技术路径，各有优势与短板，本文从原理、鲁棒性表现、工程落地难点进行横向对比[1] [3]，见表 1。

Table 1. Comparison of mainstream technical routes for autonomous driving decision and planning
表 1. 主流自动驾驶决策规划技术路线对比

技术路线	核心	原理优势	核心局限	代表实践
规则–优化式模块化规划	手工设计安全约束，数值优化求解最优轨迹	轨迹决策逻辑可解释、安全约束可控	长尾复杂场景规则很难穷举，交互场景灵活性差	早期 Waymo、百度 Apollo 基础版本[6]
深度强化学习决策规划	以安全、效率构建奖励函数，通过交互试错学习决策策略	擅长处理动态交互博弈场景	训练不稳定，分布外场景容易输出危险策略，可解释性弱	多个高校研究方案，部分车企预研版本[11]
端到端模仿学习规划	海量人类驾驶数据训练，输入传感器数据直接输出轨迹	泛化能力强，不需要人工编写大量规则	黑盒模型，无法保证安全约束，错误行为难以溯源	特斯拉 FSDV12 端到端方案
神经符号融合规划	神经网络负责场景理解，符号逻辑提供硬安全规则约束	兼顾数据驱动泛化性和规则的安全底线	符号知识库构建工作量大，符号与神经网络融合难度高	学术界认知双过程规划框架
世界模型辅助规划	构建环境推演模型，预测未来多种可能性，生成多候选轨迹	能够想象未发生的危险情景，提前规避风险	世界模型本身存在预测误差，算力开销大	多模态大模型赋能自动驾驶方向研究
C-V2X 车路协同辅助决策	路侧设备补充车端感知信息，给决策模块提供超视域信息	弥补单车感知盲区，提前获知路口风险	高度依赖路侧基建建设水平，通信时延、可靠性会反向影响决策质量	国内车路协同示范区项目；对比 DSRC 技术，C-V2X 带宽更大，更适配复杂城市场景[12]

补充说明 DSRC 与 C-V2X 对比：DSRC 专用短程通信技术成熟，但是带宽有限，难以支撑大规模城市海量终端并发；C-V2X 基于蜂窝通信，覆盖广、带宽高，是主流演进方向，但对运营商网络、路侧改造投入要求更高，车路协同不能完全解决单车决策鲁棒性，只能作为辅助增强手段，不能替代车端决策规划算法本身[11]。

综合对比可以看出：单一技术路线无法彻底解决鲁棒性难题。目前前沿共识趋向于混合架构：数据驱动模型处理复杂交互场景提升通行效率，符号化安全约束作为兜底，世界模型做多风险推演，C-V2X 作为外部信息补充，多手段共同构建鲁棒决策系统[9] [10]。

4. 提升自动驾驶决策规划鲁棒性的前沿对策

围绕决策规划鲁棒性短板，从算法架构、场景训练、验证测试、配套制度四个层面提出针对性对策[3] [7]。

4.1. 算法层面：构建不确定性感知的混合式决策规划架构

第一，引入感知不确定性量化机制。决策规划不能直接采信感知的确定结果，同时接收目标检测置信度、噪声估计信息，当感知不确定性较高时，自动采取保守策略，降低车速、预留更大安全距离，规避感知噪声传导带来决策风险，实现“感知存疑，决策降风险”的逻辑[4] [10]。

第二，采用神经符号混合架构，建立安全硬约束底线。神经网络负责场景理解、交互意图预判；将交通法规、碰撞禁止、最小安全距离等安全需求编码为不可突破的符号约束。无论深度学习模型输出什么候选轨迹，规划器必须过滤掉违反硬安全约束的方案，防止黑盒模型输出完全违背常识的危险动作，兼顾泛化能力与安全底线[9] [10]。

第三，引入风险–感知的多候选轨迹规划。不再只输出单条最优轨迹，同时生成多条备选方案，使用世界模型推演不同交通参与者行为下各个轨迹的风险代价，优先选择风险裕度最高的方案，而不是单纯追求通行效率最高的路径，提升面对多方交互不确定性的容错能力[11]。

第四，合理利用 C-V2X 车路协同作为增强手段。利用路侧感知补充单车视野盲区，但车端决策需要对 V2X 通信时延、数据包丢失做容错设计，不能完全依赖外部通信信息，避免出现类似大规模基础设施异常导致整车决策瘫痪的现象。

4.2. 训练数据集层面：补齐长尾分布外场景

1) 使用领域随机化、对抗场景生成技术，针对事故、风险案例做场景增强，刻意生成大量罕见长尾样本，缓解训练集分布不均衡的问题，避免模型只学会常规工况[2]。

2) 建立真实事故复现数据库，把 NHTSA、国内交管部门公开的自动驾驶相关事故做逆向仿真复现，将失效场景持续回流训练闭环，让算法从真实失败案例中迭代优化，而不是仅仅依赖正常行驶数据做训练[1]。

3) 区分仿真与现实鸿沟，不能直接将仿真训练策略直接上车，需要设置现实世界微调环节，完成仿真–实车的迁移适配[9]。

4.3. 验证测试体系革新：解决决策空间爆炸难题

传统固定里程测试不足以检验决策鲁棒性，需要构建“仿真场景库 + 封闭场地极限测试 + 实车影子测试”三位一体验证体系[9]。

仿真侧重点做场景驱动测试，而非简单重复常规通勤场景；聚焦长尾风险场景，自动生成海量变体工况，完成边界压力测试[9]；

封闭测试场地复现高危极限交互场景，验证系统在物理世界真实响应；

大规模影子模式运行：车辆传感器完整采集真实路况，决策规划模块后台输出策略，但不接管车辆；将影子模式下决策与人类驾驶员行为做对比，捕捉潜在决策缺陷，在不危害道路安全前提下，完成海量场景验证，降低实车接管测试风险[13]。

