DOI 10.15302/J-SSCAE-2026.01.003

自动驾驶发展现状及趋势

张健[1]，刘晓龙[2]，江媛[2]，许庆[3]，李帅[3]，郑昊天[3]，李勋豪[1]，李克强[3*]

（1. 东南大学交通学院，南京 211189；2. 中国工程院战略咨询中心，北京 100088；
3. 清华大学车辆与运载学院，北京 100084）

摘要：当前全球自动驾驶技术正沿着欧美主导的“单车智能－车云协同”与中国特色的“车路协同－车路云一体化”两条主流路径演进，两者各有特色和优势。本文系统梳理了道路交通自动驾驶技术的发展脉络及产业进程，指出该技术正从基于规则和深度学习的传统方法向世界模型驱动的方向演进，并在端到端模型及视觉－语言－动作融合推动下，迈向认知智能的新时代。同时，我国凭借系统优势，构建了“车路云一体化”的总体架构，初步形成了适应中国国情的智能交通解决方案。未来，随着大语言模型、生成式人工智能等新兴技术与“车路云一体化”深度融合，自动驾驶将进入自主智能与人机协同新阶段。最后，从科技创新、教育、国家政策、国际视野、产业现状与发展趋势多个维度，对自动驾驶的关键问题与未来发展路径进行分析，并提出了强化核心技术自主创新、加速基础设施智能化建设、完善产业支撑体系、构建面向产业发展的社会机制等发展建议。

关键词：自动驾驶；人工智能；智能网联汽车；车路云一体化

中图分类号：U491　**文献标识码：**A

Current Status and Development Trends of Autonomous Driving

Zhang Jian[1], Liu Xiaolong[2], Jiang Yuan[2], Xu Qing[3], Li Shuai[3], Zheng Haotian[3], Li Xunhao[1], Li Keqiang[3*]

(1. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. Center for Strategic Studies, Chinese Academy of Engineering, Beijing 100088, China; 3. School of Vehicle and Mobility, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Currently, autonomous driving is advancing along two mainstream paths: the “individual-vehicle intelligence, vehicle–cloud collaboration” path led by Europe and the United States, and the “vehicle-to-infrastructure cooperation, vehicle–road–cloud integration” path with Chinese characteristics. Both paths have their district features and advantages. This study outlines the development trajectory and industrial progress of autonomous driving, highlighting its evolution from conventional approaches based on rules and deep learning toward a direction driven by world models. Propelled by end-to-end models and vision–language–action integration, autonomous driving is advancing into a new era of cognitive intelligence. Leveraging its system advantages, China has established an overall architecture for vehicle–road–cloud integration, preliminarily forming an intelligent transportation solution tailored to China’s national conditions. Looking ahead, with the deep integration of the vehicle–road–cloud architecture with emerging technologies such as large language models and generative artificial intelligence, autonomous driving will enter a new stage

收稿日期：2026-01-01；**修回日期：**2026-02-02

通讯作者：*李克强，清华大学车辆与运载学院教授，中国工程院院士，研究方向为汽车智能驾驶；E-mail: likq@tsinghua.edu.cn

资助项目：中国工程院咨询项目“新兴技术治理模式研究”(2025-GDZK-14)；工业和信息化部项目“面向车联网（智能网联汽车）领域的公共服务平台建设”(CEIEC-2020-ZM02-0100)

本刊网址：sscae.engineering.org.cn

characterized by autonomous intelligence and human–machine collaboration. Furthermore, the study analyzes the key issues and future development paths for autonomous driving from the dimensions of technological innovation, education, national policies, international perspectives, industrial status, and development trends, and proposes recommendations including strengthening independent innovation in core technologies, accelerating the intelligent development of infrastructure, improving the industrial support system, and establishing social mechanisms for industrial development.
Keywords: autonomous driving; artificial intelligence; intelligent and connected vehicles; vehicle–road–cloud integration

一、前言

自动驾驶作为智能交通领域人工智能与智能网联汽车、新一代信息通信和新能源等行业深度交叉融合的“关键载体”与“核心使能技术”，是汇聚并驱动多产业变革的复杂系统工程，已经成为全球主要经济体竞争的战略高地。其目标是致力于从根本上解决交通系统在安全、通行效率、能源消耗及环境影响等方面的突出问题。我国已将人工智能和智能网联汽车研发与应用提升至国家战略层面，交通运输部近期联合相关部门印发《关于“人工智能+交通运输”的实施意见》等政策文件明确了发展目标与技术方向[1]，为产业创新提供了政策支撑与技术指引，坚持把人工智能作为重要抓手，加强智能网联汽车和道路交通自动驾驶技术的研发应用。

当前，全球自动驾驶主要演化出两条技术路线：一条是“单车智能–车云协同”路线，从开始依赖车辆端算力和人工智能实现独立决策，在遇到成本和复杂环境适应性的制约后调整为“车云协同”，即以单车智能为基础，通过云端进行大规模数据处理、模型训练和车队协同优化，实现“云–车”的双向赋能模式，主要是依托车载传感器、计算和云资源使每辆车独立实现L4/L5级的高级别自动驾驶；另一条是“车路协同–车路云一体化”路线，是从开始的车与路通过实时信息交互实现协同感知、决策与控制，到迭代升级发展为通过车、路、云的协同感知、决策与控制，构建系统级智能，以实现更高级别的自动驾驶，更强调通过车端、路端与云端的深度协同，实现感知、决策与控制一体化融合[2-4]。两条技术路线的差异，直接原因表现在技术成熟度、发展方向和产业支撑的差异，根本原因在于道路（土地资源）的使用权和所有权归属。单车智能技术已在特定场景中取得重要突破，并在矿区、港口等封闭或半封闭环境中进入商业化应用阶段，但在面向大规模部署与L5级自动驾驶的落地过程中，由于一系列的诸如硬件建设和使用成本高、感知范围有限、易受复杂环境干扰、难以应对长尾场景、算力需求巨大等系统问题，逐步转变为当前通过云端进行大规模数据处理、模型训练和车队协同优化，实现“云–车”的双向赋能模式。单车算力水平、云计算资源、数据来源都会成为瓶颈，难以为高阶自动驾驶提供可持续支撑[5]。“车路协同–车路云一体化”通过构建系统级智能，以实现更高级别的自动驾驶，它不仅是自动驾驶的另一条发展路径，更被视为是实现产业化突破的关键方向[6-7]，成为破解高阶自动驾驶落地难题的必然选择和核心突破口；这一路线是技术架构的演进，更是产业生态的重构，强调的是推动整车制造、通信运营、云平台、图商、芯片供应商以及交通管理部门等多元主体的深度协同；技术路径是通过构建“人–车–路–云”一体化协同的物理信息系统，发挥各自优势，实现交通系统的全局安全、高效与节能目标[8]。近年来，人工智能的兴起为“车路云一体化”注入了新的技术动能。通过融合云端大模型的语义理解、长时序推理等能力，将显著提升“车–路–云”系统复杂交通场景下的风险预判与协同决策水平。

为深入探讨道路自动驾驶的发展路径，本文从多维度系统分析其关键支撑体系。梳理自动驾驶基础能力所依赖的核心技术，包括端到端（E2E）自动驾驶技术、“视觉–语言–动作”（VLA）技术、世界模型技术等数据驱动型智能驾驶方法；剖析自动驾驶技术的商业化应用现状；阐述“车路云一体化”架构中的关键技术；系统分析自动驾驶技术的发展趋势；从产业生态与社会影响视角出发，探讨复合型人才培养、法律法规顶层设计、就业结构演变及开放协同的产业生态构建等议题，旨在为我国道路自动驾驶的高质量发展提供有益参考。

