

前言





报告背景

- ◆近年来,智能辅助驾驶技术沿着功能迭代与场景拓展的路径持续突破,从2022年高速场景的NOA量产落地,逐步向2024年城市复杂路况的NOA功能延伸,并于2025年 实现全场景车位到车位功能的规模化应用,推动智能辅助驾驶从单一场景向全域覆盖升级。与此同时,硬件方案的降本增效与软件算法的架构革新形成协同效应,推动 高阶智能辅助驾驶能力向主流市场加速渗透,并以更低成本的传感器配置和端到端模型优化实现技术普惠,开启10万元级车型的高阶智能辅助驾驶普及新时代。
- ◆ 在全场景车位到车位功能快速落地的过程中,用户体验优化与安全冗余体系的构建成为智能辅助驾驶行业焦点。面对复杂场景下的长尾问题,车企通过多模态感知融合、 大模型决策算法和动态场景重建等技术强化系统鲁棒性,同时建立从传感器冗余到算力备份的多层级安全保障机制,以应对突发工况并降低人为接管频率。
- ◆ 政策层面,L3级有条件自动驾驶责任认定试点方案的推行,为技术商业化厘清了权责边界,而监管部门对过度宣传的规范化约束,则引导行业从功能堆砌转向实效验证, 形成技术突破与安全规范的双轨发展格局。这一系列进展标志着智能辅助驾驶正从技术验证期迈入规模化、规范化发展的新阶段。

核心观点

- ◆智驾技术:高阶智能辅助驾驶技术正加速向L3/L4级迈进,核心围绕智能辅助驾驶算力、数据与算法三大要素演进。1)算力方面:云端算力EFLOPS级超算成竞争壁垒, 车端算力向千TOPS芯片跃迁,支持端到端大模型本地部署,并结合VLA提升语义理解能力,推动自动驾驶层级升级。2)数据方面: "车端—边端—云端"全流程闭环 加速形成,真实与合成数据双引擎驱动,数据闭环向全流程自动化演进,多模态融合助力行业摆脱硬件冗余依赖。3)算法方面:一段式端到端VLA推动高阶智能辅助 驾驶从"数据驱动"向"认知驱动"跃迁;世界模型通过云端训练+车端蒸馏提升泛化能力,但其规模化落地仍受限于算力成本与数据质量。
- ◆ **合作模式:**全栈自研需高研发投入与数据闭环能力,仅头部新势力可长期维持;自研+外采因平衡效率与可控性,将成为多数车企主流选择;全栈外采因技术迭代快、 成本低,在中低端车型中仍有空间。行业将呈现"分层竞争、多元共存"格局,第三方供应商在开放性生态下机会显著。
- ◆ **趋势洞察**:尽管车企和政策的推动为L3落地创造了条件,但大规模商业化仍需突破技术长尾问题与伦理争议,未来两年将是关键窗口期,L3级智能辅助驾驶功能的规模化上车进度可能会放缓,需通过数据积累与政策协同实现从"功能可用"到"安全可信"的跨越。



01 中国高阶智能辅助驾驶市场背景

- 1.1 高阶辅驾ODD再扩展

- 1.2 科技平权与技术普惠 1.3 事故焦虑与安全冗余 1.4 政策护航与理性宣传

中国高阶智能辅助驾驶技术洞察

- 2.1 高阶智能辅助驾驶技术洞察:解码算力、数据、算法的技术底层逻辑2.2 高阶智能辅助驾驶算力洞察:①车端算力;②云端算力2.3 高阶智能辅助驾驶数据洞察:①数据难题;②数据采集;③定位技术2.4 高阶智能辅助驾驶算法洞察:①端到端;②VLA;③世界模型

中国高阶智能辅助驾驶竞合分析

- 3.1 企业梯队与产业图谱
- 3.2 开发策略与合作模式

中国高阶智能辅助驾驶趋势洞察

4.1 乘用车L3商业化进展



中国高阶智能辅助驾驶市场背景

- 1.1 高阶辅驾ODD再扩展

- 1.2 科技平权与技术普惠 1.3 事故焦虑与安全冗余 1.4 政策护航与理性宣传

中国高阶智能辅助驾驶技术洞察

- 2.1 高阶智能辅助驾驶技术洞察:解码算力、数据、算法的技术底层逻辑2.2 高阶智能辅助驾驶算力洞察:①车端算力;②云端算力2.3 高阶智能辅助驾驶数据洞察:①数据难题;②数据采集;③定位技术2.4 高阶智能辅助驾驶算法洞察:①端到端;②VLA;③世界模型

中国高阶智能辅助驾驶竞合分析

- 3.1 企业梯队与产业图谱
- 3.2 开发策略与合作模式

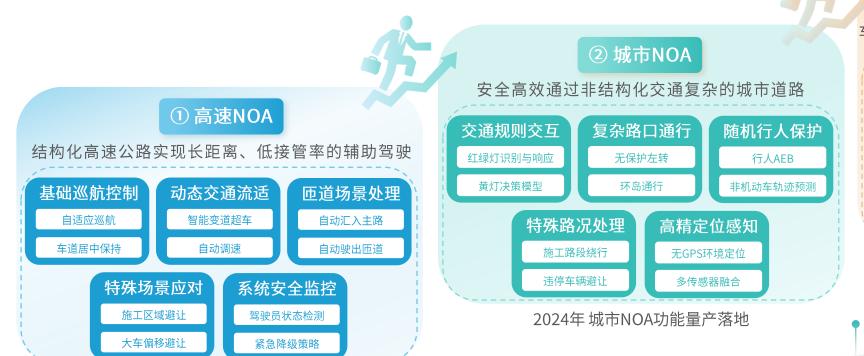
中国高阶智能辅助驾驶趋势洞察

4.1 乘用车L3商业化进展

1.1 ODD突破: 高速NOA→城市NOA→全场景D2D,迈向全域智能辅助驾驶新时代



- ◆ 中国智能辅助驾驶功能正沿着"场景复杂度逐级攀升、覆盖范围持续扩展"的路径快速发展:从最初高速NOA在结构化道路实现自动变道、匝道通 行等基础功能,到城市NOA突破红绿灯识别、无保护左转等城市复杂场景,最终向全场景D2D进化,打通地库—城区—高速的全链路高阶智能辅助 驾驶,并融合自动充电、跨楼层泊车等终极场景。
- ◆ 这一进程既反映了技术从"规则驱动"向"数据驱动"的范式升级,也标志着高阶智能辅助驾驶从"特定路段辅助"向"全旅程智能辅助"的价值 跃迁。



③ 全场景D2D

车位到车位的全程无缝辅助驾驶,覆盖全驾驶场景



2025年全场景D2D功能量产落地

2022年 高速NOA功能量产落地

特定路段辅助驾驶: 高速→高速+城市

全旅程智能辅助:全场景

1.2 科技平权: 硬件降本增效+软件算法迭代, 开启10万元级市场普惠新时代



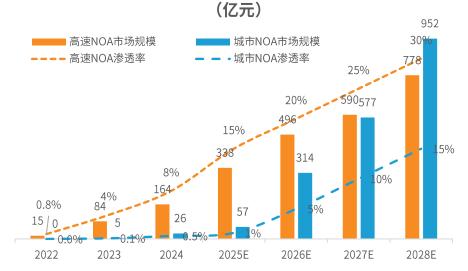
- ◆ 2025年比亚迪将高速NOA功能下探至8万元车型,小鹏城市NOA覆盖至15万元级市场,其余主流车企也将城市NOA功能下沉至10-20万元车型,高阶智能辅助驾驶的科技平权愈发显露。
- ◆ 高阶智能辅助驾驶科技平权的实现是软件增效、硬件降本、规模扩产三力共振的结果。在科技平权的推动下,L2及L2+高阶智能辅助驾驶的市场规模与渗透率呈现爆发式增长,预计L2+渗透率将从2024年的 8% 跃升至2025年的 15% ,未来乘用车的高阶智能辅助驾驶市场仍将持续高速增长。

软件增效 依托端到端大模型与数据飞轮 大幅度提升算法效率 硬件降价 通过头部车企的销量杠杆和供应链协同 推动行业进入"技术普惠"新阶段

亿欧智库: 搭载高阶智能辅助驾驶的车最低售价持续下探



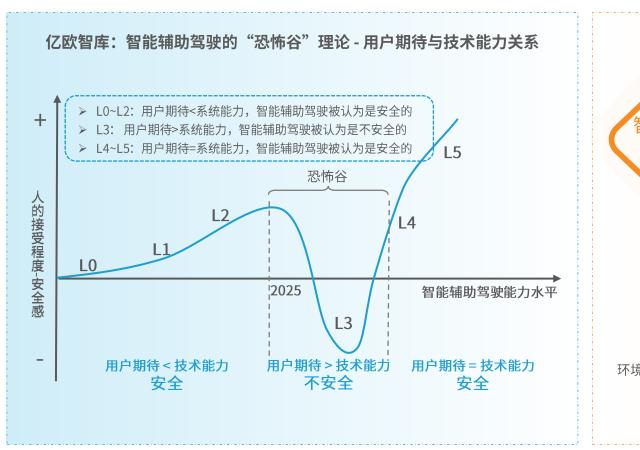
亿欧智库: 2022-2028E高阶智能辅助驾驶市场规模及渗透率预测



1.3 安全焦虑:智能辅助驾驶事故凸显,体验优化与安全冗余体系升级迫在眉睫



- ◆ 今年部分头部车企的智能辅助驾驶NOA功能出现事故,进一步暴露了技术边界与用户认知的错配,引发公众对智能辅助驾驶安全性的信任危机。
- ◆ 2025年4月16日,工信部发布《关于规范智能网联汽车驾驶辅助功能宣传及技术验证的通知》,明确禁止车企夸大智能辅助驾驶能力,强制要求功能验证周期与用户安全教育,为行业近两年过热的宣传进行理性降温。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,当前高阶智能辅助驾驶技术需在算法、数据、算力升级的同时,重点考虑并解决安全短板,推动技术迭代与安全验证的 同步发展。