同时应当建立决策行为的可追溯日志规范，一旦发生风险事件，能够回溯决策模块输入、推理过程、输出轨迹，便于定位到底是感知问题、规划逻辑问题，还是训练数据集缺陷，为迭代优化提供依据[14]。

4.4. 制度与标准配套层面

技术落地离不开标准约束：第一，在自动驾驶国标体系中增加针对决策规划模块的专项测试要求，不仅仅考核障碍物识别准确率，增加混合交通交互、分布外场景的强制测试项目，而不是仅考核常规理想路况。第二，明确影子测试、仿真测试的合规地位，规范仿真场景库构建标准[7]。第三，建立决策失效案例上报机制，企业将发现的决策风险场景按规范提交，形成行业共享风险库，推动整个行业共同补齐算法短板[15]。

5. 结论

本文围绕核心论点“自动驾驶当前主要瓶颈已经从感知硬件转向决策规划的认知鲁棒性与验证体系复杂性”展开论证[6] [7]。多起真实事故与企业实测数据表明，很多安全问题不是源于“看不见”，而是“理解不到位、决策不合理”。分布外长尾场景、人类交通参与者的不确定性、感知噪声向下传导、测试验证复杂度爆炸共同造成决策规划鲁棒性短板[4] [9]。

单一规则方案或者纯端到端数据驱动方案都无法彻底解决矛盾，混合式决策架构成为当前前沿方向：以神经网络处理复杂交互，符号系统守住安全硬约束，结合世界模型做多风险推演，同时把车路协同作为辅助增强；同时革新测试范式，使用仿真、封闭场地、影子测试结合的手段，补齐长尾场景验证短板，配合行业标准与风险上报制度，系统性提升决策规划模块实战可靠性[10]。

未来，大模型、世界模型技术会进一步提升自动驾驶的常识推理能力，但大模型本身同样存在幻觉、不可控风险，如何把大模型能力安全嵌入决策规划系统，在泛化能力、安全约束、可解释性之间取得平衡，将是后续重要研究方向[12]。

参考文献

[1] 郭景华, 等. 基于危险场景聚类分析的前车随机运动状态预测研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(7): 847-853.

[2] 徐志刚, 李金龙, 赵祥模, 等. 智能公路发展现状与关键技术[J]. 中国公路学报, 2019, 32(8): 1-24.

[3] 智能网联汽车(ICV)技术的发展现状及趋势[J]. 汽车安全与节能学报, 2017, 8(1): 1-14.

[4] 张新钰, 邹镇洪, 李志伟, 等. 面向自动驾驶目标检测的深度多模态融合技术[J]. 智能系统学报, 2020, 15(4): 758-771.

[5] 全球自动驾驶战略与政策观察报告[R]. 北京: 中国信息通信研究院. https://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/ztbg/202201/P020220126549881872325.pdf, 2026-09-03.

[6] 吕品, 许嘉, 李陶深, 等. 面向自动驾驶的边缘计算技术研究综述[J]. 通信学报, 2021, 42(3): 190-208.

[7] 陈轶嵩, 邢云翔, 熊晓琴, 等. 李家文. 基于专利分析的智能网联汽车技术与经济评价体系的研究[J]. 汽车工程, 2021, 43(9): 1271-1277.

[8] Lian, Y.S., Zhang, K., Li, M. and Li, S. (2025) Game-Theoretic Modeling of Vehicle Unprotected Left Turns Considering Drivers' Bounded Rationality. https://arxiv.org/abs/2507.03002

[9] Wei, H.Y. and AbdAlmageed, W. (2026) A Neuro-Symbolic Framework Combining Inductive and Deductive Reasoning for Autonomous Driving Planning. https://arxiv.org/abs/2603.12421

[10] Yang, Z.Y., Li, H.Y., Yan, Y., Yu, Z.X., Nan, J.F. and Nan, J.R. (2026) Cognitive Dual-Process Planning for Autonomous Driving with Structured Scene Knowledge. https://arxiv.org/abs/2607.19194

[11] Yang, R., *et al*. (2026) Safe and Nonconservative Contingency Planning for Autonomous Vehicles via Online Learning-Based Reachable Set Barriers. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1-16. https://arxiv.org/abs/2509.07464

[12] 张新钰, 卢毅果, 高鑫, 等. 面向智能网联汽车的车路协同感知技术及发展趋势[J]. 自动化学报, 2025, 51(2): 233-248.

[13] 冯胤清. 智能驾驶七层认知映射与架构断裂分析[EB/OL]. 智源社区. https://hub.baai.ac.cn/view/57671, 2026-09-03.

[14] Yu, K.J., Sun, Y.H., Wu, T.Q., *et al*. (2026) A Survey of Reasoning in Autonomous Driving Systems: Open Challenges and Emerging Paradigms. https://arxiv.org/abs/2603.11093

[15] Abouelazm, A., Klingebiel, F., Schörner, P. and Zöllner, J.M. (2026) Uncertainty-Aware Expert Advice Reinforcement Learning for Autonomous Driving. https://arxiv.org/html/2605.30576v1