二、自动驾驶技术路线的理论阐释与技术进展

（一）自动驾驶技术路线的理论阐释

从控制论与系统工程的视角来看，自动驾驶本

质上是在特定运行设计域（ODD）约束下的多目标动态优化问题。其核心任务在于：在受限的物理空间与时变交通流中，求解满足动力学边界、交通规则及系统延迟等多重约束的最优控制策略，以实现安全性、通行效率、能耗经济性与乘坐舒适性的综合收益最大化。在此理论框架下，不同的技术路线通过定义不同的感知状态空间与决策约束边界来逼近这一最优解。

单车智能技术类似于“有限理性”的局部优化代理。它依赖车载传感器获取局部环境状态，受限于视距遮挡与感知盲区，本质上是在非完全观测条件下进行局部最优决策。这种模式在处理复杂环境干扰和长尾场景时，往往难以获取全局最优解。相比之下，“车路云一体化”则通过引入路侧全域感知与云端算力，构建了包含宏观交通流与微观车辆状态的增强型全局状态空间。这种架构打破了单车感知的物理边界，将原本非完全信息的博弈问题转化为完全信息下的全局协同优化问题。这不仅显著拓展了系统的ODD适用范围，更在长时序视域内实现了群体智能的涌现，从理论上解决了单车智能在边际成本与安全冗余上的内生矛盾。这两条路线的差异，表层原因是技术成熟度与产业支撑的不同，深层原因则涉及道路资源的属性定义与基础设施的建设体制。

（二）端到端自动驾驶技术

E2E自动驾驶技术通过神经网络直接映射传感器输入至控制输出，避免传统系统中显式人工定义模块的使用，从而优化了感知、预测与规划模块分离所带来的信息传递延迟和误差累积等问题[9]。在E2E架构下，系统通过统一的模型实现从环境感知到决策控制全流程处理，大幅提高决策的实时性和整体协调性。与传统的“感知–预测–规划”模块化架构相比，E2E方法提升了系统的执行效率，使其在复杂和动态驾驶环境中表现更为出色。从产业界实践来看，特斯拉公司于2023年发布的全自动驾驶系统（FSD）全面引入了E2E模型，使车辆行驶逻辑更加拟人化，平均接管里程提升约5倍。特斯拉公司采用“影子模式”数据采集与基于大模型的E2E架构，并借助模仿学习方法使算法的迭代从“工程师的离线更新”过渡到“车云协同的自动迭代”模式。在学术界方面，上海人工智能实验室提出的UniAD模型[10]在研究层面成功实现感知、预测与规划模块的深度融合，推动了E2E自动驾驶技术的学术进展，为行业应用夯实了基础。尽管E2E架构在结构简洁性和计算效率上具有显著优势，但主流“车端采集、云端训练”模式下仍面临严峻挑战[11-13]。具体来说，受限于车端的算力，车辆难以实时学习新场景，往往需要以暴露安全风险为代价收集长尾数据，经由漫长的云端闭环才能实现模型更新[14-15]。此外，这种“黑盒模式”在推理透明度上也存在天然局限。近期，扩散模型与大语言模型等生成式技术的引入，不仅为解决稀缺场景的数据生成难题提供了可能，也为提升E2E模型场景理解与决策可解释性提供了新的解决思路[16-17]。

表1对比了E2E主流研究范式的关键特征。分析可知，E2E自动驾驶技术正经历从“数据拟合”向“认知推理”的范式跃迁。在输入/输出形式上，技术架构已从早期“黑盒”式的直接映射，逐步向引入显式中间表征的模块化架构演进，以突破决策过程的不可解释性瓶颈。与此同时，其学习范式不再局限于最小化专家轨迹误差的监督回归，而是转向探索能够表征环境状态转移概率的生成式建模，旨在掌握复杂交通场景背后的时空动力学规律。这一演进趋势同时也重塑了系统的闭环安全假设，即从难以在开放环境中成立的数据“独立同分布”假设，向基于物理一致性与因果推理的认知安全观跨越，试图从本质上解决长尾场景的泛化难题。

表1　E2E自动驾驶主流研究范式的特征对比

演化阶段	输入/输出	优化目标	闭环安全假设
直接行为克隆	原始数据/控制指令	监督回归最小化	数据独立同分布
模块化E2E	多模态数据/特征	感知、预测、规划多任务联合优化	可解释性增强假设
闭环强化学习	状态空间/输动作策略分布	累积奖励最大化	仿真–现实一致性假设
生成式世界模型	历史视频流、语言和动作提示/未来场景视频预测、动作词元	自监督/下一词预测	预测即决策

（三）VLA技术

随着计算能力的提升和大模型技术崛起，E2E自动驾驶技术正逐步突破传统系统的局限[18]。VLA技术应运而生[19]，作为多模态大模型的重要应用，它赋予了自动驾驶系统更强的语义理解和情境推理能力，实现从“看懂”到“理解”再到“行动”的智能跃迁。尤其在传统系统存在的泛化性不足、语义理解有限、复杂场景应对能力弱等背景下，这项技术展现了巨大潜力。在多模态大模型体系中，视觉语言模型（VLM）能够将图像信息（如交通信号、行人、道路标识等）转化为可理解的文本语义，从而完成对交通环境的基本语义解析。自动驾驶使用VLM的优势在于：一方面，人类的知识是以语言记录和传承的，使用VLM也就引入了人的知识；另一方面，自动驾驶的长尾场景通常需要人的通识和社会性知识，这些知识往往可以在语言模型中找到答案。VLA技术则进一步融合了感知空间与动作空间，使得系统不仅能够理解环境语义，还能直接生成驾驶动作（如加速、转向、制动等），形成从认知到决策的闭环。VLA技术的引入大大增强了自动驾驶系统的语义对齐能力，提高了感知精度[20]。通过嵌入物理规律与交通行为模型，弥补了传统自动驾驶模块化架构及E2E技术在“行为预判”方面的不足，可以对其他交通参与者的动作（如变道、横穿等）进行更精准的预测，从而提高主动避碰能力和决策的鲁棒性[21-22]。尽管，得益于大模型的自然语言理解与生成能力，驾驶员可通过语音指令直接控制车辆（如“靠边停车”），结合上下文信息进行意图解析和个性化响应，进一步提升交互的自然性和智能化水平[23]，VLA也仍然存在不少问题。如VLA的训练过程，主流模式仍然遵循“云端大规模训练，车端高效推理”的核心范式，其训练取决于训练数据的质量和广度；在工程实践中的可解释性难度大；尤其突出的是，其数据学习是相关性，而非真正的因果逻辑性，所以如何科学评价安全性面临极大挑战，在交通法明确的交通规则等先验知识与规则约束下，其功能安全和预期功能安全标准的界定难度很大。

VLA技术在安全性与评价方面同样也面临严峻的挑战。首先是幻觉问题，生成式模型可能产生符合语法但违背物理事实的决策（如误读红绿灯语义），这对严苛的交通安全是致命隐患；其次是评价指标的缺失，现有的评价指标无法量化驾驶动作的安全性，而单纯的闭环测试又难以覆盖语言推理的所有分支；最后是功能安全的界定，基于概率生成的VLA模型难以直接通过传统确定性安全标准的认证。因此，构建涵盖因果推理能力验证与“幻觉”抑制机制的新型评价体系，是该领域亟待解决的核心问题。