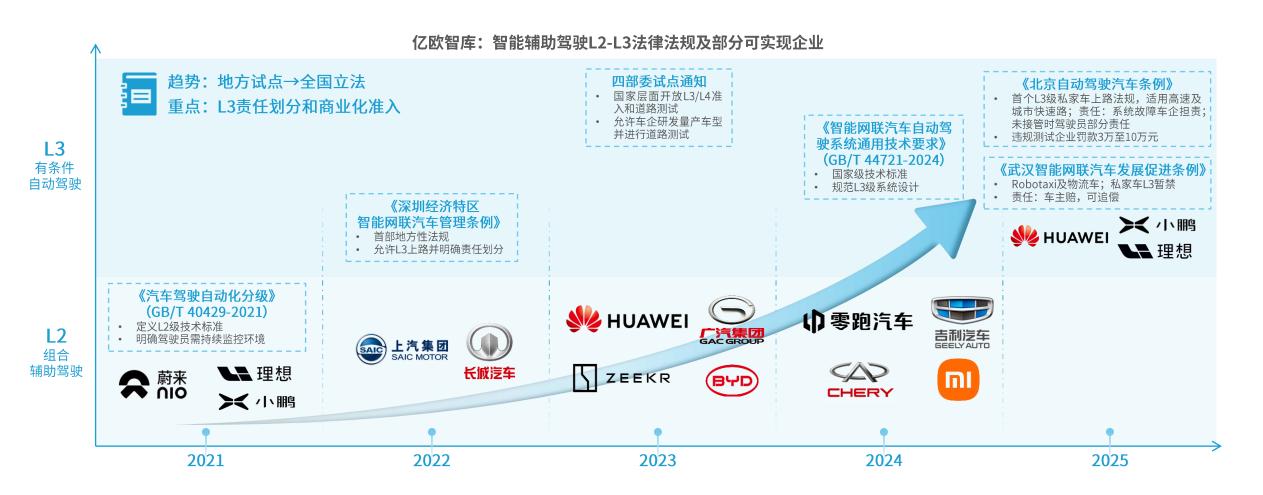




1.4 政策护航: 责任认定试点落地+理性宣传, 双轮驱动智能辅助驾驶规范化发展



- ◆ 智能辅助驾驶法规逐步完善:1)<mark>地方试点先行</mark>,北上深等地已开放L3级有条件自动驾驶测试,深圳2022年率先通过L3立法;2)<mark>全国标准推进</mark>, 工信部计划2025年完成L3级技术标准,并修订《道路交通安全法》明确责任划分(L3事故车企需部分担责)。
- ◆ **车企技术快速升级:** 1)L2→L2+辅助驾驶规模化量产,主流车企高速NOA、城市NOA已规模化落地,并陆续推出全场景D2D; 2)L3蓄势待发, 华为等计划2025年推出L3车型,法规落地即可启用(如2025上海车展华为乾崑智驾ADS 4.0正式亮相,并正式发布高速L3商用解决方案)。





01 中国高阶智能辅助驾驶市场背景

- 1.1 高阶辅驾ODD再扩展

- 1.2 科技平权与技术普惠 1.3 事故焦虑与安全冗余 1.4 政策护航与理性宣传

中国高阶智能辅助驾驶技术洞察

- 2.1 高阶智能辅助驾驶技术洞察:解码算力、数据、算法的技术底层逻辑 2.2 高阶智能辅助驾驶算力洞察:①车端算力;②云端算力 2.3 高阶智能辅助驾驶数据洞察:①数据难题;②数据采集;③定位技术 2.4 高阶智能辅助驾驶算法洞察:①端到端;②VLA;③世界模型

中国高阶智能辅助驾驶竞合分析

- 3.1 企业梯队与产业图谱 3.2 开发策略与合作模式

中国高阶智能辅助驾驶趋势洞察

4.1 乘用车L3商业化进展

2.1 技术综述: 从限定场景到全域进化,解码智能辅助驾驶的技术底层逻辑



- ◆ 智能辅助驾驶ODD发展经历了"泊车→高速NOA→城区NOA→全场景D2D"的演进路径,其核心驱动力来自算法、数据、算力的协同突破。
- ◆ <mark>算力端</mark>形成"云端训练 边缘推理 车端执行"三级架构,算力能力量级跃升;<mark>数据端</mark>真实数据与合成数据双轮驱动,构建全链路数据闭环,突 破长尾场景瓶颈;**算法端**从"规则驱动+模块堆叠"向"数据驱动+端到端集成"演进,实现感知—决策—控制全链路优化。

1 算力端

① 云端算力: EFLOPS级超算中心成竞争壁垒

模型训练、数据处理优化,计算能力强,头部车企云端 算力规模均达到数EFLOWS

② 边缘算力: 车路云协同推动路侧算力标准化



局部感知、交通优化等,提高响应速度,但产业化仍 处早期

③车端算力:向千TOPS跃迁,大算力芯片加速普及



即时数据处理与决策,实时性强,车端算力需求随智能辅助驾驶级别提升呈指数级增长,L2级别通常需要几十到几百TOPS,而L3及以上需1000+TOPS以支持端到端模型实时推理

	云端算力	边缘算力	车端算力
核心功能	模型训练、数据闭	协同感知、交通优	实时感知
	环与算法迭代	化与通信支持	决策与控制
硬件载体	超算中心	路侧计算单元 智能交通设备	车载芯片
算力指标	EFLOPS	尚未标准化(依赖	TOPS
	(1-100+)	具体设备配置)	(100-1000+)
延迟要求	无实时要求	<50ms	<100ms
典型应用	端到端模型训练	路口协同通行	城市NOA
	Corner Case挖掘	动态高精地图更新	自动泊车
成本特征	单次训练成本 数万至百万美元	基础设施投入高, 单点成本较低	域控成本高
代表案例	特斯拉Dojo	腾讯云图一体方案	英伟达Orin-X、
	理想智算中心	华为路侧单元	Thor,特斯拉FSD

2 数据端

数据采集与处理

多传感器融合 与纯视觉之争



模型训练与优化

数据自动化标注与增强模型训练

部署验证与迭代 仿真与实车验证 OTA部署与反馈

感知双轨并进,采集合成共驱,数据量激增

- ◆ 技术路线选择: 低成本车型倾向纯视觉,高端车型保留激 光雷达冗余
- ◆ 数据驱动竞争:车企通过合成数据解决部分Corner Case问题,云端算力与数据闭环效率成差异化竞争的关键
- ◆ **未来趋势**:端到端模型普及将加速数据需求,仿真与真实数据混合训练成主流

	时间阶段	核心功能	训练数据量级
L2	2022年及之前	基础ADAS (车道保持、ACC等)	百万级 Video Clips
L2+	2023-2024年	高速NOA、城市NOA	千万级 Video Clips
D2D	2025年及之后	城市NOA、全场景D2D	亿级 Video Clips + 百亿公里里程

3 算法端

规则驱动→数据驱动→知识驱动



- ◆ 规则驱动基于预设规则和人工逻辑进行决策
- ◆ 数据驱动海量数据训练模型,自主优化与决策
- ◆ 知识驱动人类经验与逻辑推理的认知系统

	规则驱动	数据驱动	知识驱动
模块化 程度	高度模块化(感 知/决策/规划独立)	单一端到端模型 (感知-控制一体化)	混合架构(规则+数据 +推理引擎)
算法 核心	人工编写规则	神经网络自动学习 输入 - 输出映射	知识图谱+生成式推理
拟人化 程度	机械化 (固定行为模式)	完全拟人 (类人驾驶决策)	认知拟人 (理解场景语义)
优点	系统可解释性强	覆盖长尾场景 无需人工规则	泛化能力强 处理未知场景效率高
缺点	规则复杂度指数 增长,难覆盖全 场景	需超大规模数据训 练,可解释性差	知识体系构建成本高, 实时推理算力需求大

模块化→端到端(多段式→一段式)

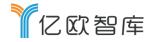


模块化: 感知→预测→决策→规划→控制

❖ 端到端:传感器→神经网络→驾驶参数

		端到端
架构复杂度	多个独立模块 百万级代码量	单一模型 参数规模10亿+
数据依赖性	需10万+人工标注样本	依赖200万+公里 真实路测数据
场景泛化能力	80%常规场景	95%常规+5%长尾场景

2.2 算力洞察:云端-边缘-车端三级架构算力传导路径与硬件架构解析





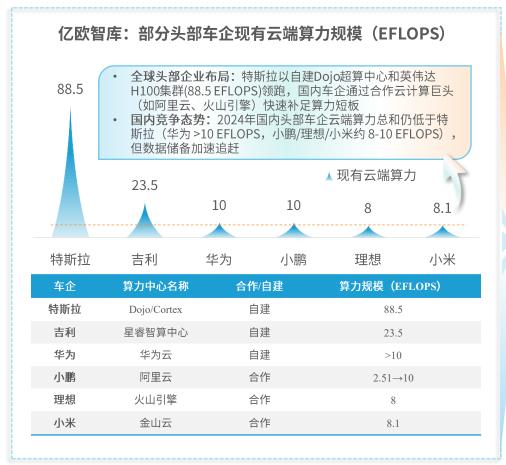




2.2.1 云端算力: 特斯拉领先、国内加速追赶,EFLOPS级超算中心成竞争壁垒



- ◆ 云端算力已成为智能辅助驾驶军备竞赛的核心战场,当前总体呈现"**海外自研超算遥遥领先、国内联合生态加速追赶"**的竞争格局。
- ◆ 特斯拉凭借自研Dojo超算中心算力规模达 88.5 EFLOPS,远超国内头部车企总和;国内吉利、华为、小鹏等通过"车企+云服务商"模式快速扩容,如吉利算力 23.5 EFLOPS,小鹏目标2025年达 10 EFLOPS。云端算力难点在于复杂路况数据训练、端到端模型的高算力需求及数据闭环效率优化。海外以自研超算构建壁垒,国内聚焦混合云架构与数据工程化能力,依托虚拟仿真提升训练效率。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,云端算力将向云端-车端协同深化(如强化学习与MoE模型)、弹性算力基建(混合云调度降本)及生成式数据驱动演进。



早期探索

- 早期云端算力主要用于辅助传统模块化算法训练,依赖规则 代码堆叠小模型
- 车企通过车端SoC芯片(如特斯拉FSD芯片算力 144 TOPS)进行本地化学习,但受限于车端算力瓶颈,模型复杂度难以提升

2023年 早期探索阶段

2023.7

• 特斯拉Dojo超算中心投产, 初期算力主要用于处理视频 数据训练,但尚未规模化应 用

2023年底

 华为云端算力 2.8 EFLOPS, 理想 2.82 EFLOPS,均处于 技术验证阶段

集中爆发

- 云端算力成为车企核心竞争壁 垒,头部企业通过自建超算中 心或采购高性能芯片实现算力 跃升
- 技术路线转向"云端大模型+车端小模型"协同,云端参数规模达车端数十倍,通过知识蒸馏优化车端部署效率