（四）世界模型技术

世界模型技术是解决自动驾驶数据获取稀缺性问题的关键技术，其架构如图1所示。传统虚拟仿真依赖人工设定的显式物理规则与静态资产库，虽然交互性强但缺乏对未知场景的泛化能力。预测模型主要关注特定交通参与者未来状态的判别式回归，缺乏对环境整体动态演变的生成能力，而世界模型本质上是学习环境状态转移概率分布的生成式

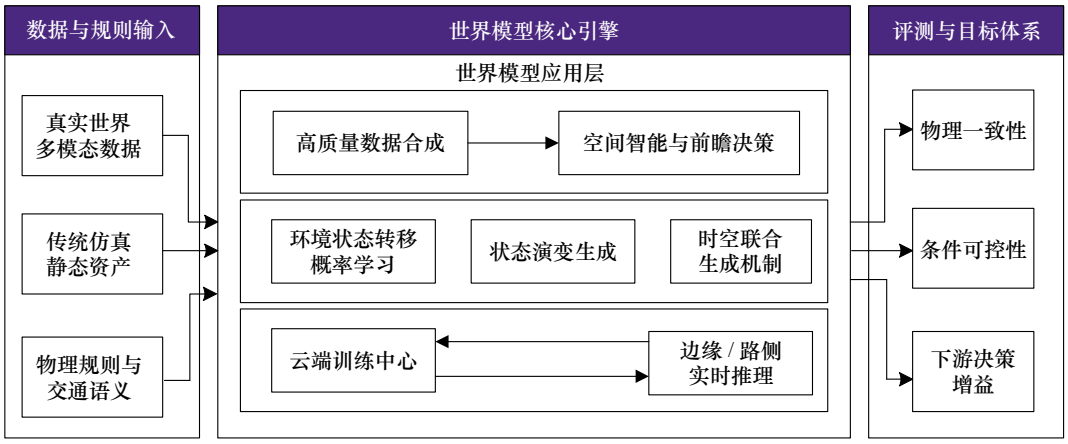

图1　自动驾驶世界模型总体架构与关键技术体系

系统。它不仅具备“预测未来”的能力，更能基于类脑认知机理，通过“反事实推理”在潜空间内推演不同动作序列的长期后果，为智能体提供具备物理一致性的“心智模拟”。

在显式世界模型应用方面，通过构建基于物理规律和交通语义的虚拟仿真引擎，世界模型能在低成本情况下生成大规模和多样化的合成数据，尤其是在可以为难以采集的“边缘场景”如极端天气、突发事故等真实环境提供高质量的数据支持。这些数据不仅扩展了训练样本空间，还有效提升了模型在长尾场景中的泛化能力和安全鲁棒性[24]。在隐式的世界模型应用方面，世界模型赋予智能体“空间智能”[25]。通过虚拟的四维（三维空间+时间）交互环境，智能体通过试错学习逐步掌握现实世界的物理规律，并形成前瞻性的决策策略。这一过程不仅优化了模型的物理一致性，也强化了其在复杂动态环境下的因果推理能力。世界模型采用“虚实闭环”的训练范式：虚拟环境中获得的驾驶策略可迁移至真实道路场景，而真实世界的采集数据又反向用于校正和优化世界模型，从而形成一个持续演化的双向循环机制。通过这一机制，世界模型能够驱动自动驾驶系统形成具有认知能力的智能体，能够在复杂场景中进行更具前瞻性和可解释性的决策。世界模型技术的广泛应用标志着自动驾驶从感知智能向认知智能的跨越，成为推动自动驾驶向更高级别发展的关键路径。

为了验证世界模型的有效性并指导技术迭代，目前的研究主要围绕物理一致性、条件可控性及下游决策增益三个核心维度构建评测体系。物理一致性旨在解决生成场景“视觉逼真但物理失真”的难题，通过在潜空间引入几何约束与动力学损失函数，确保模型在长时序推演中保持环境结构与物体运动的物理守恒。在此基础上，条件可控性重点突破单一场景生成的局限，通过文本描述或动作指令实现对生成场景的细粒度控制，从而低成本地构建极端天气与长尾事故数据，有效缓解训练样本的稀缺性。最终，下游决策增益作为评价世界模型应用价值的终极指标，不再局限于图像质量评分，而是重点考察其作为“数字训练场”（显式）或“认知能力的摇篮”（隐式）时，能否显著提升下游规划控制模块在真实复杂动态环境下的泛化能力与安全鲁棒性。

世界模型技术被视为解决自动驾驶数据稀缺性与认知能力短板的关键。然而，当前世界模型的建模与训练本质上仍以云端为主导。受限于车端有限的计算资源，庞大的世界模型与VLA类似，难以直接部署于车辆终端进行实时在线推理与学习。这意味着，前述E2E架构面临的模型更新滞后与新场景适应性差等痛点尚未根本解决。亟需构建“车路云协同”的计算与交互架构，利用路侧边缘算力弥补车端短板，真正打通世界模型从云端数字训练场到车端实时应用的“最后一千米”。

三、“车路云一体化”进展

全球自动驾驶技术在经历了以“单车智能”为主导的快速发展期后，逐步遭遇了感知长尾效应显著、车载算力成本高昂以及复杂环境博弈困难等技术瓶颈。为了从根本上突破这些局限，技术路线开始从“单点智能”向“系统协同”演进。其中，“车路云一体化”作为我国重点推动的系统性解决方案，正成为下一阶段技术攻关的核心方向。

当前，“车路云一体化”是我国推动的系统性解决方案[26]。与“单车智能–车云协同”不同，“车路云一体化”是在车路协同基础上通过构建“智能的车、智慧的路、协同的云”这一信息物理系统，旨在将交通安全与效率的优化目标从单一车辆的局部最优解提升至全局交通系统的最优解。“车路云一体化”的架构如图2所示。

（一）协同感知技术

协同感知是“车路云一体化”技术的重要组成部分，该领域聚焦于通过融合多源传感器数据，构建更加全面、精准且可靠的环境感知体系，以突破单车感知在视角、距离和鲁棒性等方面的固有局限。

“车路云”协同感知的核心目标与价值：“车路云一体化”系统通过融合车端感知、路侧感知、交通交管等支撑平台的交通相关数据，构建统一、动态且具备超视距能力的全局环境认知模型，旨在突破传统单车智能感知的固有局限。该系统有效应对了单车感知在实际应用中面临的多重挑战，包括感知信息类型有限、视角受限、存在遮挡盲区、感知距离不足，以及在雨雪、雾霾等恶劣环境条件下感

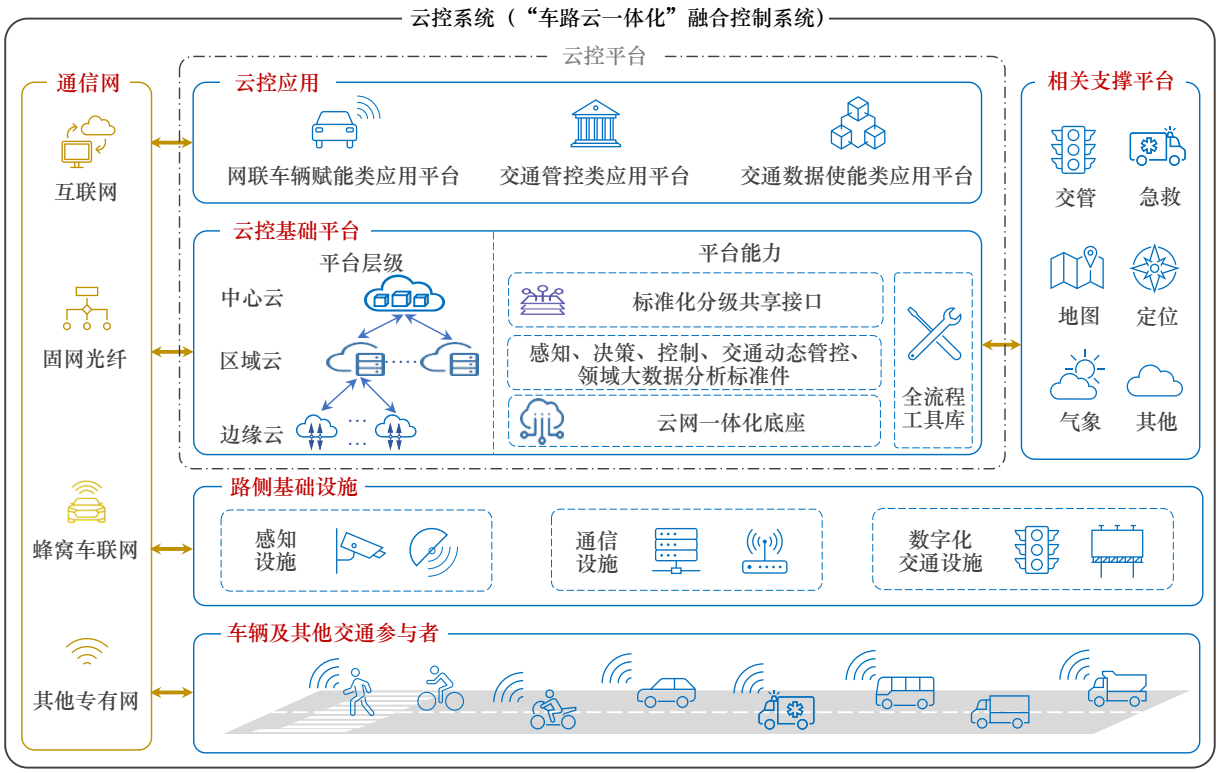

图2　“车路云一体化”方案架构示意图

知性能显著下降甚至失效等问题。针对单车智能主要依赖堆叠高昂车载传感器导致的整车成本居高不下这一痛点，“车路云”协同感知提供了一条差异化的解决路径。通过“聪明的车+智慧的路”模式，将部分感知与计算任务向路侧和云端迁移，不仅能够降低单车硬件配置门槛，还能通过基础设施的集约化建设与复用，形成基础设施即服务的商业模式，从而在区域范围内解决自动驾驶基础设施建设成本与商业回报之间的平衡问题。通过“车路云”协同感知，能在感知精度和可靠性等多个维度实现全面提升，从而为高等级自动驾驶提供更稳健的环境理解基础。

“车路云”协同感知的实现机制与数据共享基础：协同感知依赖于区域内所有交通参与者的感知数据，在此基础上进行深度融合。这一过程通过“车路云一体化”系统统一的数据协议和标准化接口[27]，确保了不同来源的信息能够高效、高质量地交互。通过协同感知机制，系统能够在复杂交通场景中构建出比单车感知更为完整和准确的环境模型。尤其在交叉路口、“鬼探头”事件等长尾场景下，协同感知显著增强了系统的鲁棒性与安全性，使自动驾驶车辆即使在极端条件下也能做出可靠决策[26]。然而，该机制在实际产业化落地中仍面临严峻挑战。路侧感知设备的广域覆盖需要巨额的基础设施投资，且不同区域建设进度的差异导致了感知的碎片化；此外，多源数据融合高度依赖高精地图与动态交通数据的实时更新，目前行业内关于数据的隐私及共享标准尚未完全统一，这在一定程度上制约了协同感知的规模化应用。

“车路云”协同感知的关键技术路径：实现高效协同感知的核心难题在于如何融合多源异构数据信息。这些数据既包括车端的激光雷达、摄像头和毫米波雷达，也涵盖路侧部署的视觉与雷达设备，同时还可能整合云端提供的多视角补充信息。由于各类传感器在采样频率、坐标系、精度和数据格式等方面存在显著差异，直接融合往往难以奏效。为此，研究者提出了多种融合策略：前融合在原始数据层面整合，虽能最大程度保留信息但计算开销大；后融合在目标检测结果层面进行，计算效率高但可能损失细节；而中间融合则在特征层面操作，在降低通信带宽需求的同时保留更多语义信息，因而成为当前主流的研究方向。尽管中间融合在性能

与效率之间取得了较好平衡，但不同设备所提取的特征往往存在明显的“域间隔”，即因硬件差异、环境变化或视角不同导致的特征分布不一致，这使得直接融合难以达到理想效果。此外，如何确保在高速移动场景下车路两端数据的时间同步与空间配准精度，仍是制约技术落地的关键技术瓶颈。为解决这一问题，研究者正积极探索构建基于“车路云一体化”的系列标准，开展通用特征提取，开发特征空间对齐算法，如通过域自适应、跨模态映射或对比学习等技术，将多源异构数据映射到统一的语义空间中，设计数据准化转换处理后的“中间融合”方法。这类方法有助于实现无缝的特征融合，从而提升整个协同感知系统的泛化能力和环境适应性。

“车路云”协同感知在通信约束下的系统鲁棒性保障：“车路云”协同感知高度依赖稳定、低时延的无线通信网络，但在实际部署中，通信链路常面临时延波动、数据丢包和带宽受限等现实约束。这种对通信质量的强依赖构成了系统的脆弱性环节：一旦通信中断或遭受网络攻击，严重依赖路侧信息的车辆可能面临感知降级的风险。为确保在非理想通信条件下的可靠运行，当前研究聚焦于提升算法的通信鲁棒性。一方面，开发了能预测环境动态并补偿通信延迟的算法，以缓解因传输滞后导致的感知失准；另一方面，引入基于任务优先级的智能数据压缩与选择机制，在有限带宽下优先传输关键感知信息，从而在资源受限的环境中维持核心功能的有效性。这些技术共同构成了“车路云”协同感知在真实交通场景中落地的重要支撑。

（二）协同决策与控制技术

协同决策与控制是“车路云一体化”技术的另一重要组成部分，即关注如何通过优化单车与整个交通系统之间的决策协同，构建更加动态、全面的决策与控制机制，以提升区域交通的安全、效率与能效。下文将探讨“车路云”协同决策与控制的核心目标与价值、实现机制与数据共享基础、关键技术路径和在通信约束下的系统鲁棒性保障。