2024年 <u>云端算力军</u>备竞赛爆发

0 2024

 特斯拉投入3.5万台H100芯片, 云端算力达67.5 EFLOPS;10月 新增2.1万台H100,总算力提升 至88.5 EFLOPS

♦ 2024.4

・ 华为推出乾崑ADS 3.0,依托华 为云智算中心算力超 10 EFLOPS

0 2024.7

• 小鹏扶摇智算中心算力 2.51 EFLOPS,目标25年 10 EFLOPS

♦ 2024年底

理想算力从 2.82 EFLOPS提升至8 EFLOPS,年投入超10亿元

协同演进

- 车企与云计算厂商深度合作, 构建"算法-算力-数据"闭环 生态
- 云端算力需求从单一训练向仿 真验证、场景生成等多元化场 景延伸,算力利用率显著提升

2025年

应用深化与多领域扩展

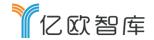
d 2025

华为提出"云图一体"战略,整合车端感知与云端决策,降低复杂场景数据采集成本

d 2025

• 商汤绝影通过强化学习优化云端大模型,数据利用率提升数十倍,2025年计划覆盖中低算力车型市场

2.2.2 车端算力: 向千级TOPS跃迁,大算力芯片加速普及,国产芯片未来可期



- ◆ 车端受限于硬件算力,主要部署蒸馏后的小模型,依赖云端大模型的先验知识。车端架构从模块化向端到端转型,通过一体化模型(如XNet + XPlanner+XBrain的三网合一)减少级联误差,提升决策连贯性。
- ◆ 车端算力需求集中在低延迟响应(如端到端延迟优化至毫秒级)和高频控制指令生成,当前智能辅助驾驶域控的主流方案为英伟达单/双Orin X芯片, 算力为 254/508 TOPS;下一代 Thor 芯片算力或提升至 2000 TOPS,华为预测L4场景下,车端至少需要 1000-2000 TOPS的算力。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,未来车端将逐步实现端到端大模型的本地化部署,并结合VLA增强对复杂语义指令和动态环境的理解能力。与此同时,车规级芯片的算力上限将持续突破,配合模型压缩、量化剪枝及异构计算架构等手段,进一步优化模型运行效率与能效比,推动智能辅助驾驶向更高层级(如L3、L4)自主化迈进。

亿欧智库:主要智能辅助驾驶芯片供应商及芯片算力梳理(TOPS)

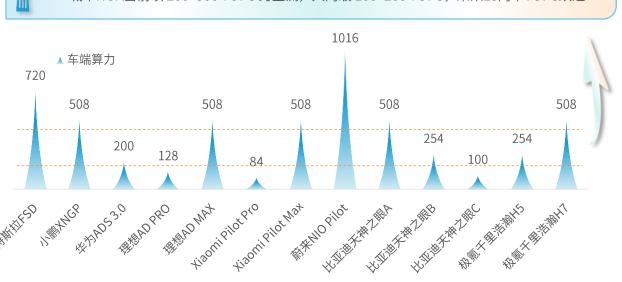
国外 芯片厂商	芯片	工艺制程	算力 (TOPS)	适用场景	国内 芯片厂商	芯片	工艺制程	算力 (TOPS)	适用场景
	Xavier	12nm	30	L3-L5		J2	28nm	4	L2+
	Orin-N	7nm	84	L2-L5		J3	16nm	5	L2+
英伟达	Orin-X	7nm	254	L2-L5		J5	16nm	128	L2+
关巾丛	Thor-X	4nm	1000	L4	地平线	J6B	7nm	10	低阶
	Thor-X- Super	4nm	2000	L4	地干纹	J6E	7nm	80	中阶
	一代FSD	14nm	72	L2-L3		J6M	7nm	128	中阶
特斯拉	二代FSD	7nm	360	L3-L4		J6P	7nm	560	L4/L4+
	三代FSD	3-4nm		L4-L5		A1000Pro	16nm	106	L3/L4
	EyeQ4	28nm	2.5	L2-L2+	黑芝麻	A1000	16nm	58	L2+/L3
	EyeQ5H	7nm	24	L2-L3		A1000L	16nm	16	L2/L2+
Mobileye	EyeQ Ulitra	5nm	176	L4		昇腾310	12nm	16	L2~L4
	EyeQ6L	7nm	5	L1~L2	华为	昇腾910	7nm	512	
	EyeQ6H	7nm	34	L2+-L3		昇腾610	7nm	200	L3~L5
	TDA4VM	16nm	8	L2-L3	蔚来	NX9031	5nm	1000	
TI	TDA4VH	10nm	32	L2-L3	小鹏	图灵	5nm	750	
	TDA4VL	16nm	4	L2-L3	Momenta			≈100	

亿欧智库: 部分车企智能辅助驾驶系统车端算力规模(TOPS)



国内目前量产芯片多≤ 200 TOPS,未来 500~1000 TOPS + 芯片将成主流,适配全场景D2D

- 高速NOA芯片算力集中于 0~100 TOPS,未来需求向 100~200 TOPS延伸
- 城市NOA当前以 200~500 TOPS 为主流,入门级 100~200 TOPS,未来L3向千TOPS跃进



2.3 数据洞察: 硬件冗余→闭环驱动→多模态融合,数据闭环效率持续提升



- ◆ 智能辅助驾驶数据体系正在从依赖传感器堆叠的硬件冗余模式,转向算法驱动的闭环数据生态,最终通过多模态融合与合成数据突破长尾场景限制。

云谜

数据闭环

边端

据处

理

车端

数据采集

Step 9: 数据湖构建与管理

19 多源数据入库

结构化转换:点云转OpenPCD格式、图像存入TFRecord、轨迹数据关联高精地图元数据索引:按场景/时间/地理位置建立多维检索标签

20 自动化清洗:聚类算法剔除标注冲突数

据、GAN补全残缺点云

Step 10: AI标注与增强

② 4D标注工具链

时序一致性标注:跨帧目标ID跟踪、运动轨 迹插值

自动补帧:稀疏标注帧间生成(光流法+运动学模型)

② 数据合成: GAN生成极端天气、SimGAN 仿真长尾场景

Step 11: 分布式模型训练

23 训练架构设计

混合并行:数据并行(万卡GPU集群)+模型并行(Transformer分块训练)

主动学习策略:基于不确定性采样(熵值> 阈值的数据优先训练)

24 超参数优化: 自动学习率调整、损失函数动态加权

Step 12: 仿真验证与部署

25 数字孪生测试

- 场景泛化: 注入百万级虚拟场景(华为云仿真平台)
- 对抗样本验证:添加噪声/遮挡测试模型 鲁棒性
- △ OTA差分更新:模型增量压缩(节省 、90%带宽)、A/B测试(小范围灰度发布)

Step 13: 闭环反馈与迭代

② 数据价值评估

统计模型更新后corner case解决率、标注 效率提升比

28 合规审计

记录数据使用路径(满足GDPR/《汽车数据安全管理规定》)

Step 5: 高价值数据筛选

⑩ 规则引擎初筛

- 场景优先级:事故场景>corner case>常规场景
- 数据质量过滤:剔除重复数据、低分辨率图像、点云稀疏帧(点数<1000)
- ① 轻量化模型精筛: 部署YOLOv5n/MobileNetV3预筛 、关键帧(如目标物突变帧、轨迹异常帧)

Step 6:数据压缩与优化

- ⑫ 点云压缩: Octree算法(压缩率≥5:1)、基于深度 学习的稀疏编码
- ⑬ 图像压缩:RAW转HEIF格式(保留ISP处理前原始数据)、分区域有损压缩(ROI区域无损)
- (4) **时序数据聚合**:多帧数据打包(如10s内连续触发事件合并传输)

Step 7: 边缘存储与队列管理

(15) 分级存储策略

- 热数据: SSD缓存(供实时上传,保留24小时)
- 温数据: 机械硬盘存储(保留7天,供二次挖掘)

⑯ 优先级队列调度

按紧急度划分上传批次(事故数据即时上传,常规数据 .夜间批量传输)

Step 8: 合规性与安全处理

⑪ 数据脱敏

车牌/人脸模糊化、GPS轨迹泛化(百米级精度)

18 传输监控

网络带宽动态调整(4G/5G切换)、传输失败重试机制 (最大3次)

Step 1: 多模态传感器同步触发

- ① 传感器激活:激光雷达(128线/256线)、摄像头(800万像素/鱼眼/环视)、毫米波雷达(4D成像)、超声波雷达(泊车场景)、IMU(惯性导航)、高精度GPS(RTK定位)、麦克风(声学感知)
- ② 数据格式标准化: 原始点云(PCD)、RAW图像(未 压缩)、CAN总线信号(车辆状态)、雷达反射信号 (ADAS场景)

Step 2: 数据缓存与预处理

- ③ 缓存介质管理:车载eMMC/SSD(容量1TB-10TB, 突发写入速度≥1GB/s)、分区存储策略
- 4 预处理流水线
- 时间戳同步:多传感器数据对齐(误差≤10ms)
- 空间对齐:点云与图像坐标系转换
- 无效数据过滤:剔除雨天激光雷达噪点、摄像头过曝/模糊帧、GPS信号丢失段
- 数据切片:按时间窗分割或场景分割

Step 3:元数据自动化标注

- (5) 实时标签生成:车端轻量化模型标注目标物 Bounding Box、车道线语义分割、交通灯状态识别
- ⑥ 环境参数记录:天气(雨/雪/雾)、光照强度(Lux 值)、交通密度(车辆/行人计数)、道路类型(高速/城市/乡村)
- ⑦ <mark>驾驶行为关联</mark>:方向盘转角、油门/刹车踏板行程、驾驶员接管动作时间戳

Step 4: 触发事件封装

⑧ 场景标签绑定

标注corner case类型(如紧急避让、误检漏检)、模型 置信度评分、触发位置(经纬度+高精地图匹配)

⑨ 数据包加密分块

TLS 1.3协议加密、分块大小优化(适应网络波动断点续传)

2.3.1 数据难题:数据闭环破局长尾困境,迈向全栈自进化时代



- ◆ 当前智能辅助驾驶数据闭环已从"有无之争"转向"精进之战"。通过自动化标注、端到端架构、边缘计算等技术的突破,行业正加速破解长尾场 景与成本困局。未来AI大模型与合规生态将主导竞争格局,推动数据闭环从单一功能优化升级为全栈自进化系统。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,智能辅助驾驶数据端未来将聚焦三大方向: 1) 真实数据与合成数据形成 "双引擎驱动"; 2) 数据闭环从 "单点优化" 向 "全流程自动化" 演进; 3) 数据合规与安全议题持续高热。此外,动态数据蒸馏技术将优化数据质量,多模态特征对齐(视觉/激光雷达)将提升场景泛化能力,推动行业逐步摆脱对硬件冗余的强依赖。

难点一: Corner Case覆盖不足

- AI大模型驱动的动态数据挖掘机制
- 云端-车端协同训练实现场景自进化

难点二:数据处理效率瓶颈

- 开发全流程自动化工具链
- 整合边缘计算与5G-V2X技术

难点三:系统架构割裂性

- 推进端到端一体化架构
- 消除中间信息损失并缩短决策延迟

亿欧智库:智能辅助驾驶数据闭环难点及解决方案

数据闭环

难点四:数据标注成本高企

- 4D自动化标注技术
- 合成数据生成技术

难点五: 算力资源投入巨大

- 采用分布式云边协同架构
- 算力资源动态调度降云算力成本

难点六:数据隐私与跨境限制

- 数据分级加密与本地化存储
- 满足法规并实现跨境数据合规流转

亿欧智库:智能辅助驾驶数据闭环未来发展方向

趋势一: 真实数据+合成数据的"双引擎驱动"

- 真实数据仍是训练核心,但采集成本高、长尾场景覆盖难
- 合成数据通过仿真技术生成极端场景,填补真实数据空白

趋势二:数据闭环"单点"→"全流程自动化"

- 未来将形成"采集-标注-训练-仿真-部署"一体化平台
- 自动标注技术是关键突破点,云端协同架构确保数据高速流转

趋势三:数据合规与安全成为全球化刚需

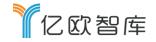
- 中国《数据安全法》、欧盟GDPR等要求数据本地化存储与脱敏
- 数据合规的技术保障与跨区域合作





智能辅助驾驶数据端的未来发展将围绕 数据质量、闭环效率、合规安全 三大核心方向演进

2.3.2 数据采集: 多传感器融合占优中高端市场,纯视觉成本低推动智能辅助驾驶普及

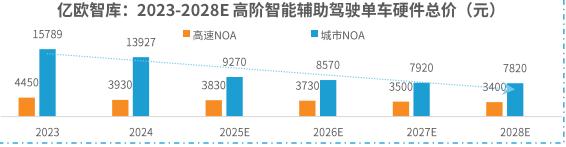


- ◆ 激光雷达与纯视觉的技术路线之争聚焦于感知精度与成本效率的博弈。激光雷达凭借多传感器融合方案,在复杂场景中展现出厘米级测距精度和抗 干扰能力,成为L3+自动驾驶的核心安全冗余,但成本较高。纯视觉方案通过BEV+Transformer架构和端到端算法,低成本快速迭代,但在逆光等 极端场景下误判率较高。目前中高端车型多搭载激光雷达,中低端车则以纯视觉为主。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,两类方案将基于场景和价格带形成互补生态。L4-L5级Robotaxi和高端车需激光雷达构建感知冗余,中端车型以融合方 案平衡性能与成本,低端市场依赖纯视觉推动智能辅助驾驶普及。长期看,激光雷达的固态化与算法优化将加速成本下探,而纯视觉需突破极 端环境瓶颈,二者在"安全冗余"与"极致性价比"的博弈中并行发展,推动智能辅助驾驶生态分层演进。

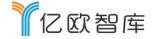
亿欧智库: 多传感器融合方案 VS 纯视觉方案

	多传感器融合方案(激光雷达)	纯视觉方案
技术原理	通过激光雷达发射光束并接收反射信号,生成 三维点云图,结合其他传感器(毫米波雷达、 摄像头等)实现环境感知	依赖摄像头采集二维图像,通过AI算法(如端 到端模型)模拟人眼感知,结合高精地图进行 决策
硬件组成	激光雷达、毫米波雷达、超声波雷达、摄像头 等(多传感器融合)	高清摄像头为主, 部分方案搭配毫米波雷达(如特斯拉早期方案)
优势	测距精度高(厘米级)三维建模能力强不受光照影响(夜间、逆光场景稳定)	成本低(硬件成本约200美元)贴近人眼感知(交通基础设施适配性高)算法迭代潜力大
劣势	成本高昂雨雪天气性能下降识别能力弱(如无法区分泡沫箱与障碍物)	环境依赖性强(低光照、暴雨场景易失效)算法复杂度高(需海量数据训练)误判风险高(如二维广告牌误判为障碍物)
成本对比	激光雷达成本: - 国产化后降至1000-1200元/颗(2025) - 固态补盲雷达约200-300元/颗(2025) 系统总成本:比纯视觉高约1000元	摄像头成本:单颗约几十美元,总成本约200美元(特斯拉)算法成本:数据预处理成本从0.8元/km降至0.2元/km(2024)
适用场景	高端车型(20万元以上)复杂城市道路(需高精度避障)Robotaxi与L4级自动驾驶	经济型车型(15万元以下)高速NOA等标准化场景数据积累丰富的成熟市场
代表厂商	华为、理想等	特斯拉、小鹏等

感知关键部件价格趋势 激光雷达单价测算 (元) 毫米波雷达单价测算(元) 城市NOA主要传感器价格及单车用量 650 2024单价 2025单价 单车用量 2500 450 (个) 1200 激光雷达 2500 1200 1 毫米波雷达 650 450 3 2024 2025 2024 2025 车载摄像头 400 300 11 车载摄像头单价测算 (元) 超声波雷达单价测算(元) 超声波雷达 12 40 30 400 300 单车总价 6210 9330 各个传感器的价格取均价, 单车用量 也取行业均值,并非具体数值 2024 2025 2024 2025



2.3.3 定位技术: 单一传感器→多模态融合→全域泛在,向实时响应、智能化迭代



- ◆ 智能辅助驾驶的定位技术历经三十年迭代,从早期单一传感器依赖逐步演变为多模态融合与无图化全域泛在感知的复合体系。
- ◆ 初始阶段以基础测距与规则化控制为核心,受限于硬件性能与环境适应性,功能局限于特定场景的驾驶辅助。随着多传感器融合算法的突破,定位 精度与场景泛化能力显著提升,但高精地图的引入带来了成本与更新效率的瓶颈。近年来,端到端AI大模型与BEV架构的成熟推动技术向"无图化" 跃迁,通过实时语义建模与数据闭环优化,实现动态环境下的自主决策与路径规划,大幅降低对外部基础设施的依赖。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,定位技术从单点突破到系统融合,最终迈向动态协同,核心驱动力在于平衡精度、可靠性、成本与场景泛化能力;未来将更注重实时性(如低延迟定位更新)、冗余性(多模态并行校验)与智能化(AI驱动的自适应定位算法),形成与自动驾驶需求深度匹配的定位生态。

亿欧智库:智能辅助驾驶定位技术演进历程

1990 - 2010 单一传感器依赖阶段

技术路径:以GNSS(全球卫星导航系统)为核心,通过卫星信号实现基础定位

- 特点:定位精度受环境遮挡(如高楼、隧道)影响显著,且输出频率低,仅适用于高速场景下的简单辅助驾驶功能(如L0-L1级)
- **局限性**:无法解决动态环境下的实时定位问题,依赖 外部基础设施且鲁棒性不足

3 2020 - 2025 无图化与端到端模型阶段

技术路径:从"重地图"向"轻地图/无图化"转型,融合BEV(鸟瞰图)架构与端到端AI大模型

- **BEV+Transformer**: 通过多摄像头融合生成实时鸟瞰图, 替代预置高精地图,降低地图维护成本
- **数据驱动闭环**:利用车端海量数据生成仿真环境,训练模型提升动态场景(如鬼探头、加塞)的泛化能力
- **特点**:减少对激光雷达的依赖,视觉感知权重提升,支持城区复杂场景的L2+级导航辅助驾驶

4 2025 - 未来 全域泛在智能阶段

技术路径: 车路云协同与自进化学习成为核心,实现全域无 缝动态定位

- <mark>车路云一体化</mark>:通过5G/V2X通信,整合路侧单元(RSU) 与云端高精度动态地图,增强定位冗余度
- **自进化能力**:基于生成式AI的实时语义建模,动态优化定位算法,适应未测绘区域与极端环境
- 芯片级集成: GNSS+IMU模组向域控制器集成,降低功耗与硬件成本

未来目标:支撑L4/L5级自动驾驶规模化落地,覆盖城市道路、 地下停车场、乡村道路等全域场景

未来发展产

① 实时性 低延迟定位更新与全域覆盖

- 全球卫星定位技术的增强: PPP-RTK 和L-BAND实现全球厘米级精度定位; RTK与RTD结合进一步降低对高精度惯 导的依赖
- 云端与车端协同优化:通过云端大模型与车端实时模型的协同,兼顾泛化性与响应速度

② 冗余性 多模态并行校验与硬件容错设计

- 多传感器融合技术:主流方案采用BEV (鸟瞰图)模型+多模态传感器融合
- 硬件冗余与功能安全: L3级以上自动驾驶需满足ISO 26262功能安全标准,硬件冗余设计成为刚需

③ 智能化 AI驱动的自适应算法与数据闭环

- 端到端大模型的应用
- 生成式AI与边角案例增强:大模型可生成高质量虚拟场景数据,弥补真实数据不足
- 车路云一体化生态:未来定位系统需融入"车-路-云"协同架构

2010 - 2020

2010 - 2020

技术路径: GNSS+IMU(惯性导航)组合定位成为主流,辅以激光雷达、视觉等环境感知传感器

- GNSS与IMU互补: IMU弥补GNSS信号丢失时的连续定位能力,GNSS则修正IMU的累计误差,形成厘米级高精度定位
- 多传感器冗余:激光雷达通过点云匹配与高精地图结合,视觉通过特征提取辅助定位,但受限于地图更新成本与复杂天气影响

2.4 算法洞察:车端E2E→E2E+VLM→VLA,云端模仿学习→强化学习/世界模型



- ◆ 智能辅助驾驶算法中,车端算法的端到端、VLM、VLA及云端模型的模仿学习、强化学习、世界模型形成了递进与协同的技术生态。
- ◆ 车端算法:以端到端架构为基础,通过单一神经网络实现感知 规划 控制全流程,显著提升驾驶拟人化水平和复杂场景适应性,但其泛化能力受限于数据规模; VLM作为增强模块,通过语义推理辅助E2E处理复杂决策,但其独立运行模式存在算力消耗大、响应频率低的问题; VLA则进一步融合视觉、语言与动作,形成统一模型,将多模态信息直接嵌入驾驶决策链,减少数据依赖并提升泛化能力,被视为端到端2.0的核心形态。
- ◆ **云端模型:**从**模仿学习**演进至生成式**世界模型**,通过多模态数据合成虚拟场景,构建闭环训练系统以预测未知路况,支撑车端模型泛化能力升级。

车端算法: 模块化→端到端 → E2E+VLM →VLA

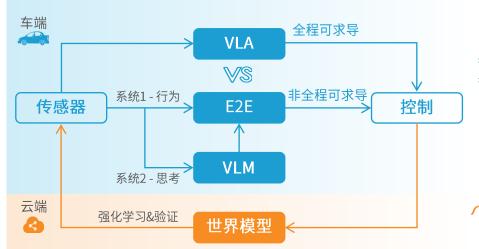
- 以端到端为基础,通过单一神经网络实现感知-规划-控制全链路闭环,突破模块间信息损耗瓶颈
- ➤ VLM通过语义推理增强复杂场景决策能力,但受限于独立运行模式 的计算频率错位
- ▶ VLA通过视觉-语言-动作多模态融合,构建空间语义与驾驶行为的联合表征,实现决策链多模态嵌入,推动端到端架构向认知驱动升级



云端模型:模仿学习→强化学习/世界模型

从数据驱动的模仿学习,演进至具备物理世界建模能力的生成式世界模型,通过虚拟场景合成构建亿级里程闭环仿真系统,融合强化学习机制优化驾驶策略,同步支撑车端模型蒸馏与未知场景预测技术协同体现为:云端世界模型持续生成多模态训练数据,通过车云协同蒸馏机制提升车端VLA泛化能力;车端实时数据回流反哺云端模型迭代,形成双向增强的认知进化闭环