“车路云”协同决策与控制的核心目标与价值：一方面，“车路云一体化”系统在具备良好通信保障与路侧感知的区域，可基于自身全局、多视角感知数据汇聚与强大算力优势，获得比车端更具安全性的决策与控制结果；另一方面，通过融合网联实时数据与历史交通大数据，“车路云一体化”将优化目标从单一车辆的局部收益转向多车群体或整个交通系统的综合性能提升。这种全局性视角不仅在宏观层面有助于提高道路通行效率、降低能耗排放，更在微观层面展现出更加突出的独特安全价值。特别在具备良好通信保障与路侧感知的区域，“车路云一体化”系统能够利用多视角感知数据的汇聚与强大的算力优势，获得更具安全性的决策与控制：无论是对时延极度敏感的“鬼探头”场景，还是要超视距预警的道路塌方（弱时延）场景。尽管这一优势并非全域环境皆能具备，但随着路侧道路交通基础设施规模的扩大与车联网专网的逐步成熟，这种从微观到宏观的全域协同优势将持续强化，最终实现个体体验与整体效益的协同共赢[2]。然而，我们也必须正视从单车决策向协同决策转型过程中面临的商业与法律挑战。虽然系统级优化能带来整体效益，但如何量化并在商业上变现这种“系统效率”，以及当协同决策导致事故时的责任归属与法律伦理问题，目前尚处于探索阶段，是该技术大规模商业化前必须跨越的非技术性门槛。

“车路云”协同决策与控制的实现机制及数据共享基础：区别于传统依赖单车本地感知的决策模式，“车路云”协同系统通过整合路侧设施、其他交通参与者及云端平台提供的全局环境信息，构建起动态、协同且具备前瞻性的决策框架。该机制能够综合分析区域内车辆的位置、速度、行驶意图以及交通基础设施运行状态，在复杂、高密度或突发扰动的交通场景中，依托边缘云与区域云的分布式算力，实现车载计算任务的动态卸载与智能调度，从而生成更加协调一致的控制指令。这不仅保障了各类交通参与者在统一规则下的高效协作，也显著增强了整体交通系统的响应能力与运行稳定性，为大规模交通流的联合优化、高阶自动驾驶及智能交通管理提供了坚实的技术支撑。

“车路云”协同决策与控制的关键技术路径：在车辆编队行驶、高速公路匝道汇入、无信号交叉口通行等典型场景中，多辆智能网联车辆在时间和空间上高度耦合，彼此行为相互影响，形成复杂的动态交互关系。在这些场景下，协同决策与控制不仅需要确保个体车辆的安全运行，还必须兼顾整体交通流的通行效率、资源分配的公平性以及对弱势交通参与者的包容性。同时，真实交通环境充满不

确定性对系统的实时响应能力与容错机制提出了严峻挑战[28]。此外，在现阶段及未来很长一段时间内，智能网联车辆将与传统人工驾驶车辆、非机动车混行。这种混合交通流博弈复杂性极高，传统基于规则或确定性模型的协同算法往往难以应对人类驾驶行为的随机性与非理性，这构成了协同控制算法落地应用的主要技术瓶颈。为应对上述复杂性，研究正着力构建更具适应性、鲁棒性和可扩展性的协同决策与控制范式。在此进程中，云控基础平台发挥着不可替代的枢纽作用。这类新范式不再局限于静态规则或预设策略，而是强调在高度动态、部分可观测的环境中，通过云控基础平台融合全局交通态势与局部车辆状态，实现个体行为与系统级目标之间的有机统一[29]。面向未来大规模部署需求，协同决策架构正经历从“集中式全局优化”向“分布式智能协同+云端全局引导”融合模式的演进。在该模式下，车辆作为具备一定自主决策能力的智能节点，可在本地完成快速响应与基础协调；而云端则负责提供宏观交通态势预测、冲突消解建议及长期策略引导。这种分层协同机制显著提升了系统的安全性与高效性。

“车路云”协同决策在通信约束下的系统鲁棒性保障：随着参与协同的交通实体数量持续增长，通信资源日益成为制约系统可扩展性的关键瓶颈。在带宽有限、时延敏感的实际网络环境中，如何高效、精准地传递必要信息，而非无差别广播全部数据，成为提升系统整体性能的核心问题。为此，新一代协同决策体系正逐步从传统的“广播式”通信模式转向更加智能的“按需交互”机制。该机制使各交通参与者能够根据当前任务状态、环境动态和协同目标，自主判断何时、向谁、以何种粒度交换信息。这种自适应通信策略不仅可显著降低冗余数据传输带来的带宽压力，还可增强系统的实时响应能力与信息安全性，同时兼顾用户隐私保护需求，为“车路云”协同系统在城市级复杂交通场景中的大规模、高可靠部署提供了切实可行的技术路径。

四、自动驾驶技术商业化应用现状

自动驾驶的商业化进程并非单一技术驱动的线性式发展，而是一个多路径并行、多场景渗透、分阶段演进的复杂系统工程[30]。当前，产业重心已从早期的技术验证与功能演示，全面转向以实际应用价值为导向的规模化落地新阶段。从乘用车领域L2级辅助驾驶的普及化，到物流、环卫、矿山等特定场景中无人作业车辆的常态化运营，自动驾驶正以务实且高效的方式深度融入交通出行、城市治理与生产制造等多个经济社会环节。下文将结合“车路云一体化”框架下的典型应用，对主要商业化场景进行系统阐述。

（一）智慧公交系统

智慧公交系统旨在通过“车路云一体化”协同架构，在原有智能公交管理系统基础上系统性解决公交运营中存在的营运成本高、乘客体验获得感低等痛点。系统依托云控基础平台汇聚线路运行公交车辆动态数据，路侧感知设备实时采集的道路感知结果、拥堵状态、信号灯配时、交通流量变化等交通动态信息，基于全局交通态势的感知，结合公交车实时位置、运行时刻表计划与客流数据等，为行驶的智能网联公交车或自动驾驶公交车系统主动推送安全预警与个性化绿波车速引导建议，精准推送至车载终端或自动驾驶系统，指导驾驶员或车辆自动调整行驶速度，以最大限度减少运营线路等待时间、提升公交运营绿色水平。同时，系统可对突发交通事件进行识别与预警，提前规划绕行路径或调整发车时刻，显著降低因外部干扰导致的延误风险。在调度层面，智慧公交调度平台可通过整合历史与实时客流数据、天气信息及城市活动安排，融合来自云控基础平台的更全面交通相关数据，构建公交时刻表智能排班模型，动态优化线路运力配置：在平峰时段减少空驶班次以降低成本，在高峰时段加密发车频率以缓解拥挤，智能调配不同车型车辆匹配线路运力需求和乘客体验感，从而提升整体运营效率与资源利用率。此外，云控基础平台还可利用向交通信号控制系统发送公交优先请求，在交管平台评估后适当调整绿灯配时周期与时长的优势，为公交车赋能，进一步保障准点率。

（二）智慧环卫系统

智慧环卫系统聚焦于提升环卫作业自动化与智能化水平，通过“车路云”协同，系统可远程监控环卫车辆作业状态与位置，并根据天气变化或路面突发状况动态调整作业工艺与调度指令。例如，当

检测到道路积水时，可自动降低洒水强度；当发生渣土车遗撒时，可立即调度最近的清扫车辆前往处理。在具备路侧感知与自动驾驶环卫车的区域，还可通过云控基础平台的安全预警与全局调度保障，充分利用交通低峰的夜间时间段，实现无人清扫作业，降低低速环卫车作业对城市交通的影响，降本增效。此外，智慧环卫调度管理平台还能向周边社会车辆广播环卫车占道信息，提前引导其变道，缓解由低速作业引发的交通拥堵，实现了作业效率与城市交通秩序的双赢。