亿欧智库:端到端、VLM、VLA、世界模型的关系



1 E2E:端到端,End-to-End

定义: 将感知、规划、控制全流程整合为单一神经网络模型,直接输入传感器数据输出车辆控制指令

特点:无需人工规则或中间模块干预,通过海量驾驶数据训练实现从输入到输出的"直觉式"决策,具备高效响

应和拟人化驾驶能力

2 VLM: 视觉语言模型,Vision-Language Model

定义: 融合视觉感知与自然语言理解能力,解析复杂交通语义,通过链式推理生成驾驶决策

特点:通常与端到端模型并行运行,形成"快系统(端到端)+慢系统(VLM)"双架构,提升长尾场景安全性

3 VLA: 视觉语言动作模型,Vision-Language-Action

定义: 在VLM基础上进一步整合视觉、语言与动作模态,实现感知-决策-执行的端到端闭环

特点: 架构通常包括视觉编码器(提取环境特征)、语言编码器(解析指令)、动作解码器(生成控制信号),

并通过强化学习优化动作策略

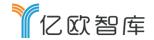
4 世界模型: World Model

定义:一种通过生成式AI模拟物理环境的虚拟仿真系统,用于训练和测试端到端模型

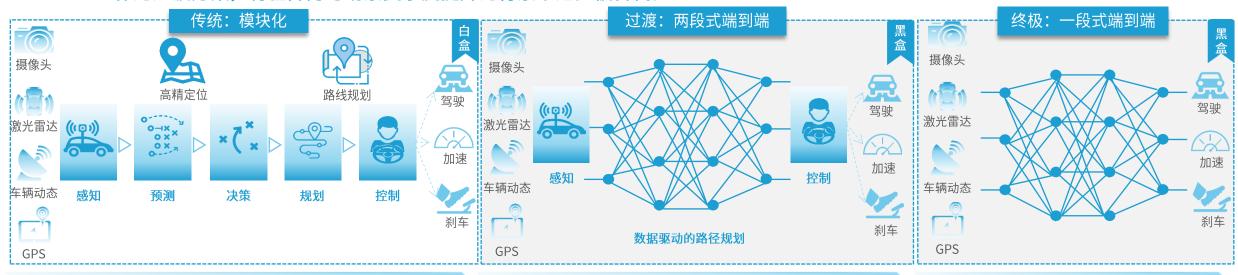
功能:①闭环数据生成,利用真实驾驶视频自监督合成长尾场景;②时空演化预测,模拟车辆动作引发的环境变

化;③替代车端VLM,在云端提供高精度场景推理能力

2.4.1 算法架构: 模块化→多段式端到端→一段式端到端,向类人驾驶的终极进化



- 智能辅助驾驶的车端算法架构正经历从模块化到端到端的革命性演进,再通过神经网络部分实现数据驱动,逐步逼近"类人驾驶"的终极目标。
- 车端的传统**模块化**架构将感知、决策、规划等环节拆分独立开发,依赖人工规则且存在大量信息损耗;而<mark>多段式端到端</mark>(如E2E+VLM)通过神经 网络连接各模块,实现部分数据驱动,在降低研发门槛的同时提升迭代效率;但目前行业在向效率更高的<mark>一段式端到端</mark>收敛,部分头部车企加速转 向可解决E2E+VLM的长尾场景难题并实现驾舱一体化交互的VLA架构。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,一段式端到端VLA通过架构整合与训练范式革新,推动智能驾驶从"数据驱动"向"认知驱动"跃迁,而多段式端到端 E2E+VLM作为过渡方案,将在算力与场景复杂度提升的背景下逐步被替代。



2025 - 未来 2017 - 2023 2023 - 2024



模块化

定义:将智能辅助驾驶拆分为独立模块,分步处理(感知→预测→决策→规 划→控制),各模块通过人工定义的接口传递数据

- ▶ 优点:模块独立开发,可解释性强,便于调试和功能迭代;规则覆盖特定 场景
- ▶ 缺点: ① 场景碎片化:每个模块独立优化,整体性能受短板限制;② 长 尾难题:无法处理未预编程的极端场景

两段式端到端

定义: 在端到端框架下保留部分模块化设计,通常分为感知和决策规 划两个阶段,中间通过特征向量传递数据

- ▶ 优点: 平衡可解释性与数据驱动能力,降低训练难度;支持模块独 立优化
- ▶ 缺点: ① 模块间割裂: 感知错误会传递到下游,规划无法反向修正; ② 高精地图依赖: 城市道路更新成本高,泛化能力弱

一段式端到端

定义: 完全消除模块界限,通过单一神经网络直接 从传感器输入生成控制指令(如:特斯拉,华为)

- ▶ 优点:信息无损传递提升决策精度;全局优化 增强复杂场景应对能力;系统响应速度更快
- ▶ 缺点: ① 模型 "黑箱化"导致调试困难; ② 需 海量数据和超高算力;③初期训练成本极高

数据来源:公开资料整理,亿欧智库

2.4.2 VLA: 昆虫智能→哺乳动物智能→人类智能, VLA上车推动端云算力革命



- ◆ 车端大模型VLA起源于2023年谷歌DeepMind在机器人领域的探索,2024年 E2E 与 VLM 融合夯实基础,2025年理想、小鹏等推动其上车,引领智能辅助驾驶从"感知 决策分离"迈向"感知 推理 执行一体化"。VLA融合多模态与思维链推理,破解传统系统全局决策、可解释性及泛化难题,但面临算力、数据成本、推理延迟等挑战。未来需强化多模态融合、车云协同,提升安全性和泛化能力,行业应共建开源框架与数据生态,推动技术普惠。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,VLA大模型的"类人决策"特点将重塑智能辅助驾驶竞争格局,车企需在算法创新、工程落地与成本控制间找到平衡, 方能实现从"功能堆砌"到"价值创造"的跃迁。

亿欧智库:智能辅助驾驶大模型 VLA 演进历程

66

VLA 行业观点:

VLA能够覆盖并解决更多的corner case问题,相较于端到端方案,泛 化性能会有较大的提升。

VLA 实现条件:

① **车端:** 大算力芯片(720/1000 TOPS)

② 云端: 互联网开集数据+足量智能辅助驾驶专项数据来训练基础大模型,再经规则/思维对齐策略蒸馏、强化学习,最终得到能保留云端大模型性能但参数量又不太大的VLA,最后再部署到车端上。

魔视智能

乘用车事业部 副总经理 张峥



V: Vision(视觉)

采用3D高斯空间编码器,结合2D/3D视觉数据,实现对物理世界的多粒度几何表

VLA(视觉-语言-动作大模型)

利用LLM解析交通规则、理解 用户自然语言指令,并通过思 维链(CoT)进行逻辑推理

L: Language (语言)

A: Action (动作)

通过扩散模型优化驾驶轨迹, 生成实时动作指令,支持复杂 场景的博弈与动态调整

2021 - 2023

2023 - 2024

2024 - 今

人类智能

昆虫动物智能

技术基础

依赖规则算法与高精地图,通过预设条件实现基础辅助驾驶功能(如车道保持、自动泊车)

局限性

场景泛化能力差,需手动 建模解案例,效率低且难 以应对复杂交通环境

哺乳动物智能技

技术升级

➤ 引入E2E+VLM,提 升对复杂场景的初 步处理能力

局限性

VLM依赖开源模型, 交通领域语义理解 不足;缺乏动态决 策能力,难以实现 L4级自动驾驶

技术突破

- ✓ 感知推理融合:协同3D视觉与语言模型,闭环环境理解与逻辑推理
- ✓ **动作生成优化:** 采用扩散模型替代传统Transformer,生成更平滑 日适应性强驾驶轨迹
- ✓ 实时性与安全性:模型在车端芯片实时运行,并通过世界模型仿真 降低碰撞风险

训练体系

- ✓ 预训练:基于海量3D视觉、2D高清图像及交通语料数据,构建云端32B基座模型,蒸馏至车端3.2B小模型
- ✓ 后训练:加入动作数据(环境与驾驶行为编码),模型参数扩展至 4B,提升博弈与动态响应能力
- ✓ 强化学习:结合人类反馈(RLHF)与虚拟世界模型训练,确保安全合规与驾驶舒适性

①车端算力瓶颈

亿欧智库: VLA 技术难题

高性能芯片需求与成本平衡: VLA 对算力要求极高,现有芯片难以满 足其需求,而具备足够算力的芯片 如英伟达DRIVE Thor虽有望解决问 题,但量产延迟且成本高昂,车企 需在算力与成本间找到平衡

② 数据与信息融合

多模态数据深度融合:实现端到端与多模态大模型数据的深度交融,对智能辅助驾驶团队要求极高数据采集与标注难题:VLA依赖海量多模态数据,但长尾场景数据采集和标注存在成本高、难度大、准确性难保障等问题

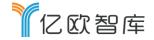
③ 模型性能提升

实时推理能力: VLA模型需提高推理效率,以满足自动驾驶实时性要求

空间推理与长期规划:部分VLA在 3D空间推理和多步骤任务的长期规 划能力不足,需优化算法提升性能

数据来源: 理想汽车, 魔视智能, 亿欧智库

2.4.3 世界模型:云端训练 + 车端蒸馏,破解算力瓶颈、提升泛化能力



- 当前智能辅助驾驶的世界模型主要应用于云端数据生成与仿真训练,如小鹏汽车通过合成极端场景数据优化模型、蔚来利用NWM生成合成数据补 足长尾场景,但车端落地仍受限于3D空间理解不足、算力瓶颈及长时序预测精度低等技术难点。未来发展方向将聚焦云端大模型蒸馏至车端轻量化 部署(如小鹏720亿参数云端模型优化)、强化学习与VLA多模态融合(如理想汽车VLA架构)。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,世界模型需突破三维物理建模与实时推理能力,通过合成数据闭环加速算法进化,最终推动自动驾驶从规则驱动迈向认 知智能,但算力成本与数据质量仍是规模化落地关键障碍。

世界模型定义与特点:世界模型本质是一个能够理解、推理和预测驾驶环境的AI框架,整合传感器数据、交通规则、历史经验等要素,模拟人类驾驶员对复杂场景的认知逻辑。

场景生成与预测

通过真实驾驶数据学习分布,生成未知场景(如极端天气、 突发事故)的合成数据,弥补真实数据不足的问题

感知与决策优化

提供语义信息以提升环境识别精度,并预测周围物体(车辆、 行人)的行为意图,辅助规划和控制

仿真与强化学习

作为虚拟环境模拟器,支持基于模型的强化学习(RL)实验, 减少对人工标注数据的依赖

技术难点一:数据质量与多样性瓶颈

- 数据需求量大: 训练需覆盖数百类场景, 但真实数据重复率高
- 合成数据保真度不足: Drive Dreamer 4D生成的时空一致性仍需 改进,极端场景泛化能力有限
- 标注成本高:依赖海量人工标注数据、自监督学习尚未完全突破

世界模型

- 云端-车端协同优化:通过蒸馏技术平衡算力与实时性需求,推动模型轻量化
- 强化学习与奖励机制:结合人类反馈设计多维奖励函数,提升决策安全性
- 多模态基座模型: 商汤、元戎启行等尝试整合语言模型,增强场景语义理解
- **政策与标准建设**: 需制定合成数据合规框架和仿真测试标准, 加速技术商业化落地

技术难点二:车端算力与实时性挑战

- **车端硬件限制**: 蔚来NWM因车载芯片性能不足推迟部署,需优 化模型压缩技术(如小鹏蒸馏方案)
- 实时推理延迟:元戎启行的RoadAGI系统需在毫秒级完成多场 景决策, 当前算法效率不足

技术难点三: 算法成熟度与多模态融合

- 预测精度不足:世界模型对交通参与者轨迹的预测误差仍高于 人类司机
- 多模态对齐难题:传感器数据(激光雷达、摄像头)与语言模 型的语义理解尚未完全融合,影响场景泛化
- 物理规则建模局限:对突发事故的推演能力有限

智能辅助驾驶 世界模型 演讲历程

2023 前 概念探索期

- · 源于生成式AI框架, 早期主要应用干基 础场景生成与物理 规则模拟
- 核心目标是诵过生 成虚拟场景补充真 实数据不足,但算 法成熟度和实际应 用价值尚未明确

2023 - 2024 技术深化与云端落地

将世界模型与云端算力结合、推 动端到端迭代优化

- 理想联合中科院发布《Drive Dreamer 4D》,利用世界模 型生成合成轨迹视频,提升 4D场景重建效果
- 小鹏尝试将世界模型作为闭环 训练场,模拟动态交互场景以 提升泛化能力

2024 - 2025 车端尝试与瓶颈期

尝试车端部署但面临技术限制

- 蔚来计划2024.4推送NWM, 因算力不足和政策合规问题 推识
- 理想、小鹏转向VLA模型, 探索更高阶的认知推理能力
- 特斯拉FSD进入中国市场, 但其世界模型依赖真实数据 积累,合成场景保真度不足

2025 - 未来 云端-车端协同阶段

主流技术路线转向"云端大模型+车端

- 华为ADS4.0通过云端完成6亿公里 仿真验证,为高速L3商用铺路
- 小鹏计划通过模型蒸馏压缩云端模 型参数,实现轻量化车端部署
- Momenta、地平线等供应商将世界 模型与强化学习结合,优化奖励函 数设计以提升决策效



01 中国高阶智能辅助驾驶市场背景

- 1.1 高阶辅驾ODD再扩展

- 1.2科技平权与技术普惠 1.3事故焦虑与安全冗余 1.4政策护航与理性宣传

中国高阶智能辅助驾驶技术洞察

- 2.1 高阶智能辅助驾驶技术洞察:解码算力、数据、算法的技术底层逻辑2.2 高阶智能辅助驾驶算力洞察:①车端算力;②云端算力2.3 高阶智能辅助驾驶数据洞察:①数据难题;②数据采集;③定位技术2.4 高阶智能辅助驾驶算法洞察:①端到端;②VLA;③世界模型

中国高阶智能辅助驾驶竞合分析

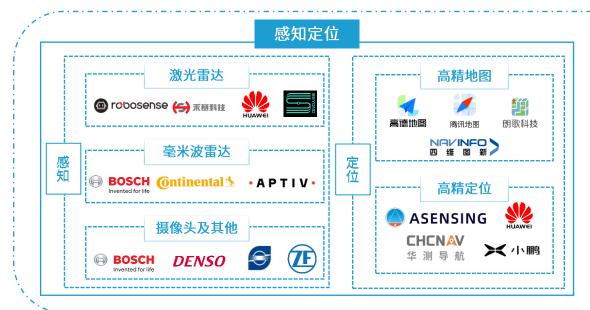
- 3.1 企业梯队与产业图谱 3.2 开发策略与合作模式

中国高阶智能辅助驾驶趋势洞察

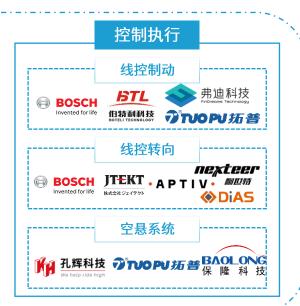
4.1 乘用车L3商业化进展

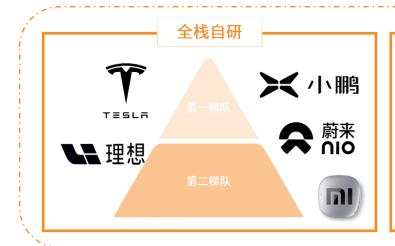
3.1 智能辅助驾驶企业梯队与产业图谱















3.2 综述: 智能辅助驾驶方案软硬全栈自研、自研+外采、软硬全栈外采综合分析



- ◆ 主机厂智能辅助驾驶方案的合作模式主要包括: 1) 全栈自研: 如特斯拉主导算法、芯片及域控设计; 2) 自研+外采: 传统车企自研基础算法,联合供应商开发高阶功能; 3) 全栈外采: 依赖第三方软硬件整合方案。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,全栈自研需高研发投入与数据闭环能力,仅头部新势力可长期维持;自研+外采因平衡效率与可控性,将成为多数车企主流选择;全栈外采因技术迭代快、成本低,在中低端车型中仍有空间。行业将呈现"分层竞争、多元共存"格局,第三方供应商在开放性生态下机会显著。

亿欧智库:中国车企智能辅助驾驶方案开发策略综合对比分析

	Α.	
750		*L = +1 4 /N + 1+1+1+1+ 10 ++1++
7	7	双声拟多作无线岩际特色拟品
	190	数量越多代表该指标程度越高

	软硬全栈自研	自研+外采	软硬全栈外采
典型车企案例	特斯拉(FSD)、华为(ADS 3.0) 小鹏(XNPG)、理想(AD MAX 3.0)	比亚迪(自研Momenta) 吉利(自研+外采) 长安(华为+自研)	丰田(Momenta)、日产(Momenta) 奇瑞(轻舟智航)、长城(元戎启行)
核心优势	技术壁垒高、差异化明显、独占数据资产	平衡成本与技术,灵活适应市场需求	快速量产、成本可控、降低研发风险
供应链风险	☆ 算法自研+芯片自研/外采	算法自研/外采;芯片自研/外采	★ ★ ★ ★ ★ 章 章 章 章 章 章 章 章 章 章 章 章 章 章 章
主要挑战	> 资金/人才门槛极高> 技术路线选择风险	▶ 内部协同复杂(自研与外采团队冲突)▶ 供应链管理难度大	▶ 同质化竞争▶ 利润空间压缩
开发周期	3-5年 (需组建千人级团队,投入超高)	2-3年 (通过内部赛马整合+部分外采缩短周期)	0.5-1年 (供应商提供成熟方案直接上车)
功能迭代速度	★ ★ ★ ★ ★ ★ ★ (端到端架构支持月度OTA,如小鹏XNPG每月升级)	(自研功能年更新,外采功能依赖供应商节奏)	(功能更新周期6-12个月)
成本结构	> 初期整体投入高(算力芯片+算法+数据闭环)> 规模化量产后长期边际成本低	➤ 高阶方案自研成本较高➤ 低阶方案外采成本较低	▶ 整体方案BOM成本数千元,具体看规模
技术路线	自主选择激光雷达、纯视觉或多传感器融合方案 (如特斯拉纯视觉,华为激光雷达+视觉)	高阶方案自研(激光雷达为主) 低阶方案外采(视觉为主)	依赖供应商技术路线 (如Momenta无图方案、大疆纯视觉方案)
数据控制能力	完全自主 (数据闭环自研,支持持续OTA迭代)	部分自主 (自研团队主导数据标注,供应商辅助)	无控制权 (数据归属供应商,车企仅获取功能接口)
算力需求	高 (如英伟达Orin X/Thor芯片,算力258-1000TOPS)	高阶用英伟达/地平线J6(100-400 TOPS) 低阶用黑芝麻/高通(5-50 TOPS)	中低算力为主 (地平线J6系列100 TOPS,高通8650约50 TOPS)

数据来源:专家访谈,亿欧智库 注释:①OTA:Over-The-Air,远程升级技术

3.2.1 软硬全栈自研: 打破技术垄断,车企高阶智能辅助驾驶生态闭环的终极武器



- 全栈自研的核心优势在于技术闭环带来的软硬件深度协同优化能力,如华为通过自研MDC芯片与激光雷达的深度适配,实现算法与硬件的高效匹配, 理论上可提升系统性能上限。此外,车企掌握数据主权,能够构建数据闭环,支撑算法持续迭代,形成长期技术壁垒。然而,该模式研发成本极高, 需依赖大规模销量摊薄成本,中小车企难以承受。同时,自研芯片生态支持不足,如非英伟达架构导致社区资源受限,可能拖累技术迭代速度。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,全栈自研或将成为头部车企的专属赛道。特斯拉、华为、小鹏等企业凭借技术积累与规模化销量,可通过全栈自研构建 生态壁垒,如华为鸿蒙智行通过多车型接入分摊成本。但随着智能辅助驾驶功能的标准化推进,全栈自研可能退守高端市场,成为差异化竞争 工具,而非主流选择。



特斯拉: FSD V13

纯视觉方案

实现端到端全场景城市NOA,支持动态绕行封闭路段,流畅应 对复杂路况,但本地化交通规则适应性仍需优化

硬件配置

• 传感器: 7*摄像头+1*毫米波雷达

芯片: 2*HW4.0芯片(FSD3.0), 算力720TOPS

软件算法

• 纯视觉感知 + 一段式端到端



▶ 小鹏: XNGP 5.0 纯视觉方案

实现无图城市NOA全覆盖,拟人化决策优秀,支持超车绕行、 手机遥控泊车及VPA记忆泊车,综合体验行业领先

硬件配置

• 传感器: 12*摄像头+3*毫米波雷达+12*超声波雷达+高精定位

芯片: 2*Orin-X芯片, 算力508TOPS

• 纯视觉感知 + 一段式端到端



华为: 乾崑智驾ADS 3.0 多传感器融合方案

支持全场景D2D智能辅助驾驶,覆盖封闭/开放道路,复杂场景 处理能力突出,全国无图城区NCA已落地

硬件配置

• 传感器: 1-3*激光雷达+11*摄像头+3*毫米波+12*超声波雷达

芯片: 昇腾系列MDC610/MDC810, 算力200/400TOPS

软件算法

• 感知GOD大网,规控PDP端到端



蔚来: NIO Pilot 多传感器融合方案

覆盖高速/城区/换电场景,支持NOP+增强车道居中,但复杂场 景接管率较高,端到端模型尚未全量上车

传感器: 1-3*激光雷达+11-14*摄像头+1-5*毫米波+12*超声波

芯片: 4*Orin-X, 1016TOPS / 神玑NX9031, 2000+TOPS

• 端到端+世界模型



■ 理想: AD Max ■ 多传感器融合方案

端到端+VLM双系统实现车位到车位功能,优化拥堵跟车及泊出 场景,覆盖通勤路线及高速场景,模型训练效率高于行业均值

硬件配置

• 传感器: 1*激光雷达+11*摄像头+1*毫米波+12*超声波

芯片: 2*Orin-X芯片, 算力508TOPS

软件算法

• 车端:端到端+VLM;云端:世界模型



小米: Xiaomi Pilot Max 多传感器融合方案

端到端架构支持全场景智能辅助驾驶,新增环岛通行及ETC辅 助,手机遥控泊出功能优化,但匝道处理及数据积累仍处提升

传感器: 1*激光雷达+11*摄像头+3*毫米波+12*超声波

芯片: 2*Orin-X芯片, 算力508TOPS

端到端+VLM

3.2.2 自研+外采:双轨制突围实现1+1>2,破解高阶智能辅助驾驶规模化量产难题



天枢智驾

Max版配备1*激光

雷达+11*摄像头

Pro:J6M;