从经济与社会效益来看，智慧环卫不仅大幅降低了人力依赖与运营成本，还推动了城市管理数字化转型。长远而言，该系统的推广应用有助于构建一个集高效作业、安全运行、绿色低碳于一体的现代化环卫体系，为城市的精细化治理和可持续发展提供有力支撑。

（三）城市物流系统

城市物流系统着力于解决传统城市配送“最后一千米”成本高、效率低、安全隐患多等关键痛点。当前快递、外卖等业务量持续高速增长，人工配送面临司机疲劳驾驶、招聘困难、人力成本攀升和车辆临时占道引发交通拥堵等一系列挑战。自动驾驶物流车作为新型运力载体，在“车路云一体化”系统的全面赋能下，展现出显著优势。通过云控基础平台融合路侧感知设备提供的超视距信息与云端全局调度指令，物流运输车辆能在复杂城市环境中安全、精准地行驶至指定装卸货点，有效规避因驾驶员注意力分散、操作失误或感知盲区导致的碰撞事故，大幅提升末端配送的安全性与可靠性。

城市物流系统还可依托云控基础平台的赋能，实现区域内自动驾驶物流车队的智能管理。平台基于实时交通流数据、订单分布与车辆状态，动态规划最优配送路径，并智能分配任务，避免多车扎堆、重复巡游等问题。同时，针对仓库或站点出入口易发的排队现象，可协同交通信号控制系统，为即将进出场的物流车提供优先通行引导，合理安排进出顺序，减少等待时间，缓解局部交通压力。此外，自动驾驶物流车具备24 h不间断作业能力，不受人类作息限制，可在夜间或平峰时段完成补货与预调度任务，进一步提升配送频次与响应速度，灵活应对节假日时期的运力需求高峰。长远来看，随着无人化渗透率提升和车辆规模化量产，该模式有望实现配送成本的长期稳定甚至下降。

（四）智慧出行乘用车系统

智慧出行乘用车系统致力于为用户带来更安全、高效、舒适的驾乘体验。该系统通过融合来自路侧和云端的多源信息，为驾驶员提供超视距感知、信号灯上车、闯红灯预警等协同信息提醒服务。对于具备辅助驾驶功能的车辆，系统可提供协同自适应巡航控制、协同自动紧急制动等高级别功能，显著增强车辆在复杂路口、匝道汇入等场景下的决策与控制能力。长远来看，该系统将支持网联式自主代客泊车，最终实现L3及以上级别的协同自动驾驶。

近年来，L2及L2+级辅助驾驶功能在乘用车市场经历了爆发式的市场渗透。工业和信息化部相关数据显示，我国新能源汽车市场的L2级智能驾驶渗透率已从2019年的7.3%飙升至2024年上半年的50%。这一转变标志着智能驾驶已从少数高端车型配置演变为市场竞争的关键要素，行业正朝着“全民智驾”时代迈进。在此背景下，L2+级功能应用已从相对结构化的高速公路场景，转向了路况更为复杂的城市环境。国家层面正有序推进，例如，2025年年底工业和信息化部正式公布了首批L3级有条件自动驾驶车型准入许可，有两款分别适配高速公路和城市拥堵的车型在北京、重庆两地指定区域开展试点。总体上，有两类公司在商业化方面有较强特征：一种是以美国特斯拉公司为代表的纯视觉技术路线，主张通过算法优化和海量数据输入，模拟某些领域超越人类视觉感知能力，优势在于以较低硬件成本实现成本与效率的最优化、不受高精地图覆盖范围限制，但依赖于人工智能算法持续突破[31]；另一类为华为技术有限公司、广州小鹏汽车科技有限公司等国内企业为代表的多传感器融合方案，将硬件冗余视为保障安全性的前提，通过更复杂的系统集成与数据同步，旨在确保智能驾驶安全性能的下限[32-33]。

五、自动驾驶发展趋势

（一）轻地图的演进

轻高精地图的演进正成为自动驾驶技术发展的重要趋势。传统高精地图在车辆定位、路径规划与

行为预测中曾发挥关键作用，尤其在高速公路等结构化道路环境中优势显著。然而，当自动驾驶应用场景向开放、动态的城市道路拓展时，传统高精地图在更新时效性、维护成本及数据隐私等方面的问题日益突出，严重制约了其在广域范围内的规模化部署效益。因此，行业正从激进的去图化，转向更为务实且合规的场景自适应分级地图模式。例如，在城市核心区、复杂路口及高速公路等关键区域，坚持采用高精地图以保障决策的安全性与确定性；而在郊区或非结构化道路等场景，则降级为轻地图或感知主导模式。尽管车端在线建图技术备受关注，但在卫星互联网日益普及的背景下，其涉及的国家地理信息安全风险不容忽视。因此，未来的核心路径并非单纯的技术无图，而是在严格遵循国家安全与测绘合规的前提下，构建“云端合规管控、车端按需调用”动态服务体系。多模态同步定位与地图构建（SLAM）技术能够在城市环境中实现高精度定位与局部环境重建，为轻地图的构建提供基础。而鸟瞰图（BEV）作为统一的二维语义表示，有效融合多源感知信息，使感知、预测与规划在同一空间内协同优化；而基于占用网络的实时三维环境建模，则为无图条件下的路径规划与动态避障提供了可靠的空间约束。与此同时，地图生产范式也正从“全量静态地图”转向“边云协同、增量更新、一致性维护”的动态闭环体系，推动自动驾驶在开放道路环境中实现“轻量化–实时更新–持续优化”的可靠部署。

（二）“车路云协同”体系的发展

“车路云一体化”正加速成为智能网联汽车与智慧交通融合发展的核心方向。传统自动驾驶主要依赖单车传感器（如摄像头、毫米波雷达、激光雷达等）进行环境感知与决策控制，在城市复杂场景下面临感知盲区、恶劣天气干扰、算力瓶颈及突发响应滞后等固有局限。相比之下，“车路云一体化”通过深度融合“车–路–云”三方能力，构建起协同感知、协同决策与协同控制的智能交通生态。在此架构下，车辆不仅能利用自身传感器，还可实时接入由智能路侧设施与相关支持云平台提供的高精度、低延迟交通信息，并与云端平台高效交互。云端依托强大的人工智能算力与大数据分析能力，实现全局交通态势感知、动态路径优化、风险预警与调度协同。第五代移动通信、边缘计算与人工智能等关键技术的协同发展，可进一步提升系统的实时性、鲁棒性与可扩展性，使自动驾驶车辆能更安全、高效地应对交叉路口、施工区域、行人穿行等高不确定性场景。“车路云一体化”不仅能突破单车智能的物理与算法瓶颈，更为L4级及以上自动驾驶的大规模商业化落地提供了基础设施支撑，将成为未来智慧交通体系的主流范式。