Pro:128;

Max:730 Pro版: 主动安全

Max:Thor-U

- 自研+外采模式平衡了技术主权与开发效率。车企可自研核心算法如端到端大模型,掌握差异化竞争力;同时引入第三方硬件或功能模块加速量产, 例如蔚来高端车型自研算法,中低端车型外采地平线J6方案。此外,该模式还有灵活适配多品牌战略的优势,如比亚迪一次性推出3种智能辅助驾 驶方案覆盖不同车型需求。但劣势也很明显,技术整合复杂度高,若自研进度滞后,如广汽XLab研发受阻,则可能被迫依赖供应商方案。
- **亿欧汽车研究院认为,自研+外采将成为主流车企的核心路径**。传统车企如吉利、奇瑞通过"双轨制"兼顾技术储备与量产速度,例如奇瑞成立 大卓推进自研,同时与Momenta合作快速落地功能。未来分工将更细化,车企聚焦场景定义与数据迭代,供应商提供标准化模块,共同推动智 能辅助驾驶功能下沉至中端市场。

天神之眼A: 高阶智驾三激光版 (DiPilot 600)

传感器: 3*激光雷达 + 5*毫米波雷达 + 11*摄像头(含 双目前视摄像头、4*环视摄像头等)+12*超声波雷达

算力: 双Orin-X芯片,算力508 TOPS

适用功能: 高速NOA+泊车,复杂城市道路、无信号灯

路口、人车混行等高风险环境

车型定位:旗舰级配置,尾部金色标识,主打30万元

以上高端市场,如:仰望系列

天神之眼B: 高阶智驾激光版 (DiPilot 300)

传感器: 1*激光雷达 + 5*毫米波雷达 + 12*摄像头 +

12*超声波雷达

算力: 单Orin-X芯片, 254 TOPS算力

适用功能:城市无图NOA,主流城市通勤和长途驾驶 **车型定位**:中高端市场,尾部红色标识,如:腾势、

天神之眼C: 高阶智驾三目版 (DiPilot 100)

方案: 纯视觉方案, 无激光雷达

传感器: 5*毫米波雷达 + 12*摄像头(前视三目为核心)

+12*超声波雷达

适用功能:全场景D2D,高速通勤和日常泊车

车型定位: 普惠型智能辅助驾驶, 尾部蓝色标识, 主

攻10万元以下市场,如:王朝、海洋系列





吉利》	麦车	王/ #	ЯНІ 、 НЗ,	, пэ, п <i>т</i>	, пэ
千里浩瀚	H1	Н3	H5	H7	Н9
智驾芯片	黑芝麻 A1000*2	J6M	单Orin-X	双Orin-X	双Thor
算力TOPS	116	128	254	508	1000+
激光雷达	0	0	1	1	5
摄像头	10	11	11	11	13
毫米波	5	3	3	3	5
算法	旷视		自研	自研	自研
适用功能	高速NOA 自动泊车 APA	城市NOA 高速NOA 记忆泊车 HPA	全场景D2D 城市无图NOA 高速NOA 记忆泊车HPA	高速NOA	全冗余L3架构

Orin-X

200~508

端到端+世界模型

7*摄像头+3*毫米波 1*激光+7-11*摄像头 3*激光雷达+13*摄像头

+3*毫米波+12*超声波 +5*毫米波+12*超声波





CHERY

J3+TDA4双芯片

80~128

端到端

+12*超声波

高速NOA、城市NOA、

猎鹰智驾

芯片

算力TOPS

算法

传感器



其他智能辅助驾驶方案自研+外采的车企

长安汽车

乾崑智驾

ADS SE

10*摄像头

+12*超声波

华为芯片

车道保持

冒驾系统 长安智驾

芯片

算力

TOPS

5*摄像头 **传感器** +12*超声 +3*毫米波

波

J6M

128





长安智驾、乾崑智驾、天枢智驾等(不完全列举)

3*激光雷达 1*激光雷达

+12*超声波

Orin-X

高速NOA

乾崑智驾

ADS 3

华为芯片

城市NOA

代客泊车



城市NOA 增强; Max版: 全



未上车

1000

VLA+世界模型

L3级自动驾驶







3.2.3 第三方供应商:科技平权下,轻量化布局智能辅助驾驶的最优解



- ◆ 全栈外采的最大优势在于显著降低研发风险与成本,如Momenta的端到端大模型方案适配多芯片平台,硬件成本可控制在5000元内,助力10万元级车型实现科技平权;供应商如轻舟智航通过"敢赔模式"与保险公司合作分摊事故责任,进一步降低车企风险。但于主机厂而言,车企将丧失技术主导权,产品同质化风险高;于供应商而言,供应商需适配多样车型,数据一致性差可能影响算法迭代效率。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,全栈外采将主导中低端市场与燃油车领域。合资品牌与二线新势力因成本敏感,倾向于采用地平线J6等标准化方案快速上车。第三方供应商生态加速崛起,例如地平线通过"芯片+算法+工具链"开放平台,与鉴智、轻舟等企业形成技术联盟,逐步成为行业基础设施提供者。未来,高阶功能如L3,可能仍依赖自研,而中低阶功能如高速NOA,将全面标准化,供应商通过规模化优势渗透市场。

亿欧智库:智能辅助驾驶方案第三方供应商及具体配置

第三方供应商	合作车企/品牌	硬件配置	功能覆盖	技术路线	芯片及算力	关键特点
华为(引望)	赛力斯、长安、奇瑞、 阿维塔等	10-11*摄像头 + 3-5*毫米波雷达 + 12*超声波雷达 (部分含华为192线激光雷达)	高速/城区NCA、记忆泊车 循迹倒车、自动泊车	激光雷达+视觉融合	华为MDC系列 (96-400 TOPS)	支持全场景无断点领航,端到端大模型全量上车, 覆盖全国道路
Momenta	智己、上汽、比亚迪、 广汽埃安等	11*摄像头 + 3*毫米波雷达 + 12*超声波雷达 (部分车型含激光雷达)	城市NOA(无图) 高速NOA、自动泊车	激光雷达+视觉融合	英伟达Orin-X (254 TOPS)	量产车型最多,技术强调安全稳定 城市NOA覆盖全国,成本低至数千元
大疆卓驭	宝骏、吉利、 上汽通用五菱等	7-9*摄像头 + 32-100TOPS算力平台 (无激光雷达)	高速NOA、城市记忆行车 自动泊车	纯视觉/低算力方案	大疆自研芯片 (32-100 TOPS)	低成本方案,适配10万级车型 支持无图城市领航
元戎启行	深蓝、长安等	11*摄像头 + 3*毫米波雷达 + 1*激光雷达 (部分车型)	城市NOA、高速NOA 自动泊车	激光雷达+视觉融合	英伟达Orin-X (254 TOPS)	端到端技术上车 覆盖复杂路口场景,体感接近头部厂商
轻舟智航	岚图、部分自主品牌	7-11*摄像头 + TDA4/征程J6E芯片 (无激光雷达)	高速NOA、城市记忆行车 跨层记忆泊车	纯视觉/低算力方案	地平线J6E/J6M (5-45 TOPS)	低成本方案,聚焦10-15万车型 支持BEV无图方案
德赛西威	比亚迪、小鹏、理想等	5-11*摄像头 + 3-5*毫米波雷达 (部分含激光雷达)	高速NOA、自动泊车	激光雷达+视觉融合	英伟达Orin-X (254 TOPS)	智驾域控市占率第一 依托头部车企订单实现规模化装车



01 中国高阶智能辅助驾驶市场背景

- 1.1 高阶辅驾ODD再扩展
- 1.2科技平权与技术普惠 1.3事故焦虑与安全冗余 1.4政策护航与理性宣传

中国高阶智能辅助驾驶技术洞察

- 2.1 高阶智能辅助驾驶技术洞察:解码算力、数据、算法的技术底层逻辑2.2 高阶智能辅助驾驶算力洞察:①车端算力;②云端算力2.3 高阶智能辅助驾驶数据洞察:①数据难题;②数据采集;③定位技术2.4 高阶智能辅助驾驶算法洞察:①端到端;②VLA;③世界模型

中国高阶智能辅助驾驶竞合分析

- 3.1 企业梯队与产业图谱
- 3.2 开发策略与合作模式

中国高阶智能辅助驾驶趋势洞察

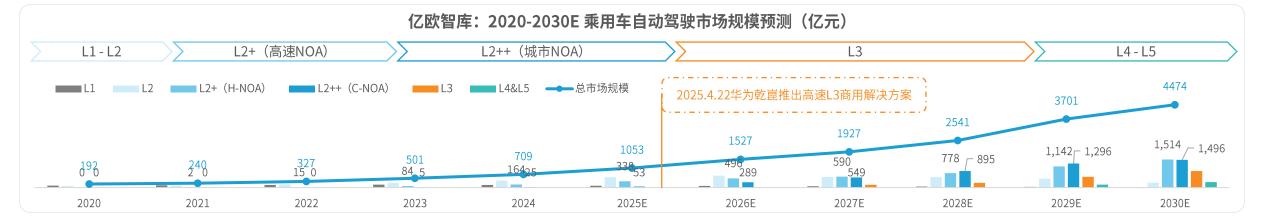
4.1 乘用车L3商业化进展

4.1 2025年各家主机厂陆续发布L3、L4的量产规划,数据积累与政策协同推动安全升级



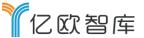
- ◆ L3级有条件自动驾驶的ODD限定在政策允许的高速路段,而L4级高度自动驾驶则可在复杂度更高的城市限定区域内运行,如Robotaxi运营区。
- ◆ 2025年成为乘用车L3级有条件自动驾驶的商业化元年。1)产业方面:4月22日华为乾崑推出高速L3商用解决方案; 广汽集团将在2025年量产并上市销售L3自动驾驶车型,下线交付L4自动驾驶前装量产车型;其他头部车企如小鹏也陆续公布其L3级有条件自动驾驶落地计划。2)政策方面:工信部于2025年3月有条件批准L3准入,为技术规模化铺平道路,如北京等地率先明确车企事故责任条款。
- ◆ 亿欧汽车研究院认为,尽管车企和政策的推动为L3落地创造了条件,但大规模商业化仍需突破技术长尾问题与伦理争议,未来两年将是关键窗口期,L3级智能辅助驾驶功能的规模化上车进度可能会放缓,需通过数据积累与政策协同实现从"功能可用"到"安全可信"的跨越。