（三）大模型驱动能力的跃升

大模型正深刻重塑自动驾驶的技术架构与能力边界。传统系统通常采用模块化设计，依赖规则引擎与独立算法分别处理感知、预测、规划与控制任务，存在信息割裂、泛化能力弱、适应性差等问题。而以大规模预训练为基础的大模型，凭借其强大的数据驱动学习能力和跨任务泛化性能，能够从海量驾驶数据中自动提取复杂时空规律，显著提升系统在开放世界中的理解与决策水平。通过统一的神经网络架构，大模型可实现“感知–预测–规划–控制”的E2E深度融合，大幅减少模块间的信息损耗与工程耦合成本。尤其在动态、非结构化的城市交通环境中，大模型能更精准地理解交通参与者意图、预测多主体交互行为，并生成安全、舒适且符合人类驾驶习惯的轨迹。在产业界，特斯拉公司的FSD V12系统通过引入E2E神经网络，移除了超过30万行用于处理路口博弈等场景的显式规则代码，完全依赖视频数据训练出的神经网络直接输出控制指令。这种模式使其在环岛、无保护左转等非结构化城市复杂场景中，表现出了远超规则系统的拟人化博弈能力与轨迹平滑度。在学术界，UniAD等统一架构模型证实了将感知、预测与规划整合在同一Transformer模型骨干网络中的优势，通过特征层面的深度交互，大幅减少了模块间的信息损耗与误差累积，有效提升了多主体交互预测的准确性。

此外，结合世界模型、推理机制与在线微调能力，大模型还能持续进化，适应长尾场景与未知环境。随着算力基础设施的完善、训练数据的丰富以及算法效率的提升，大模型将逐步成为实现真正全自动驾驶的关键引擎，“云端大模型+车端小模型”等多种应用模型正在逐步探索，行业正在从“功能实现”迈向“认知智能”的新阶段。

六、自动驾驶发展建议

随着人工智能、信息通信与高性能计算等前沿技术的发展，自动驾驶正加速从辅助驾驶向全场景智能化演进。当前，产业已进入规模化应用的关键阶段，但其安全落地仍面临标准体系不健全、测试验证闭环缺失、法规制度滞后和社会法律法规及伦理等适应性挑战的多重瓶颈。为推动我国自动驾驶、智能网联汽车产业实现从“并跑”到“领跑”的战略跃升，亟需在多维度协同推进。

（一）强化核心技术自主创新

推进 E2E 感知 – 决策一体化架构的优化设计，开展云车大小模型体系下的 VLA 技术研发与应用，打破传统模块化系统的层级壁垒，实现从原始感知输入到车辆控制输出的全链路联合学习与协同优化，以降低信息传递损失，提升系统整体响应速度与决策一致性，增强车辆在长尾场景下对社会性常识的理解能力。同时，为适应车载计算平台对功耗与算力的限制，加强对轻量化神经网络结构的研究，探索模型压缩、知识蒸馏与硬件感知训练等技术手段，提高算力利用效率。最终，推动构建低功耗、高鲁棒性的自动驾驶系统，实现在资源约束条件下的高效部署与规模化应用，为高阶自动驾驶的商业化落地提供坚实的技术支撑。

（二）加速“车路云一体化”建设

自动驾驶的发展需要加快车端、路侧与云端的信息交互机制研究，形成高效的数据协同与智能决策闭环。重点突破云端算力调度、边缘计算节点优化、大小模型协同、动态数据融合与协同控制算法等关键技术，实现多车辆、多主体间的实时感知共享与协同规划，全面提升交通系统的安全性与通行效率。同时，应加快推进智能路侧基础设施的标准化部署，完善云控基础平台、车用无线通信网络、边缘计算系统建设，支持多场景自动驾驶落地。在此过程中，必须同步强化网络安全与功能安全防护，构建“云 – 管 – 端”全链条纵深防御体系，涵盖车载系统加固、通信加密、抗传感器欺骗攻击及数据隐私保护等关键环节，严格落实功能安全与预期功能安全标准，确保系统在极端情况下的最小风险状态。

（三）完善产业发展支撑体系

科学完备的测试与验证体系是保障自动驾驶安全落地的关键，应依托典型、边缘与长尾交通环境，构建分层次、可复用、可扩展的仿真测试场景库，发展“仿真测试 – 硬件在环 – 封闭场地 – 开放道路”相结合的敏捷验证流程，通过数字孪生技术实现虚拟与现实的动态适配和闭环验证，核心在于加速有效测试里程的积累，特别是对危险与罕见场景的充分覆盖，全面评估系统在不同交通环境下的泛化能力、安全鲁棒性及预期功能安全水平。与此同时，应加快推进自动驾驶对应的法律法规顶层设计与标准体系建设，加强对“车路云一体化”新型交通运输范式下的法律法规问题研究，如尽快修订和完善《道路交通安全法》《网络安全法》《数据安全法》等现行法律框架及内容，从法律层面明确自动驾驶载运工具的合法路权地位。出台针对数字交通数据安全的强制性规定与分级分类管理办法，探索将自动驾驶系统和汽车产品责任保险纳入强制保险范围，以构建多元化的风险分散与责任共担机制。

（四）构建面向未来的社会协同机制

打破传统学科壁垒，强化人工智能、计算机科学、车辆工程、通信工程、交通管理、法律伦理等多学科交叉融合教育，倡导“产学研用”深度绑定，鼓励企业与高校共建联合实验室、创新中心与实训基地，通过真实数据与实际项目驱动教学与科研融合，加速前沿成果向产业转化，建立持续迭代的技术更新与高层次人才输送机制。同时，应系统评估自动驾驶技术普及对就业结构的深远影响，随着驾驶、物流、交通管理等行业逐步智能化，传统岗位可能面临转型或减少，应提前规划职业再培训与技能升级体系，推动就业结构由人力驾驶向智能监管与运维转变，通过完善社会保障与教育政策，实现技术进步与社会稳定的良性平衡，确保产业发展惠及更广泛群体。

总体而言，道路自动驾驶技术正加速向智能化、网联化方向演进。未来的发展应在智能感知与决策算法、“车路云一体化”协同、测试验证体系构建、复合型人才培养、法律法规完善、社会影响评估、产业生态构建以及网络与功能安全防护等方面协同推进。只有在多维度协同创新与跨领域融合

的共同推动下，才能实现自动驾驶从技术突破到大规模安全落地的系统性跨越，支撑智能交通体系的高质量可持续发展。

利益冲突声明

本文作者在此声明不存在任何利益冲突或财务冲突。

Received date: January 1, 2026; **Revised date:** February 2, 2026

Corresponding author: Li Keqiang is a professor from School of Vehicle and Mobility, Tsinghua University, and a member of Chinese Academy of Engineering. His major research feild is automotive intelligent driving. E-mail: likq@tsinghua.edu.cn

Funding project: Chinese Academy of Engineering project "Research on the Governance Model of Emerging Technologies" (2025-GDZK-14); Ministry of Industry and Information Technology project "Construction of a Public Service Platform for the Internet of Vehicles (Intelligent Connected Vehicles) Field" (CEIEC-2020-ZM02-0100)

参考文献

[1] 中华人民共和国交通运输部. 关于"人工智能+交通运输"的实施意见[EB/OL].(2025-09-25)[2026-02-07]. https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/kjs/202509/t20250925_4177256.html.
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Implementation opinions on "artificial intelligence + transportation" [EB/OL].(2025-09-25)[2026-02-07]. https://xxgk. mot. gov. cn/2020/jigou/kjs/202509/t20250925_4177256.html.

[2] 李克强. 新一代AI驱动的中国方案：智能网联汽车关键技术创新与应用[J]. 中国经济报告，2024(4)：141-142.
Li K Q. A new generation of AI-driven China scheme：Innovation and application of key technologies of intelligent networked vehicles[J]. China Policy Review，2024(4)：141-142.

[3] 冉斌，谭华春，张健，等. 智能网联交通技术发展现状及趋势[J]. 汽车安全与节能学报，2018，9(2)：119-130.
Ran B，Tan H C，Zhang J，et al. Development status and trend of connected automated vehicle highway system[J]. Journal of Automotive Safety and Energy，2018，9(2)：119-130.

[4] 李升波，刘畅，殷玉明，等. 汽车端到端自动驾驶系统的关键技术与发展趋势[J]. 人工智能，2023(5)：1-16.
Li S B，Liu C，Yin Y M，et al. Key technology and development trend of end-to-end auto-driving system[J]. AI-View，2023(5)：1-16.

[5] 李升波，江昆，田野，等. 汽车智能驾驶技术发展与趋势展望[J]. 前瞻科技，2025，4(2)：144-157.
Li S B，Jiang K，Tian Y，et al. Development and outlook of intelligent driving technology[J]. Science and Technology Foresinght，2025，4(2)：144-157.

[6] 李克强，戴一凡，李升波，等. 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.
Li K Q，Dai Y F，Li S B，et al. State-of-the-art and technical trends of intelligent and connected vehicles[J]. Journal of Automotive Safety and Energy，2017，8(1)：1-14.

[7] GB/T 40429—2021 汽车驾驶自动化分级[S].
GB/T 40429—2021 Automated driving levels[S].

[8] 中国汽车工程学会，国家智能网联汽车创新中心. 中国智能网联汽车产业发展报告(2022)[M]. 北京：社会科学文献出版社，2023.
China Society of Automotive Engineers，National Intelligent Connected Vehicle Innovation Center. China's intelligent connected vehicle industry development report(2022)[M]. Beijing：Social Sciences Academic Press，2023.

[9] 李克强，李家文，常雪阳，等. 智能网联汽车云控系统原理及其典型应用[J]. 汽车安全与节能学报，2020，11(3)：261-275.
Li K Q，Li J W，Chang X Y，et al. Principles and typical applications of cloud control system for intelligent and connected vehicles [J]. Journal of Automotive Safety and Energy，2020，11(3)：261-275.

[10] Hu Y H，Yang J Z，Chen L，et al. Planning-oriented autonomous driving [C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)，2023：17853-17862.

[11] Chib P S，Singh P. Recent advancements in end-to-end autonomous driving using deep learning：A survey [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles，2024，9(1)：103-118.

[12] Wu J D，Huang C，Huang H L，et al. Recent advances in reinforcement learning-based autonomous driving behavior planning：A survey [J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2024，164：104654.

[13] Cui C，Ma Y S，Cao X，et al. A survey on multimodal large language models for autonomous driving[C]// 2024 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops (WACVW)，2024：958-979.

[14] Wang Y Q，He J W，Fan L，et al. Driving into the future：Multiview visual forecasting and planning with world model for autonomous driving[C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)，2024：14749-14759.

[15] Wu D M，Han W C，Liu Y F，et al. Language prompt for autonomous driving[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence，2025，39(8)：8359-8367.

[16] Ganesan M，Kandhasamy S，Chokkalingam B，et al. A comprehensive review on deep learning-based motion planning and end-to-end learning for self-driving vehicle[J]. IEEE Access，2024，12：66031-66067.

[17] Shao H，Hu Y X，Wang L T，et al. LMDrive：Closed-loop end-to-end driving with large language models [C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)，2024：15120-15130.

[18] Zheng W Z，Song R Q，Guo X D，et al. GenAD：generative end-to-end autonomous driving [C]// Computer Vision—ECCV 2024，2024：87-104.

[19] 张文涛，孙奥兰，瞿晓阳，等. 面向具身智能的视觉–语言–动作模型动作表征和生成策略综述[J/OL]. 计算机应用，2025-09-30. https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx？filename=JSJY20250929006&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ.
Zhang W T，Sun A L，Qu X Y，et al. Survey on action representation and generation strategies in Vision-Language-Action models for embodied intelligence[J/OL]. Journal of Computer Applications，2025-09-30. https://kns. cnki. net/KCMS/detail/detail. aspx?filename=JSJY20250929006&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ.

[20] Wang X F，Zhu Z，Huang G，et al. DriveDreamer：towards real-world-drive world models for Autonomous driving[C]// Computer Vision—ECCV 2024，2024：55-72.

[21] Jia X S，Yan Z J，Li Q F，et al. Bench2Drive：Towards multi-ability benchmarking of closed-loop end-to-end autonomous driving[C]// Advances in Neural Information Processing Systems 37，2024：819-844.

[22] Pan C B，Yaman B，Nesti T，et al. VLP：Vision language planning for autonomous driving [C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition（CVPR），2024：14760-14769.

[23] Zhou X C，Liu M Y，Yurtsever E，et al. Vision language models in autonomous driving：A survey and outlook[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles，2024（99）：1-20.

[24] Wen Y Q，Zhao Y C，Liu Y F，et al. Panacea：Panoramic and controllable video generation for autonomous driving[C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition（CVPR），2024：6902-6912.

[25] Jia X S，Wu P H，Chen L，et al. Think twice before driving：Towards scalable decoders for end-to-end autonomous driving[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition（CVPR），2023：21983-21994.

[26] 丁飞，张楠，李升波，等. 智能网联车路云协同系统架构与关键技术研究综述[J]. 自动化学报，2022，48（12）：2863-2885.
Ding F，Zhang N，Li S B，et al. A survey of architecture and key technologies of intelligent connected vehicle-road-cloud cooperation system [J]. Acta Automatica Sinica，2022，48（12）：2863-2885.

[27] Guerra J，Luís M，Rito P. Performance evaluation of 5G new radio V2X sidelink for coexisting traffic[J]. IEEE Access，2025，13：131400-131410.

[28] Feng Z Y，Zhang J，Jiang H，et al. Energy consumption prediction strategy for electric vehicle based on LSTM-transformer framework[J]. Energy，2024，302：131780.

[29] Jiang X，Zhang J，Shi X Y，et al. Learning the policy for mixed electric platoon control of automated and human-driven vehicles at signalized intersection：A random search approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2023，24（5）：5131-5143.

[30] 中国智能网联汽车产业创新联盟. 车路云一体化系统白皮书[R/OL]. 2023-01：1-2. https://www.cictci.com/uploads/20240925/ce9f98ae83c6e4353ddd2fbceec758fe.pdf.
China Intelligent and Connected Vehicle Industry Innovation Alliance. White paper on integrated vehicle–road–cloud systems[R/OL]. 2023-01：1-2. https://www.cictci.com/uploads/20240925/ce9f98ae83c6e4353ddd2fbceec758fe.pdf.

[31] Liu F，Lu Z H，Lin X K. Vision-based environmental perception for autonomous driving[PP/OL]. arXiv（2022-12-22）[2025-10-19]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.11453.

[32] Ruan S L，Wang R W，Shen X C，et al. A survey of multi-sensor fusion perception for embodied AI：Background，methods，challenges and prospects[PP/OL]. arXiv（2025-06-24）[2025-10-19]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.19769.

[33] Zuo Q，Li C Z H，Fan Y L，et al. Advanced multi-modal sensor fusion architectures for robust autonomous driving systems [C]// 2025 IEEE 5th International Conference on Electronic Technology，Communication and Information（ICETCI），2025：1556-1560.