数据来源:专家访谈,亿欧智库

结语



- ◆ 2025年全场景D2D功能的规模化落地,以及年底至2026年即将量产上车的L3功能,促使智能辅助驾驶第三方供应商、激光雷达厂商、线控企业、智能辅助驾驶图商、 数据标注与仿真企业等愈发成为主机厂提升功能安全的关键生态伙伴;同时全场景D2D功能带来复杂的应用场景,也使智能辅助驾驶芯片供应商更加注重感知算法的业 务布局;而解决方案供应商则通过与主机厂多元化的合作模式获得定点,同时不断打造行业口碑,实现可持续的业务增长。
- ◆车企对于智能辅助驾驶功能的发力点已经从"上车"向"安全"转移,正在不断优化全场景D2D功能的"长尾"问题,在此过程中车云算力、数据闭环以及算法架构等创新技术的应用,也为产业链上游企业带来机会。亿欧汽车研究院认为随着智能辅助驾驶功能的不断发展,参与企业的市场竞争正在"缩圈",未来市场集中度也将进一步提升,能够快速响应主机厂需求以及具有AI能力的企业将脱颖而出。
- ◆由于时间和精力有限,本报告对于中国智能辅助驾驶演进历程及最新技术的研究与讨论难免存在疏漏与偏差,敬请谅解。在此特别感谢**魔视智能、**地平线、Momenta、 智驾大陆、小鹏汽车、安波福、奇瑞等企业对本报告给予的支持,为报告撰写输出了宝贵的专业观点和建议。
- ◆ 亿欧智库将持续关注汽车智能化领域的最新动态,通过深度洞察输出更多有价值的研究成果。欢迎读者朋友们与我们交流联系,共同助力中国汽车智能化发展。

■亿欧智库已发布汽车智能化相关报告















持续关注 敬请期待

中国科技出行产业创新服务平台,提供高效流通的信息内容及多维度价值服务



科技出行产业核心业务: 汽车产业研究及创新咨询 | 汽车科技内容平台 | 汽车产业会议及企业创新服务

提供

高效流通的 信息内容服务



极具价值创新的 研究咨询解决方案





使命愿景: 致力于为汽车出行产业的持续发展与创新,提供高效流通的信息内容及多维度价值服务

✓ 关注方向:聚焦新科技、新政策、新资本、新理念"四新商业变量",对汽车出行产业的影响与推动

✓ 关注领域: 涵盖智能电动汽车、自动驾驶、出行科技、新能源、汽车服务及流通数字化等产业上下游



- 智能驾驶
- 智能座舱
- 智能网联
- ■智能车云
- 车载基础软件及部件



- 自动驾驶场景解决方案
- 自动驾驶核心部件
- ■自动驾驶关键技术服务



- 车路协同
- 新型出行服务
- 飞行汽车/EVTOL



- 动力电池
- 氢燃料电池
- 储能系统



- 汽车流通及数字化
- 新型汽车服务
- 充电补能服务
- 汽车后市场

聚焦客户需求,提供"战略决策+企业传播"解决方案,帮助解决企业内外部问题



持续寻找 关注并服务 最具价值与潜力的企

国内外领先主机厂

新兴汽车科技公司

产业投融资机构



国内外优秀供应商

科技互联网公司

政府/示范区/协会



面向智能电动汽车 产业生态伙伴 客户群体

بالد

解决企业内部战略决策问题

基于专业方法论,依托对汽车出行产业创新升级的持续研究洞察与分析,帮助企业解决内部战略决策问题:

- ◆ 了解产业环境、市场竞争格局
- ◆理解竞企产品/技术/规划/实施路径
- ◆探索细分市场进入/现状/趋势,分析赛道价值,制定企业规划、执行方案等

	Step] 认知输		Step2 解读定性		Step3 战略方案
宏观: 产业维度	✓ 产业扫✓ 行业洞		产研分析 投研分析		
中观: 市场维度	✓ 市场调 ✓ 竞争格	研 ✓ 局分析 ✓	细分市场研究 用户调研	✓	可行性分析 战略规划构建
微观: 企业维度		✓ ✓	对标研究 内部咨询	✓	竞争策略制定 业务能力提升

战略 决策



企业 传播

解决企业外部认知与品牌传播问题

通过兼具研究与媒体视角的汽车科技内容平台,以及汽车产业会议及企业创新服务,帮助企业解决外部认知与品牌宣传问题:

- ◆品牌定位,品牌强化及推广
- ◆企业价值解读、企业核心优势提炼及呈现、企业传播影响力提升
- ◆内容传播策划及会议资源对接等

	Step 1 看到与发现	Step 2 读懂与传播	Step 3 对接与服务
面向 B端客户	✓ 产业图谱绘制✓ 产业峰会参与	✓ 产研分析及企业案例植入✓ 投研分析及企业价值解读✓ 白/蓝皮书编制及联合发布	✓ 榜单评选及发布✓ 会议资源共享及盘活
面向 C端用户	✓ 专题内容融入✓ 执占事件资讯	✓ 话题文章植入✓ 深度文章解读	✓ 企业专项会议策划✓ 企业创新发展赋能

✓ 企业人物专访

关于亿欧



◆ 团队介绍:

亿欧智库(EO Intelligence)是亿欧旗下的研究与咨询机构。为全球企业和政府决策者提供行业研究、投资分析和创新咨询服务。亿欧智库对前沿 领域保持着敏锐的洞察,具有独创的方法论和模型,服务能力和质量获得客户的广泛认可。

亿欧智库长期深耕新科技、消费、大健康、汽车出行、产业/工业、金融、碳中和等领域,旗下近100名分析师均毕业于名校,绝大多数具有丰富的 从业经验;亿欧智库是中国极少数能同时生产中英文深度分析和专业报告的机构,分析师的研究成果和洞察经常被全球顶级媒体采访和引用。

以专业为本,借助亿欧网和亿欧国际网站的传播优势,亿欧智库的研究成果在影响力上往往数倍于同行。同时,亿欧内部拥有一个由数万名科技和 产业高端专家构成的资源库,使亿欧智库的研究和咨询有强大支撑,更具洞察性和落地性。

◆报告作者:



连思兰 亿欧汽车分析师 Email: liansilan@iyiou.com

◆报告审核:



李浩诚 亿欧汽车研究总监 Email: lihaocheng@iyiou.com



杨永平 亿欧执行总经理、亿欧汽车总裁 Email: yangyongping@iyiou.com

关于亿欧



◆ 版权声明:

本报告所采用的数据均来自合规渠道,分析逻辑基于智库的专业理解,清晰准确地反映了作者的研究观点。本报告仅在相关法律许可的情况下发放,并仅为提供信息而发放,概不构成任何广告。在任何情况下,本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议。本报告的信息来源于已公开的资料,亿欧智库对该等信息的准确性、完整性或可靠性作尽可能的追求但不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映亿欧智库于发布本报告当日之前的判断,在不同时期,亿欧智库可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。亿欧智库不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时,亿欧智库对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改,读者可自行关注相应的更新或修改。

本报告版权归属于亿欧智库,欢迎因研究需要引用本报告内容,引用时需注明出处为"亿欧智库"。对于未注明来源的引用、盗用、篡改以及其他 侵犯亿欧智库著作权的商业行为,亿欧智库将保留追究其法律责任的权利。

◆ 关于我们:

亿欧是一家专注科技+产业+投资的信息平台和智库;成立于2014年2月,总部位于北京,在上海、深圳、南京、纽约设有分公司。亿欧立足中国、 影响全球,用户/客户覆盖超过50个国家或地区。

亿欧旗下的产品和服务包括:信息平台亿欧网(iyiou.com)、亿欧国际站(EqualOcean.com)、研究和咨询服务亿欧智库(EO Intelligence), 产业和投融资数据产品亿欧数据(EO Data);行业垂直子公司亿欧大健康(EO Healthcare)和亿欧汽车(EO Auto)等。

亿欧服务



◆ 基于自身的研究和咨询能力,同时借助亿欧网和亿欧国际网站的传播优势;亿欧为创业公司、大型企业、政府机构、机构投资者等客户类型提供有 针对性的服务。

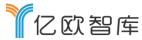
◆ 创业公司

亿欧旗下的亿欧网和亿欧国际站是创业创新领域的知名信息平台,是各类VC机构、产业基金、创业者和政府产业部门重点关注的平台。创业公司被 亿欧网和亿欧国际站报道后,能获得巨大的品牌曝光,有利于降低融资过程中的解释成本;同时,对于吸引上下游合作伙伴及招募人才有积极作用。 对于优质的创业公司,还可以作为案例纳入亿欧智库的相关报告,树立权威的行业地位。

◆ 大型企业

凭借对科技+产业+投资的深刻理解,亿欧除了为一些大型企业提供品牌服务外,更多地基于自身的研究能力和第三方视角,为大型企业提供行业研究、用户研究、投资分析和创新咨询等服务。同时,亿欧有实时更新的产业数据库和广泛的链接能力,能为大型企业进行产品落地和布局生态提供支持。

亿欧服务



◆ 政府机构

针对政府类客户,亿欧提供四类服务:一是针对政府重点关注的领域提供产业情报,梳理特定产业在国内外的动态和前沿趋势,为相关政府领导提供智库外脑。二是根据政府的要求,组织相关产业的代表性企业和政府机构沟通交流,探讨合作机会;三是针对政府机构和旗下的产业园区,提供有针对性的产业培训,提升行业认知、提高招商和服务域内企业的水平;四是辅助政府机构做产业规划。

◆ 机构投资者

亿欧除了有强大的分析师团队外,另外有一个超过15000名专家的资源库;能为机构投资者提供专家咨询、和标的调研服务,减少投资过程中的信息不对称,做出正确的投资决策。

◆ 欢迎合作需求方联系我们,一起携手进步; 电话 010-53321289, 邮箱 hezuo@iyiou.com



北京:北京市朝阳区大望京商务区保利国际广场T1-13层1303室 | 上海:上海市徐汇区桂平路391号新漕河泾国际商务中心B座1703

深圳:广东省深圳市宝安区华丰国际机器人产业园1期F栋110 | 纽约: 4 World Trade Center, 29th Floor-Office 67, 150 Greenwich St, New York, NY 10006